

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ADMINISTRAÇÃO
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS ADMINISTRATIVAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO**

BIBIANA GIUDICE DA SILVA CEZAR

**SOBRECARGA COGNITIVA, ANSIEDADE, FADIGA COGNITIVA,
COMPORTAMENTO DE EVITAÇÃO E ALFABETIZAÇÃO EM DADOS EM
AMBIENTES ORGANIZACIONAIS DE BIG DATA**

Porto Alegre

2024

BIBIANA GIUDICE DA SILVA CEZAR

**SOBRECARGA COGNITIVA, ANSIEDADE, FADIGA COGNITIVA,
COMPORTAMENTO DE EVITAÇÃO E ALFABETIZAÇÃO EM DADOS EM
AMBIENTES ORGANIZACIONAIS DE BIG DATA**

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, como requisito parcial para obtenção do título de doutora em administração.

Orientador: Prof. Dr. Antônio Carlos Gastaud Maçada

Porto Alegre

2024

CIP - Catalogação na Publicação

Cezar, Bibiana Giudice da Silva
SOBRECARGA COGNITIVA, ANSIEDADE, FADIGA COGNITIVA,
COMPORTAMENTO DE EVITAÇÃO E ALFABETIZAÇÃO EM DADOS EM
AMBIENTES ORGANIZACIONAIS DE BIG DATA / Bibiana
Giudice da Silva Cezar. -- 2024.
350 f.
Orientador: Antônio Carlos Gastaud Maçada.

Tese (Doutorado) -- Universidade Federal do Rio
Grande do Sul, Escola de Administração, Programa de
Pós-Graduação em Administração, Porto Alegre, BR-RS,
2024.

1. Big Data. 2. Alfabetização em Dados. 3.
Sobrecarga Cognitiva. 4. Ansiedade. 5. Fadiga
Cognitiva. I. Maçada, Antônio Carlos Gastaud, orient.
II. Título.

BIBIANA GIUDICE DA SILVA CEZAR

**SOBRECARGA COGNITIVA, ANSIEDADE, FADIGA COGNITIVA,
COMPORTAMENTO DE EVITAÇÃO E ALFABETIZAÇÃO EM DADOS EM
AMBIENTES ORGANIZACIONAIS DE BIG DATA**

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, como requisito parcial para obtenção do título de doutora em administração.

Orientador: Dr. Antônio Carlos Gastaud Maçada

Tese defendida e aprovada em 15 de Março de 2024

BANCA EXAMINADORA

Documento assinado digitalmente
gov.br ANTONIO CARLOS GASTAUD MACADA
Data: 18/03/2024 13:13:40-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

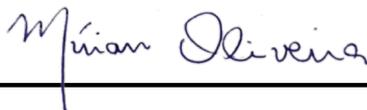
Prof. Dr. Antônio Carlos Gastaud Maçada, Universidade Federal do Rio Grande do Sul



Prof. Dr. Alexandre Cappellozza, Universidade Presbiteriana Mackenzie

Documento assinado digitalmente
gov.br CARLA BONATO MARCOLIN
Data: 18/03/2024 15:45:40-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof.^a Dra. Carla Bonato Marcolin, Universidade Federal de Uberlândia



Prof.^a Dra. Mírian Oliveira, Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul

Porto Alegre

2024

Dedico esse trabalho à minha família, sobretudo meus pais, que são minha base e meus exemplos, sempre presentes e me apoiando em minha jornada.

AGRADECIMENTOS

Esse trabalho não seria possível sem o apoio essencial de todos aqueles que contribuíram de alguma forma para que eu pudesse passar por mais essa etapa na minha vida, a vocês minha imensa e eterna gratidão.

Agradeço aos meus pais, Silma e Alexandre, por todo o amor, apoio, dedicação e zelo que me transmitem desde que nasci. Tenho em vocês os maiores exemplos de força, honestidade, responsabilidade, persistência e humildade, nos quais me espelho a cada passo dado. Meu desejo é, um dia, tornar-me ao menos uma parcela das pessoas que vocês são e poder passar-lhes o mesmo sentimento de orgulho que eu sinto quando penso nos meus pais.

Agradeço à minha irmã, Luíza, ao meu amor, Diogo, e à toda minha família por me proporcionarem um ambiente familiar unido e feliz e por sempre me apoiarem, me incentivarem e acreditarem em mim.

Agradeço à Universidade Federal do Rio Grande do Sul e seu corpo docente, em especial, ao meu orientador professor Maçada pela dedicação, cuidado, incentivo e compreensão, por compartilhar seu conhecimento e experiência comigo e me guiar durante toda a jornada do doutorado.

Agradeço a todos os profissionais que participaram do processo de pesquisa, disponibilizando seu tempo e contribuindo com o seu ponto de vista sobre as temáticas estudadas.

Agradeço à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo apoio financeiro ao longo do doutorado.

Agradeço aos professores Alexandre Cappellozza, Carla Bonato Marcolin e Mírian Oliveira por aceitarem o convite para compor a banca examinadora dessa tese e pelas considerações e insights valiosos que ajudaram a enriquecer este estudo.

A todos, o meu mais sincero: **MUITO OBRIGADA!**

A utopia está no horizonte. Eu sei muito bem que nunca a alcançarei. Que se eu caminho dez passos ela se distancia dez passos. Quanto mais buscá-la, menos a encontrarei, por que ela vai se afastando na medida em que me aproximo. Boa pergunta, não? Para que serve? Pois a utopia serve para isso: para caminhar.

Eduardo Galeano (2011) apud Fernando Birri

RESUMO

O sucesso de iniciativas de Big Data vai além da disponibilidade de dados e da tecnologia, dependendo crucialmente da intervenção humana. Profissionais em ambientes organizacionais de Big Data têm a responsabilidade de coletar, preparar e interpretar dados, extraindo conhecimento acionável. Portanto, ao se tratar do fator humano, destaca-se que sem uma compreensão profunda dos fatores que podem influenciar o comportamento dos indivíduos no uso de Big Data, é difícil maximizar o potencial dos dados para os negócios. Nesse sentido, a presente Tese lançou luz sobre aspectos cognitivos, afetivos e comportamentais existentes em ambientes organizacionais de Big Data, as particularidades desse contexto que podem anteceder tais aspectos, potenciais consequências envolvidas e o papel do conhecimento e habilidades do indivíduo. Sendo assim, estabeleceu-se como objetivo geral compreender as associações entre a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva e o Comportamento de Evitação em ambientes organizacionais de Big Data, seus antecedentes, suas consequências para o Desempenho do Profissional e o efeito exercido pela Alfabetização em Dados nesse contexto. Para tal, seguindo uma abordagem de métodos mistos, a presente Tese foi constituída de três artigos. Dessa forma foi possível integrar os resultados obtidos teórica e empiricamente através de abordagens qualitativas e quantitativas (Revisão Sistemática da Literatura, Entrevistas, Survey, Análise de Conteúdo, Modelagem de Equações Estruturais, Análise da Condição Necessária e Teoria Fundamentada em Dados) e construir uma visão holística sobre o complexo contexto de ambientes organizacionais de Big Data e seus estressores como as Características dos Dados (Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade dos Dados), as Características do Trabalho com Dados (Carga, Incerteza, Complexidade, Prazos e Mercado de Trabalho com Dados) e a Lacunas na Alfabetização em Dados da força de trabalho; sobre as associações diretas e indiretas entre a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva, o Comportamento de Evitação e a Alfabetização em Dados; sobre a falta de Veracidade dos Dados como o principal antecedente dos estados internos de Sobrecarga Cognitiva e Ansiedade; e sobre as consequências da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva, Comportamento de Evitação e Alfabetização em Dados para o Desempenho do Profissional.

Palavras-chave: Big Data; Sobrecarga Cognitiva; Ansiedade; Fadiga Cognitiva; Comportamento de Evitação; Desempenho do Profissional; Alfabetização em Dados.

ABSTRACT

The success of Big Data initiatives goes beyond the availability of data and technology, crucially depending on human intervention. Professionals in Big Data organizational environments have the responsibility to collect, prepare and interpret data, extracting actionable knowledge. Therefore, when dealing with the human factor, it is highlighted that without a deep understanding of the factors that can influence the behavior of individuals when using Big Data, it is difficult to maximize the potential of data for business. In this sense, this Thesis shed light on cognitive, affective and behavioral aspects existing in Big Data organizational environments, the particularities of this context that may precede such aspects, potential consequences involved and the role of the individual's knowledge and skills. Therefore, the general objective was to understand the associations between Cognitive Overload, Anxiety, Cognitive Fatigue and Avoidance Behavior in Big Data organizational environments, their antecedents, their consequences for Professional Performance and the effect exerted by Data Literacy in this context. To this end, following a mixed methods approach, this Thesis consisted of three articles. In this way, it was possible to integrate the results obtained theoretically and empirically through qualitative and quantitative approaches (Systematic Literature Review, Interviews, Survey, Content Analysis, Structural Equation Modeling, Necessary Condition Analysis and Grounded Theory) and build a vision holistic view of the complex context of Big Data organizational environments and their stressors such as Data Characteristics (Volume, Variety, Speed and Veracity of Data), Characteristics of Working with Data (Workload, Uncertainty, Complexity, Deadlines and Job Market with Data) and the Data Literacy Gap of the workforce; about the direct and indirect associations between Cognitive Overload, Anxiety, Cognitive Fatigue, Avoidance Behavior and Data Literacy; about the lack of Data Veracity as the main antecedent of the internal states of Cognitive Overload and Anxiety; and about the consequences of Cognitive Overload, Anxiety, Cognitive Fatigue, Avoidance Behavior and Data Literacy for Professional Performance.

Keywords: Big data; Cognitive Overload; Anxiety; Cognitive Fatigue; Avoidance Behavior; Professional Performance; Data Literacy.

LISTA DE FIGURAS

INTRODUÇÃO DA TESE

Figura 1 – Desenho de Pesquisa.....	32
Figura 2 – Contribuições de Cada Artigo para o Alcance do Objetivo Geral da Tese	33
ARTIGO 1 - COMPREENDENDO FATORES COGNITIVOS, AFETIVOS E COMPORTAMENTAIS EM AMBIENTES ORGANIZACIONAIS DE BIG DATA: UM ESTUDO SOBRE A SOBRECARGA COGNITIVA, ANSIEDADE, FADIGA COGNITIVA, COMPORTAMENTO DE EVITAÇÃO E ALFABETIZAÇÃO EM DADOS	
Figura 3 – Visão Geral do Estudo.....	53
Figura 4 – Fluxograma PRISMA	55
Figura 5 – Rede de Coocorrência	67
Figura 6 – Modelo de Pesquisa	101
Figura 7 – Modelo Estrutural.....	116

ARTIGO 2 - EFEITOS DO BIG DATA NA SOBRECARGA COGNITIVA, ANSIEDADE, FADIGA COGNITIVA E COMPORTAMENTO DE EVITAÇÃO, CONSEQUÊNCIAS PARA O DESEMPENHO DO PROFISSIONAL E O PAPEL DA ALFABETIZAÇÃO EM DADOS: UM ESTUDO À LUZ DO FRAMEWORK SOCC

Figura 8 – Estrutura Teórica Situação – Organismo – Comportamento – Consequência (SOCC)	143
Figura 9 – Modelo de Pesquisa	157
Figura 10 – Modelo Estrutural.....	174
Figura 11 – Análise das Condições Volume, Variedade e Velocidade dos Dados como Necessárias para a Sobrecarga Cognitiva.....	181
Figura 12 – Análise das Condições Volume, Variedade e Velocidade dos Dados como Necessárias para a Ansiedade	183
Figura 13 – Análise das Condições Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade dos Dados como Necessárias para a Fadiga Cognitiva	185

ARTIGO 3 - ESTRESSORES EM AMBIENTES ORGANIZACIONAIS DE BIG DATA: UM ESTUDO SOBRE AS CARACTERÍSTICAS DOS DADOS, CARACTERÍSTICAS DO TRABALHO COM DADOS E LACUNAS NA ALFABETIZAÇÃO EM DADOS

Figura 14 – Síntese dos Estressores de Ambientes Organizacionais de Big Data Percebidos pelos Profissionais Entrevistados	235
---	-----

CONCLUSÕES DA TESE

Figura 15 – Panorama Unificado dos Resultados.....	254
--	-----

LISTA DE QUADROS

ARTIGO 1 - COMPREENDENDO FATORES COGNITIVOS, AFETIVOS E COMPORTAMENTAIS EM AMBIENTES ORGANIZACIONAIS DE BIG DATA: UM ESTUDO SOBRE A SOBRECARGA COGNITIVA, ANSIEDADE, FADIGA COGNITIVA, COMPORTAMENTO DE EVITAÇÃO E ALFABETIZAÇÃO EM DADOS

Quadro 1 – Sintaxe de Busca.....	57
Quadro 2 – 93 Artigos Selecionados para Análise	59
Quadro 3 – Panorama Bibliométrico	64
Quadro 4 – Palavras-chave mais Frequentes.....	65
Quadro 5 – Palavras-chave e suas Posições na Rede de Coocorrência.....	67
Quadro 6 – Associações entre Sobrecarga, Ansiedade, Fadiga, Evitação e Alfabetização identificadas na Literatura	69
Quadro 7 – Perfil dos Profissionais que Participaram das Entrevistas Piloto	72
Quadro 8 – Estrutura do Roteiro Semiestruturado de Entrevista	72
Quadro 9 – Perfil dos Entrevistados	74
Quadro 10 – Instrumento de Coleta de Dados.....	104
Quadro 11 - Resultados do Pré-teste	106
Quadro 12 – Perfil dos Respondentes	108
Quadro 13 – Cargas Externas dos Itens do Modelo	112
Quadro 14 – Alfa de <i>Cronbach</i> , Confiabilidade Composta e Variância Média Extraída dos Construtos do Modelo	113
Quadro 15 – Critério Fornell-Larcker e Heterotrait-Monotrait Ratio (HTMT)	113
Quadro 16 – Teste de Hipóteses	117
Quadro 17 – Teste de Mediações.....	119

ARTIGO 2 - EFEITOS DO BIG DATA NA SOBRECARGA COGNITIVA, ANSIEDADE, FADIGA COGNITIVA E COMPORTAMENTO DE EVITAÇÃO, CONSEQUÊNCIAS PARA O DESEMPENHO DO PROFISSIONAL E O PAPEL DA ALFABETIZAÇÃO EM DADOS: UM ESTUDO À LUZ DO FRAMEWORK SOCC

Quadro 18 – Instrumento de Coleta de Dados.....	160
Quadro 19 - Resultados do Pré-teste	162
Quadro 20 – Perfil dos Respondentes	164
Quadro 21 – Cargas Externas dos Itens do Modelo	169
Quadro 22 – Alfa de <i>Cronbach</i> , Confiabilidade Composta e Variância Média Extraída dos Construtos do Modelo	170
Quadro 23 – Critério Fornell-Larcker e Heterotrait-Monotrait Ratio (HTMT)	171
Quadro 24 – Teste de Hipóteses	175

Quadro 25 – Teste de Hipóteses de Efeito Moderador	177
--	-----

**ARTIGO 3 - ESTRESSORES EM AMBIENTES ORGANIZACIONAIS DE BIG DATA:
UM ESTUDO SOBRE AS CARACTERÍSTICAS DOS DADOS, CARACTERÍSTICAS
DO TRABALHO COM DADOS E LACUNAS NA ALFABETIZAÇÃO EM DADOS**

Quadro 26 – Perfil dos Entrevistados	207
--	-----

Quadro 27 – Estrutura do Roteiro Semiestruturado de Entrevista	211
--	-----

Quadro 28 – Processo de Codificação para Análise de Dados	213
---	-----

Quadro 29 – Panorama de Códigos e Entrevistados	216
---	-----

Quadro 30 – Matriz de Combinações entre Estressores de Ambientes Organizacionais de Big Data.....	251
---	-----

CONCLUSÕES DA TESE

Quadro 31 – Síntese dos Resultados por Artigo	251
---	-----

Quadro 32 – Síntese das Meta-Inferências	255
--	-----

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO DA TESE	17
1.1 OBJETIVOS DA TESE	22
1.1.1 Objetivo Geral	23
1.1.2 Objetivos Específicos	23
1.2 JUSTIFICATIVA DA TESE	23
1.3 DESENHO DE PESQUISA E ESTRUTURA DA TESE.....	29
2. ARTIGO 1 - COMPREENDENDO FATORES COGNITIVOS, AFETIVOS E COMPORTAMENTAIS NO CONTEXTO DE AMBIENTES ORGANIZACIONAIS DE BIG DATA: UM ESTUDO SOBRE A SOBRECARGA COGNITIVA, ANSIEDADE, FADIGA COGNITIVA, COMPORTAMENTO DE EVITAÇÃO E ALFABETIZAÇÃO EM DADOS.....	35
2.1 INTRODUÇÃO	37
2.2 BACKGROUND CONCEITUAL	41
2.2.1 Sobrecarga Cognitiva	41
2.2.2 Ansiedade	44
2.2.3 Fadiga Cognitiva	44
2.2.4 Comportamento de Evitação	46
2.2.5 Alfabetização em Dados.....	47
2.3 MÉTODO GERAL.....	50
2.4 ETAPA 1: REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA.....	54
2.4.1 Método da Etapa 1	54
2.4.2 Resultados da Etapa 1	64
2.4.3 Discussão da Etapa 1	70
2.5 ETAPA 2: ESTUDO QUALITATIVO.....	70
2.5.1 Método da Etapa 2.....	71
2.5.2 Resultados da Etapa 2.....	79
2.5.2.1 Sobrecarga Cognitiva em Ambientes Organizacionais de Big Data	79
2.5.2.2 Ansiedade em Ambientes Organizacionais de Big Data	81
2.5.2.3 Fadiga Cognitiva em Ambientes Organizacionais de Big Data	82
2.5.2.4 Comportamento de Evitação em Ambientes Organizacionais de Big Data	84
2.5.2.5 Associações entre a Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva, Comportamento de Evitação e Alfabetização em Dados em Ambientes Organizacionais de Big Data.....	86
2.5.3 Discussão da Etapa 2	93
2.5.4 Desenvolvimento do Modelo de Pesquisa.....	94

2.6 ETAPA 3: ESTUDO QUANTITATIVO	102
2.6.1 Método da Etapa 3.....	102
2.6.2 Resultados da Etapa 3.....	110
2.6.2.1 Análise Fatorial Exploratória.....	111
2.6.2.2 Confiabilidade dos Indicadores.....	111
2.6.2.3 Confiabilidade e Validade dos Construtos.....	112
2.6.2.4 Validade Discriminante.....	113
2.6.2.5 Ajuste do Modelo.....	113
2.6.2.6 Coeficiente de Determinação.....	114
2.6.2.7 Tamanho do Efeito.....	114
2.6.2.8 Coeficientes de Caminho e Testes de Hipóteses.....	115
2.6.3 Discussão da Etapa 3.....	120
2.7 DISCUSSÃO GERAL	123
2.8 CONSIDERAÇÕES FINAIS	126
3. ARTIGO 2 - EFEITOS DO BIG DATA NA SOBRECARGA COGNITIVA, ANSIEDADE, FADIGA COGNITIVA E COMPORTAMENTO DE EVITAÇÃO, CONSEQUÊNCIAS PARA O DESEMPENHO DO PROFISSIONAL E O PAPEL DA ALFABETIZAÇÃO EM DADOS: UM ESTUDO À LUZ DO FRAMEWORK SOCC	131
3.1 INTRODUÇÃO	133
3.2 REFERENCIAL TEÓRICO	135
3.2.1 Big Data: Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade dos Dados.....	135
3.2.2 Sobrecarga Cognitiva.....	137
3.2.3 Ansiedade.....	138
3.2.4 Fadiga Cognitiva.....	139
3.2.5 Comportamento de Evitação.....	139
3.2.6 Desempenho do Profissional.....	140
3.2.7 Alfabetização em Dados.....	142
3.2.8 Framework SOCC: Situação – Organismo – Comportamento – Consequência.....	143
3.3 DESENVOLVIMENTO DO MODELO DE PESQUISA	145
3.3.1 Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade dos Dados como Estímulos Situacionais da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva em Ambientes Organizacionais de Big Data.....	145
3.3.2 Comportamento de Evitação como uma Resposta aos Estados Internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva em Ambientes Organizacionais de Big Data.....	148

3.3.3 Consequências da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva e Comportamento de Evitação para o Desempenho do Profissional em Ambientes Organizacionais de Big Data	149
3.3.4 Efeito da Alfabetização em Dados no Desempenho do Profissional em Ambientes Organizacionais de Big Data	152
3.3.4.1 Papel Moderador da Alfabetização em Dados.....	153
3.4 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	158
3.4.1 Natureza da Pesquisa.....	158
3.4.2 Método.....	158
3.4.3 Desenvolvimento e Validação do Instrumento de Coleta de Dados	158
3.4.4 População e Amostra.....	162
3.4.5 Teste de Viéses	165
3.4.6 Análise dos Dados	166
3.5 APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS.....	167
3.5.1 Análise Fatorial Exploratória	167
3.5.2 Modelo de Mensuração	168
3.5.2.1 Confiabilidade dos Indicadores	168
3.5.2.2 Confiabilidade e Validade dos Construtos.....	169
3.5.2.3 Validade Discriminante.....	170
3.5.3 Modelo Estrutural.....	171
3.5.3.1 Ajuste do Modelo	171
3.5.3.2 Redundância da Validação Cruzada dos Construtos.....	172
3.5.3.3 Coeficiente de Determinação.....	172
3.5.3.4 Tamanho do Efeito.....	173
3.5.3.5 Coeficientes de Caminho e Testes de Hipóteses.....	173
3.5.3.5.1 Efeito moderador da Alfabetização em Dados	176
3.5.4 Análise de Condição Necessária.....	178
3.6 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS.....	186
3.7 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	193
4. ARTIGO 3 - ESTRESSORES EM AMBIENTES ORGANIZACIONAIS DE BIG DATA: UM ESTUDO SOBRE AS CARACTERÍSTICAS DOS DADOS, CARACTERÍSTICAS DO TRABALHO COM DADOS E LACUNAS NA ALFABETIZAÇÃO EM DADOS.....	197
4.1 INTRODUÇÃO	199
4.2 REFERENCIAL TEÓRICO	202
4.2.1 Estressores em Ambientes Organizacionais de Big Data.....	202

4.3 MÉTODO	205
4.3.1 Natureza da Pesquisa	205
4.3.2 Nível e Unidades de Análise	206
4.3.3 Coleta de Dados	210
4.3.4 Análise de Dados	211
4.3.5 Critérios de Qualidade e Validade da Pesquisa.....	214
4.4 APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS	215
4.4.1 Características dos Dados	217
4.4.1.1 Volume dos Dados	218
4.4.1.2 Variedade dos Dados	219
4.4.1.3 Velocidade dos Dados.....	220
4.4.1.4 Veracidade dos Dados.....	220
4.4.2 Características do Trabalho com Dados	222
4.4.2.1 Carga do Trabalho com Dados	222
4.4.2.2 Incerteza do Trabalho com Dados	224
4.4.2.3 Complexidade do Trabalho com Dados.....	225
4.4.2.4 Prazos do Trabalho com Dados	226
4.4.2.5 Mercado de Trabalho com Dados	227
4.4.3 Lacunas na Alfabetização em Dados.....	229
4.4.3.1 Lacunas na Alfabetização em Dados dos Superiores	229
4.4.3.2 Lacunas na Alfabetização em Dados dos demais Colaboradores.....	232
4.4.3.3 Autoavaliação de Lacunas na Alfabetização em Dados	233
4.4.3.4 Combinações de Estressores de Ambientes Organizacionais de Big Data.....	236
4.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS	241
5. CONCLUSÕES DA TESE	244
REFERÊNCIAS	264
APÊNDICE A – ARTIGOS EXCLUÍDOS DA ANÁLISE NA REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA E CRITÉRIOS ADOTADOS (ARTIGO 1 DA TESE)	312
APÊNDICE B – EXEMPLOS DOS CRITÉRIOS DE EXCLUSÃO DE ARTIGOS NA REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA (ARTIGO 1 DA TESE)	335
APÊNDICE C – TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO (ARTIGOS 1 E 3 DA TESE)	346
APÊNDICE D – LIVRO DE CÓDIGOS (ARTIGO 1 DA TESE)	347
APÊNDICE E – LIVRO DE CÓDIGOS (ARTIGO 3 DA TESE)	349

1. INTRODUÇÃO DA TESE

Volumes extraordinários de dados complexos, heterogêneos e gerados em ritmo crescente compõem o conceito de **Big Data** e permeiam diferentes domínios da sociedade contemporânea ([EK BIA et al., 2015](#); [GEORGE et al., 2016](#); [POTHIER; CONDON, 2019](#); [YANG; LI, 2020](#); [AHMED et al., 2021](#)). O Big Data, em sua essência, trata-se de um artefato da relação humano-tecnologia na qual praticamente tudo pode ser documentado, medido e capturado digitalmente e, portanto, transformado em dados ([SIVARAJAH et al. 2017](#)). Sendo assim, essa proliferação sem precedentes de dados impulsionada pela difusão das Tecnologias da Informação (TI) pode ser considerada um evento disruptivo que vem impactando pessoas, processos e tecnologias e tornando as organizações contemporâneas ambientes informacionais cada vez mais complexos ([ABBASI; SARKER; CHIANG, 2016](#)).

No contexto de negócios, a disponibilidade de dados em enorme Volume, Variedade e Velocidade tem o potencial de proporcionar um melhor desempenho na tomada de decisão e vantagens competitivas associadas ([CHEN; CHIANG; STOREY, 2012](#); [WAMBA et al., 2015](#); [JANSSEN; VAN DER VOORT; WAHYUDI, 2017](#)). Dessa forma, a extração de valor dos dados tem sido valorizada como um recurso determinante no alcance de diferenciais significativos frente ao mercado ([EVANS; PRICE, 2016](#); [CÔRTE-REAL; OLIVEIRA; RUIVO, 2017](#); [GHASEMAGHAEI; CALIC, 2020](#)).

Dada essa notável importância atribuída ao Big Data nos últimos anos, um número crescente de organizações tem investido e adotado *Business Intelligence and Analytics* (BI&A), tornando-se **ambientes organizacionais de Big Data** ([GHASEMAGHAEI; EBRAHIMI; HASSANEIN, 2018](#); [BOŽIČ; DIMOVSKI, 2019](#); [MEADOWS et al., 2022](#)). BI&A abrange o conjunto de técnicas, tecnologias, sistemas, práticas, metodologias e aplicações habilitadas para coletar, armazenar, manipular, gerenciar e analisar grandes quantidades de dados variados para possibilitar um melhor entendimento das operações de negócios e do mercado e uma tomada de decisão oportuna ([CHEN; CHIANG; STOREY, 2012](#)).

Nesse sentido, o ritmo do avanço das organizações passa a ser pautado pelo gerenciamento e utilização eficaz da abundância dos dados de modo a extrair valor ([PHILIP, 2018](#); [ZIEMBA, 2019](#)). Isso por que há um apelo do mercado para que as empresas se tornem *data-driven* ou orientadas a dados, isto é, orquestrarem seus ativos e capacidades organizacionais de modo a centralizar o uso dos dados para informar a tomada de decisão ([DUAN; CAO; EDWARDS, 2020](#); [WANG et al., 2020](#)).

Embora o fator tecnológico seja essencial para converter Big Data em informação, o BI&A não é suficiente para gerar valor, isto é, conhecimento acionável que orienta e melhora a tomada de decisão ([HUYNH; NIPPA; AICHNER, 2023](#)). Portanto, destaca-se o **fator humano** como um marco crítico no sucesso de iniciativas de Big Data ([TABESH; MOUSAVIDIN; HASANI, 2019](#); [BOŽIČ; DIMOVSKI, 2019](#)).

O BI&A é desenvolvido visando apoiar a atividade cognitiva humana e aumentar a capacidade dos indivíduos de lidarem com os dados ([BOŽIČ; DIMOVSKI, 2019](#)). No entanto, cabe aos profissionais que atuam em ambientes organizacionais de Big Data a responsabilidade de coletar os dados certos, prepará-los, analisá-los e interpretá-los de modo a dar significado de acordo com o contexto do negócio, maximizando assim seu valor ao gerar informações e compartilhá-las com as partes interessadas, para orientar a tomada de decisão e criar vantagem competitiva ([BUMBLAUSKAS et al., 2017](#); [CARILLO, 2017](#); [AKTER et al., 2019](#); [BOŽIČ; DIMOVSKI, 2019](#)). Isto é, o valor dos dados para os negócios emerge de um processo ativo de engajamento entre os indivíduos, dados e ferramentas analíticas ([BOŽIČ; DIMOVSKI, 2019](#)). Outrossim, para que o conhecimento acionável possa ser extraído dos dados, a interferência humana é invariavelmente necessária ([SIVARAJAH et al., 2017](#)).

Sendo assim, conforme destacado por [Boldosova e Luoto \(2019\)](#) e [Delen, Moscato e Toma \(2018\)](#), **sem uma compreensão profunda dos fatores que podem influenciar o comportamento humano no uso de Big Data, é difícil maximizar o potencial dos dados para os negócios**. Nesse sentido, descobertas de trabalhos recentes refletem que **desafios de ordem cognitiva, afetiva e comportamental à nível do indivíduo** podem atrapalhar ou impedir a adoção, integração e uso bem-sucedido do Big Data nas operações diárias e na interpretação de dados para a tomada de decisão ([KWON; LEE; SHIN, 2014](#); [EKBI et al., 2015](#); [WHITE; BURGER; YEARWORTH, 2016](#); [BUMBLAUSKAS et al., 2017](#); [JANSSEN; VOORT; WAHYUDI, 2017](#); [MERENDINO et al., 2018](#); [VIDGEN; SHAW; GRANT, 2017](#); [CAESARIUS; HOHENTHAL, 2018](#); [BOLDOSOVA, 2019](#); [BOLDOSOVA; LUOTO, 2019](#)).

Isso porque à medida em que a complexidade dos dados aumenta, aumentam também as dificuldades humanas em lidar com eles ([JANSSEN; VOORT; WAHYUDI, 2017](#); [BOŽIČ; DIMOVSKI, 2019](#); [BOLDOSOVA; LUOTO, 2019](#)). Assim como [Ledzińska e Postek \(2017, p. 788\)](#) salientam: “*existe uma disparidade sem precedentes entre a disponibilidade e diversidade de dados e a capacidade de processá-los, o que é determinado principalmente por limitações de atenção e memória*”. Embora haja um avanço notável na abordagem e ferramentas

de visualização de dados, estas ainda podem ser consideradas escassas, exigindo dos indivíduos grande esforço cognitivo ([BOŽIČ; DIMOVSKI, 2019](#); [BOLDOSOVA; LUOTO, 2019](#)).

Portanto, pode-se auferir que um grande volume, variedade e velocidade dos dados excede a capacidade de processamento do indivíduo, o que pode gerar neste uma percepção de Sobrecarga Cognitiva ([EK BIA et al., 2015](#); [JANSSEN; VOORT; WAHYUDI, 2017](#); [KOLTAY, 2017](#); [MERENDINO et al., 2018](#)). A **Sobrecarga Cognitiva** é uma condição em que o indivíduo considera extremamente desafiador lidar com um conjunto significativo de dados para resolver algum problema em determinado contexto ([PATTERSON; ROTH; WOODS, 2001](#); [MERENDINO et al., 2018](#); ; [CEZAR; MAÇADA, 2021](#); [CEZAR; MAÇADA, 2023](#)). O que caracteriza uma situação contraditória: apesar dos dados estarem cada vez mais disponíveis, a capacidade humana de interpretar e extrair significado dos dados, encontrando nessa abundância o que é realmente informativo e valioso para seus interesses e necessidades não aumentou. O que [Woods, Patterson e Roth \(2002\)](#) denominaram como o Paradoxo da Disponibilidade: se por um lado reconhece-se que o maior, mais rápido e fácil acesso à dados proporcionado pelo avanço tecnológico é, a princípio, uma vantagem, por outro lado traz à tona a vulnerabilidade humana no que tange a dar sentido aos dados.

Segundo [Ledzińska e Postek \(2017\)](#), as tarefas cotidianas em um ambiente organizacional de Big Data excedem a capacidade cognitiva do indivíduo, levando-o a uma avaliação subjetiva ou percepção de sobrecarga contínuas. Ademais, além de estarem expostos a enormes volumes de dados complexos gerados em tempo real ([YIN et al., 2018](#); [DU et al., 2020](#)) os indivíduos também se deparam com distrações, multitarefa e atenção dividida o que pode sobrecarregá-lo ainda mais ([ROBERTS; MISRA; TANG, 2021](#)). Nesse sentido, a literatura relata várias consequências negativas da percepção de Sobrecarga Cognitiva para o bem-estar psicológico do indivíduo ([SWAR; HAMEED; REYCHAV, 2017](#)), dentre estas destaca-se a Ansiedade ([BAWDEN; ROBINSON, 2009](#); [SOROYA et al., 2021](#)) e a Fadiga Cognitiva ([DHIR et al., 2018](#); [GUO et al., 2020](#); [SOROYA et al., 2021](#)).

Lidar com o dilúvio sem precedentes de dados vivenciado pela sociedade pode ser preocupante e estressante para o indivíduo ([LEVITIN, 2014](#)). Isso porque a lacuna entre “*o que compreendemos e o que pensamos que deveríamos compreender*” e o “*buraco negro entre os dados e o conhecimento*” ([WURMAN, 2001, p. 14](#)) são cada vez maiores. Assim, emerge o estado de **Ansiedade** que pode ser descrito como os sentimentos de preocupação, tensão e apreensão que os indivíduos sentem ao se envolver com dados ([DUNN et al., 2013](#); [PINK; LANZENI; HORST, 2018](#)) e de frustração pela incapacidade de acompanhar a carga de dados

que se inserem de maneira ativa em todos os âmbitos de suas vidas ([SHEDROFF, 2001](#); [HÅKONSSON; CARROLL, 2016](#)). Em suma, trata-se de uma condição estressante ao ter que acessar, compreender ou fazer uso dos dados disponíveis para suprir determinada necessidade ou realizar determinada tarefa e julgar-se incapaz ([BAWDEN; ROBINSON, 2009](#)).

Em paralelo, em virtude das limitações cognitivas do ser humano, lidar com muitos dados pode vir a esgotar os recursos mentais, a energia e o interesse dos indivíduos, levando-os à um estado de **Fadiga Cognitiva** ([ZHANG; JIA; CHEN, 2019](#); [GUO et al., 2020](#); [GHASEMAGHAEI; TUREL, 2022a](#)). Nesse sentido, como resultado do emprego de um alto nível de atenção por um período prolongado, a Fadiga Cognitiva compreende sentimentos negativos de cansaço, estresse, irritação, decepção, apatia, indiferença, diminuição da necessidade/motivação e esgotamento mental que geram uma paralisia da capacidade analítica ([LEWIS, 1996](#); [ACKERMAN, 2011](#)). Ao sentir-se fadigado, o indivíduo experencia uma diminuição em suas operações cognitivas o que inclui negligência, perda de memória, distração e falta de concentração ([ACKERMAN, 2011](#); [BOKSEM; LORIST; MEIJMAN, 2005](#); [DHIR et al., 2019](#)).

Tais desafios cognitivos e afetivos merecem a atenção da academia uma vez que implicam em respostas comportamentais potencialmente nocivas ([GUO et al., 2020](#); [HWANG et al., 2020](#); [SOROYA et al., 2021](#)). O estresse pode levar os indivíduos a investirem sua capacidade cognitiva limitada para alcançarem os requisitos da tarefa cumprindo o nível mínimo exigido na solução de problemas, além de comportarem-se passivamente ou de maneira evasiva ([SUNG; ANTEFELT; CHOI, 2017](#)). [Božič e Dimovski \(2019\)](#), [Boldosova e Luoto \(2019\)](#) e [Boldosova \(2019\)](#) corroboram e salientam que aspectos de ordem cognitiva e afetiva podem influenciar o comportamento do indivíduo, levando-o à hesitação, resistência ou relutância ao uso de dados para tomar decisões e realizar suas tarefas.

À vista disso, traz-se luz ao conceito de **Comportamento de Evitação** no qual o indivíduo passa a ignorar deliberadamente alguns ou todos os dados disponíveis, sejam eles potencialmente relevantes e úteis ou não ([CASE et al., 2005](#); [BAWDEN; ROBINSON, 2009](#); [SWEENY et al., 2010](#)). O Comportamento de Evitação pode se manifestar na forma de diferentes comportamentos, como ignorar, resistir, evitar, transferir responsabilidade e evadir ([GUO et al., 2020](#)) e na forma de desatenção, interpretação enviesada e esquecimento ([DAI; ALI; WANG, 2020](#); [GOLMAN; HAGMANN; LOEWENSTEIN, 2017](#)) em situações nas quais há muito com o que lidar e considerando aspectos como falta de tempo, energia, conhecimento ou interesse pessoal ([CASE et al., 2005](#); [GUO et al., 2020](#)). Isso posto, os indivíduos podem vir

a praticar Comportamento de Evitação para escapar de estados internos negativos, como a Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva ([GUO et al., 2020](#); [SOROYA et al., 2021](#)).

Sendo assim, do ponto de vista do indivíduo no que diz respeito a fatores cognitivos, afetivos e comportamentais, embora os dados sejam recursos relevantes, sua abundância limita a capacidade de tomar decisões eficazes com rapidez ([CONBOY et al., 2020](#)), o que não gera uma vantagem competitiva aumentada ([MERENDINO et al., 2018](#)). Isso porque a combinação entre aspectos como a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva e o Comportamento de Evitação pode exercer efeito negativo no **Desempenho do Profissional** e, dessa maneira, prejudicar a organização como um todo ([BOLDOSOVA; LUOTO, 2019](#); [BOLDOSOVA, 2019](#); [GHASEMAGHAEI; TUREL, 2019](#); [GHASEMAGHAEI; TUREL, 2022b](#)). Considerando a pressão do mercado para que as empresas se tornem *data-driven*, a força de trabalho deve estar em sinergia com os objetivos organizacionais das empresas em relação ao uso de dados para que seja possível transformá-los em conhecimento acionável ([CARTER, 2019](#); [POTHIER; CONDON, 2019](#); [TABESH et al., 2019](#)).

Dessa forma, [Soroya et al. \(2021\)](#) sugerem que, para reduzir as consequências negativas da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva, há necessidade de fomentar as capacidades e habilidades humanas de lidar criticamente com a abundância, filtrando o que é necessário. No entanto, no contexto de Big Data, embora os avanços tecnológicos estejam acompanhando o rápido ritmo do crescimento dos dados, a experiência humana e os talentos necessários parecem estar atrasados ([SIVARAJAH et al., 2017](#); [ROETZEL, 2019](#)). Portanto, acessar o talento adequado para lidar de maneira autossuficiente com dados torna-se outro grande desafio para as organizações que almejam desbloquear todo o potencial de negócios do Big Data uma vez que as habilidades necessárias não são simples pois envolvem uma combinação de conhecimentos orientados para a tecnologia e negócios e uma mentalidade analítica ([KIM; TRIMI; CHUNG, 2014](#)).

Nesse sentido, vem à tona o conceito de **Alfabetização em Dados** definido pela [Gartner \(N.D.b\)](#) como “*a capacidade de ler, escrever e comunicar dados em contexto, com uma compreensão das fontes e construtos de dados, métodos analíticos e técnicas aplicadas, e a capacidade de descrever a aplicação do caso de uso e o valor de negócio ou resultado resultante*”. Portanto, a Alfabetização em Dados consiste em uma base de conhecimento que permite os indivíduos transformarem dados em informações e, então, em conhecimento acionável ([MANDINACH; GUMMER, 2013](#)).

Segundo [Koltay \(2017\)](#), dada a notável lacuna entre dados disponíveis e dados realmente úteis, a capacidade de um indivíduo filtrar e processar criticamente os dados necessários para orientar suas atividades é um fator decisivo. Portanto, a Alfabetização em Dados pode exercer um papel importante no enfrentamento de desafios relacionados com a abundância de dados, uma vez que envolve a capacidade de sintetizar grandes quantidades de dados e entender quais perguntas devem ser feitas a esses dados para atender a uma necessidade comercial específica ([KOLTAY, 2017](#); [WANG; WU; HUANG, 2019](#)). Além disso, os resultados do estudo de [Li et al. \(2019\)](#) indicam que a Alfabetização em Dados do indivíduo afeta significativamente sua cognição em termos de processamento de dados.

Sendo assim, **a presente tese visa defender o argumento** de que elementos característicos de Ambientes Organizacionais de Big Data podem ser estressantes para o indivíduo e suscitar Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva, estados esses que acarretam uma resposta comportamental de Evitação e, tais fatores, impactam o Desempenho do Profissional. Ademais, defende-se que a Alfabetização em Dados exerce efeitos nos referidos aspectos cognitivos, afetivos e comportamentais, no Desempenho do Profissional, assim como nas associações entre as variáveis de interesse.

Seguindo essa linha de raciocínio, a presente tese será desenvolvida buscando responder as seguintes **Questões de Pesquisa (QP)**:

QP1: *Como a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva e o Comportamento de Evitação estão associados em ambientes organizacionais de Big Data?*

QP2: *Quais são os antecedentes e consequentes da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva e Comportamento de Evitação em ambientes organizacionais de Big Data?*

QP3: *Qual o efeito exercido pela Alfabetização em Dados na Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva, Comportamento de Evitação e Desempenho do Profissional e nas associações entre essas variáveis?*

Para responder as referidas QPs, a seguir apresenta-se os objetivos geral e específicos da Tese e a justificativa para o seu desenvolvimento.

1.1 OBJETIVOS DA TESE

Os objetivos que orientam a realização da presente tese estão divididos em geral e específicos e apresentados nas próximas subseções.

1.1.1 Objetivo Geral

Compreender as associações entre a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva e o Comportamento de Evitação em ambientes organizacionais de Big Data, seus antecedentes, suas consequências para o Desempenho do Profissional e o efeito exercido pela Alfabetização em Dados nesse contexto.

1.1.2 Objetivos Específicos

a) Compreender, teórica e empiricamente, como a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva, o Comportamento de Evitação e a Alfabetização em Dados se manifestam e estão associados em ambientes organizacionais de Big Data.

b) Verificar como o Big Data está associado a Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva, como tais estados contribuem para o Comportamento de Evitação, quais as consequências para o Desempenho do Profissional e qual o efeito exercido pela Alfabetização em Dados nesse contexto.

c) Analisar os estressores existentes em ambientes organizacionais de Big Data percebidos pelos profissionais para fornecer uma compreensão de potenciais estímulos situacionais dos estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva.

1.2 JUSTIFICATIVA DA TESE

A relevância da temática da tese pode ser visualizada em evidências apresentadas em publicações de importantes empresas de tecnologia como a Gartner, Qlik, Accenture, Exasol, Avenga Labs. Tais documentos trazem uma visão centrada no indivíduo acerca das transformações acarretadas pelo Big Data nas práticas de trabalho, e como estas podem ser desafiadoras para alguns profissionais ([QLIK; ACCENTURE, 2020](#)).

De acordo com o relatório publicado pela [Qlik e Accenture \(2020\)](#)¹, os dados e a tecnologia vêm se desenvolvendo numa velocidade maior do que a capacidade humana é capaz de evoluir, fazendo com que alguns profissionais sintam-se sobrecarregados. Assim, 74% dos profissionais entrevistados relataram se sentirem sobrecarregados cognitivamente ao trabalhar com dados.

¹ A Qlik e a Accenture, em nome do Data Literacy Project, encomendaram a pesquisa que foi conduzida pela Opinium com 9.000 profissionais, de executivos a profissionais de nível básico, em empresas com mais de 50 funcionários no Reino Unido, EUA, Alemanha, França, Cingapura, Suécia, Japão, Austrália e Índia. A coleta de dados ocorreu no período de 10 a 24 de setembro de 2019 ([QLIK; ACCENTURE, 2020](#)).

Por essa perspectiva, [Chmiel \(2021\)](#) da Avenge Labs publicou um artigo sobre a crescente ‘explosão de dashboards’ espalhados pelas organizações contemporâneas. Apesar da grande disponibilidade de dados dar sensação de que ‘tudo está sob controle’, esta pode levar os profissionais a Sobrecarga Cognitiva, dificultando a geração de insights de valor.

Além disso, o relatório publicado pela [Qlik e Accenture \(2020\)](#) também evidencia que a velocidade da mudança ocasionada pelos dados e a expectativa de que os profissionais adotem rapidamente uma ‘mentalidade data-driven’ faz com que pelo menos parte da força de trabalho sinta que não está acompanhando. Portanto, a pesquisa apresenta indícios de Ansiedade e Fadiga Cognitiva no contexto de ambientes organizacionais de Big Data: 59% dos profissionais entrevistados relataram a sensação de ser improdutivo, frustrado, estressado, oprimido ou infeliz ao trabalhar com dados.

Nesse sentido, o relatório desenvolvido por [Duncan \(2022\)](#) da Gartner (2022)² salienta que as principais barreiras para o sucesso de iniciativas de Big Data e tomada de decisão baseada em dados são, em grande parte, comportamentais. Isto é, os humanos estão sujeitos a vieses e preconceitos que, se não forem feitos esforços conscientes para superá-los, podem levá-los a uma resistência emocional que pode converter-se em uma resistência comportamental. O que corresponde com os resultados da pesquisa divulgada pelo [Exasol \(2020\)](#)³ que revelaram que 65% das equipes de dados entrevistadas experimentaram resistência dos funcionários à adoção de métodos baseados em dados em suas organizações.

Dessa forma, [Qlik e Accenture \(2020\)](#) evidenciam diferentes formas de Comportamento de Evitação em ambientes organizacionais de Big Data. 36% dos indivíduos que se declararam sobrecarregados admitiram gastar pelo menos uma hora por semana procrastinando suas tarefas relacionadas a dados. O mesmo número (36%) assumiram preferência a métodos alternativos para cumprir com suas tarefas em detrimento do uso de dados. Enquanto 14% optam por evitar totalmente tarefas relacionadas a dados. Em consonância, apesar de quase todos os profissionais entrevistados reconhecerem os dados no ambiente de trabalho como um ativo importante, poucos os estão usando para orientar sua tomada de decisão: apenas 37% manifestaram confiar mais em suas decisões quando essas são baseadas em dados, e quase metade (48%) receia deixar de tomar decisões com base em intuições e, por isso, posterga o desenvolvimento de uma mentalidade de tomada de decisão baseada em dados ([QLIK; ACCENTURE, 2020](#)).

² Pesquisa desenvolvida pela Gartner com 496 líderes de Data & Analytics de empresas todo o mundo ([DUNCAN, 2022](#)).

³ Pesquisa realizada pela Sapio Research com mais de 2.000 tomadores de decisões de estratégia de dados no Reino Unido, Alemanha, EUA e China ([EXASOL, 2020](#)).

Consequentemente, ao contabilizar a procrastinação induzida por dados e licença médica devido ao estresse resultante de problemas relacionados a informação, dados e tecnologia, as empresas perdem uma média de mais de cinco dias úteis (43 horas) por funcionário a cada ano ([QLIK; ACCENTURE, 2020](#)). O que indica que esses fatores afetam o Desempenho do Profissional, o que se reflete em prejuízos para a organização.

Além de barreiras comportamentais, os entrevistados da pesquisa da Gartner ([DUNCAN, 2022](#)) apontaram como um obstáculo interno significativo para o sucesso de iniciativas de dados e análises as lacunas na Alfabetização em Dados da força de trabalho. O que corrobora com as evidências apresentadas na pesquisa da [Qlik \(2018\)](#)⁴ que revelaram que apenas 24% dos profissionais entrevistados manifestaram considerarem-se confiantes em sua capacidade de ler, trabalhar, analisar e argumentar com dados. O que pode ser complementado com as evidências do relatório da [Qlik e Accenture \(2020\)](#) de que apenas 32% dos executivos de negócios pesquisados consideraram-se capazes de criar valor mensurável a partir dos dados e apenas 27% disseram que seus projetos de análise de dados produzem *insights* acionáveis. Isto, é a Alfabetização em Dados é essencial para que os profissionais sintam-se capacitados em vez de sobrecarregados frente ao Big Data ([QLIK; ACCENTURE, 2020](#)).

No entanto, apesar dessas evidências trazidas por empresas globalmente relevantes no setor de TI/SI, a discussão acadêmica sobre temáticas como Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga e Comportamento de Evitação em ambientes organizacionais de Big Data ainda necessita ser desenvolvida. Principalmente considerando a chamada de alguns estudos recentes por mais pesquisas acerca da maneira como os indivíduos percebem, reagem e lidam com a abundância de dados ([ABBASI; SARKER; CHIANG, 2016](#); [MERENDINO et al., 2018](#); [SAXENA; LAMEST, 2018](#); [VERMA; BHATTACHARYYA; KUMAR, 2018](#); [BOLDOSOVA; LUOTO, 2019](#); [BOLDOSOVA, 2019](#); [BOŽIČ; DIMOVSKI, 2019](#); [MEADOWS et al., 2022](#); [CEZAR; MAÇADA, 2021](#); [CEZAR; MAÇADA, 2023](#)).

Isso por que, de acordo com [Abbasi, Sarker e Chiang \(2016\)](#), há pouca concentração de estudos na área de pesquisa em Sistemas de Informação (SI) acerca dos desafios cognitivos associados ao Big Data e seu impacto nas decisões e ações humanas. Os autores argumentaram que acadêmicos e profissionais tendem a prezar mais pelas facetas técnicas e perspectivas econômicas do que pelos aspectos comportamentais. Em concordância, [Saxena e Lamest \(2018\)](#)

⁴ A Qlik, em nome do Data Literacy Project, encomendou a pesquisa que foi conduzida pela IHS Markit, PSB Research e acadêmicos da Wharton School da Universidade da Pennsylvania com 604 tomadores de decisão de negócios de empresas globais de capital aberto, com pelo menos 500 funcionários e que representavam uma ampla gama de setores, incluindo bancos e serviços financeiros, manufatura, varejo, transporte, saúde, energia, construção, serviços públicos e comunicações ([QLIK, 2018](#)).

constatarem duas correntes de literatura dominantes no contexto de Big Data: uma com ênfase nos seus benefícios em termos de capacidades organizacionais e vantagem competitiva e outra destacando diretrizes algorítmicas para desenvolver soluções relativas ao seu gerenciamento.

Nesse sentido, [Chen et al. \(2016\)](#) apontam que pesquisas adicionais sobre Big Data devem ter uma perspectiva holística. Isto é, os autores salientam que Big Data não é apenas um domínio tecnológico, mas sim envolve diversas partes interessadas, com destaque para o usuário. Em consonância, [Abbasi, Sarker e Chiang \(2016\)](#) sugeriram como direcionamento para estudos futuros a investigação sobre como os indivíduos lidam com cargas cognitivas resultantes das características do Big Data para o desenvolvimento de soluções, *insights* e conhecimento. Assim como a análise sobre de que forma tais características inerentemente desafiadoras podem afetar as percepções e intenções comportamentais do indivíduo em usar artefatos de Big Data. Outrossim, [Sivarajah et al. \(2017\)](#) sugerem que seria oportuno expandir o escopo da pesquisa sobre Big Data na área de SI e estabelecer vínculos com as contribuições teóricas estabelecidas em outras áreas associadas.

Além disso, apesar da literatura profissional relevante, como Gartner (por exemplo, [PANETTA, 2019](#)), Forbes (por exemplo, [CAPONE, 2019](#)), Deloitte (por exemplo, [STEVENS, 2020](#)), Harvard Business Review (por exemplo, [BERSIN; ZAO-SANDERS, 2020](#)) e MIT Sloan School of Management (por exemplo, [BROWN, 2021](#)), etc. ressaltarem a importância da Alfabetização em Dados nos negócios, a discussão acadêmica sobre o assunto está concentrada no campo dos estudos em educação ([FAN, 2019](#); [WANG; WU; HWANG, 2019](#)). Assim, salienta-se a lacuna de estudos sobre a Alfabetização em Dados na área de pesquisa em administração e SI ([POTHIER; CONDON, 2019](#); [CEZAR; MAÇADA, 2021](#); [CEZAR; MAÇADA, 2023](#); [ONGENA, 2023](#)). Ademais, [Li et al. \(2019\)](#) ressalta que a literatura ainda precisa de mais evidências sobre os efeitos da Alfabetização em Dados nos aspectos cognitivos do indivíduo ([LI et al., 2019](#)).

A Sobrecarga Cognitiva relacionada aos dados foi abordada no início dos anos 2000 por [Patterson, Roth e Woods \(2001\)](#) e [Woods, Patterson e Roth \(2002\)](#). No entanto, desde então, poucos estudos concentraram-se em investigar esse fenômeno: [Ekbja et al. \(2015\)](#), em sua revisão crítica, citaram uma perspectiva do Big Data baseada na cognição com enfoque nos desafios para os seres humanos em termos de suas capacidades e limitações cognitivas. Através de entrevistas qualitativas, [Merendino et al. \(2018\)](#) exploraram como o Big Data impactou o processo de tomada de decisão a nível de conselho, e verificaram que, considerando uma deficiência na capacidade cognitiva dos indivíduos, o excesso de dados leva à Sobrecarga

Cognitiva. Semelhantemente, [Saxena e Lamest \(2018\)](#) averiguaram que gestores da indústria hoteleira percebiam que o volume, ritmo e a natureza desestruturada e não solicitada dos dados causavam Sobrecarga Cognitiva. Ademais, os autores encontraram como resultado a ‘retirada’ como sendo uma estratégia de enfrentamento ao estado de Sobrecarga, o que pode estar relacionado ao Comportamento de Evitação. Por fim, [Cezar e Maçada \(2021\)](#), a partir de uma *survey* e PLS-SEM, verificaram que a Sobrecarga Cognitiva exerce um efeito negativo no Desempenho do Profissional e pode ser mitigada pela Alfabetização em Dados. Contudo, ainda há poucas evidências empíricas sobre quais fatores suscitam essa Sobrecarga Cognitiva e quais são os efeitos da Sobrecarga Cognitiva, principalmente no que diz respeito a Ansiedade e a Fadiga Cognitiva.

Em relação a Ansiedade no contexto de ambientes organizacionais de Big Data, [Håkansson e Carroll \(2016\)](#) argumentam sobre a incerteza do indivíduo acerca de quão valiosos são os dados que este ainda não possui, sobre quais dados ainda são ou serão necessários e sobre o quanto pode ser considerado suficiente. Isto é, há a tendência de sempre ir atrás de mais dados, não porque, de fato, mais dados poderiam ser vitais para uma tomada de decisão assertiva, mas devido a preocupação de que algum dado importante esteja ‘perdido’ na infinidade de dados disponíveis. Em consonância, [Pink, Lanzeni e Horst \(2018\)](#) argumentam que as relações humanas com os dados são repletas de ansiedades e incertezas em virtude do contexto complexo e caótico ocasionado pelo fenômeno do Big Data. No entanto, ainda há aspectos a serem compreendidos, como a forma que os indivíduos percebem o estado de Ansiedade, quais suas possíveis causas, qual sua implicação para o estado de Fadiga Cognitiva, para o Comportamento de Evitação e para o Desempenho do Profissional e qual sua associação com a Alfabetização em Dados.

Em relação a Fadiga Cognitiva, [Ghasemaghaei e Turel \(2022a, p.3\)](#) verificaram que “*o processamento de grandes quantidades de diferentes tipos de dados quase em tempo real pode ser uma tarefa de trabalho altamente exigente*”, o que requer esforço mental sustentado e consome os recursos cognitivos do profissional. Semelhantemente, [Zhang, Jia e Chen \(2019\)](#) constataram que as propriedades do Big Data (volume, velocidade, variedade e veracidade dos dados) exercem um maior estresse sobre os profissionais, fazendo com que esses indivíduos gastem recursos cognitivos substanciais para lidar com esse estresse, o que induz o esgotamento. Apesar dessas evidências, ainda há a necessidade de compreender a percepção dos profissionais acerca do estado de Fadiga Cognitiva, além de explorar quais elementos

podem causá-la, qual sua implicação para o Comportamento de Evitação e para o Desempenho do Profissional e qual sua associação com a Alfabetização em Dados.

O Comportamento de Evitação em ambientes organizacionais de Big Data foi abordado por [Bala e Venkatesh \(2017\)](#) e [Ghasemaghaei e Turel \(2022b\)](#) em relação a opção deliberada por parte de profissionais em evitarem alguns aspectos ou processos do seu trabalho com dados. Outrossim, [He, Hung e Liu \(2022\)](#), [Xing et al. \(2022\)](#), [Phillips-Wren e McKniff \(2020\)](#) e [Gupta et al. \(2019\)](#) argumentam que o uso de Big Data pode modificar significativamente os processos operacionais nas organizações e, conseqüentemente, os indivíduos, muitas vezes, apresentam comportamentos de resistência à essas mudanças. Nesse sentido, [Moraes et al. \(2022\)](#), [Villarejo-Ramos et al. \(2021\)](#), [Shahbaz et al. \(2019\)](#), [Boldosova \(2019\)](#) e [Boldosova e Luoto \(2019\)](#) destacam em seus estudos que uma das principais barreiras à adoção de Big Data nas empresas é de ordem comportamental e consiste na reação negativa ou oposição dos indivíduos. Isto é, se os indivíduos não percebem o valor ou a relevância de se envolver com Big Data em seu contexto específico ou em processos de tomada de decisão, eles podem estar mais inclinados a evitá-lo. No entanto, ainda há oportunidades para investigar como os indivíduos percebem o Comportamento de Evitação no referido contexto, principalmente no que diz respeito a como esse comportamento pode vir a ser uma reação a desafios cognitivos e afetivos como a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade e a Fadiga Cognitiva, qual seu impacto no Desempenho do Profissional e qual sua associação com a Alfabetização em Dados.

Já no que diz respeito a Alfabetização em Dados, [Ongena \(2023\)](#) destaca que esta permite que os indivíduos identifiquem, compreendam, usem, comuniquem e reflitam sobre os dados de forma eficaz e tomem decisões informadas, o que contribui positivamente para o desempenho da organização na era digital. [Cezar e Maçada \(2021\)](#) constataram que esta exerce um efeito positivo no Desempenho do Profissional, ao mesmo tempo que reduz a percepção de Sobrecarga Cognitiva. Apesar dessas evidências, há lacunas na literatura referentes ao papel exercido pela Alfabetização em Dados em relação a outros fatores como a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva e o Comportamento de Evitação. Assim como também se faz relevante analisar o possível efeito moderador exercido pela Alfabetização em Dados.

Assim, para contribuir para o corpo de conhecimento, a presente tese almeja aprofundar a compreensão acerca de como a Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva e Comportamento de Evitação se manifestam em ambientes organizacionais de Big Data. Isto é, suprir as lacunas de pesquisa em relação a como os indivíduos inseridos no referido contexto percebem esses aspectos, como se sentem e como reagem a eles, como esses aspectos estão

associados, quais fatores podem suscitá-los e quais são as consequências envolvidas. Ademais, busca-se entender o efeito exercido pela Alfabetização em Dados nessas circunstâncias, ou seja, de que maneira ela pode impactar aspectos cognitivos, afetivos e comportamentais.

1.3 DESENHO DE PESQUISA E ESTRUTURA DA TESE

Visando alcançar o **objetivo geral** de *‘Compreender as associações entre a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva e o Comportamento de Evitação em ambientes organizacionais de Big Data, seus antecedentes, suas consequências para o Desempenho do Profissional e o efeito exercido pela Alfabetização em Dados nesse contexto’*, a presente tese caracteriza-se por ser um **estudo de métodos mistos**. Pesquisas de métodos mistos combinam elementos de métodos quantitativos e qualitativos buscando insights ricos oriundos de uma visão integrativa das descobertas de ambas as vertentes ([VENKATESH; BROWN; BALA, 2013](#)).

Essa abordagem é indicada para desenvolver uma compreensão mais profunda de fenômenos sociais e organizacionais complexos a partir da triangulação analítica de dados qualitativos e quantitativos ([VENKATESH; BROWN; SULLIVAN, 2016](#)). Dada a escassez geral de estudos sobre aspectos cognitivos, afetivos e comportamentais no contexto de ambientes organizacionais de Big Data e a complexidade dos fenômenos de interesse, considera-se a abordagem de métodos mistos adequada para a presente tese.

A operacionalização do projeto de pesquisa de métodos mistos se deu de **maneira sequencial**, na qual uma etapa informou a outra para agregar no alcance do objetivo estabelecido. Optou-se por essa abordagem para atingir três propósitos: **1) Propósito de Complementariedade**, para obter visões complementares sobre as mesmas associações entre fenômenos; **2) Propósito de Completude**, para obter um panorama completo dos fenômenos estudados; e **3) Propósito de Expansão**, para expandir o entendimento obtido em etapas anteriores ([VENKATESH; BROWN; BALA, 2013](#)).

Sendo assim, a presente tese foi constituída em **três artigos**, cada um buscando alcançar, respectivamente, cada um dos três **objetivos específicos** estabelecidos.

No **Artigo 1**, buscou-se *compreender, teórica e empiricamente, como a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva, o Comportamento de Evitação e a Alfabetização em Dados se manifestam e estão associados em ambientes organizacionais de Big Data*. Sendo assim, desenvolveu-se um **estudo de métodos mistos sequencial com propósitos de desenvolvimento e confirmação constituído por três etapas: 1) Etapa de Revisão**

Sistemática da Literatura, para verificar como as variáveis Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva, Comportamento de Evitação e Alfabetização em Dados foram associados na produção acadêmica vigente; **2) Etapa Qualitativa**: uma vez que a maioria dos artigos que analisaram as variáveis em questão concentravam-se em outros contextos, explorou-se como a Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva, Comportamento de Evitação e Alfabetização em Dados se manifestam em ambientes organizacionais de Big Data na percepção dos profissionais que os vivenciam; e **3) Etapa Quantitativa**: A análise da revisão da literatura e das falas dos profissionais possibilitou o desenvolvimento de um modelo estrutural composto por 10 hipóteses de associações diretas entre a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva, o Comportamento de Evitação e a Alfabetização em Dados que foi testado quantitativamente através de Modelagem de Equações Estruturais por Mínimos Quadrados Parciais (PLS-SEM).

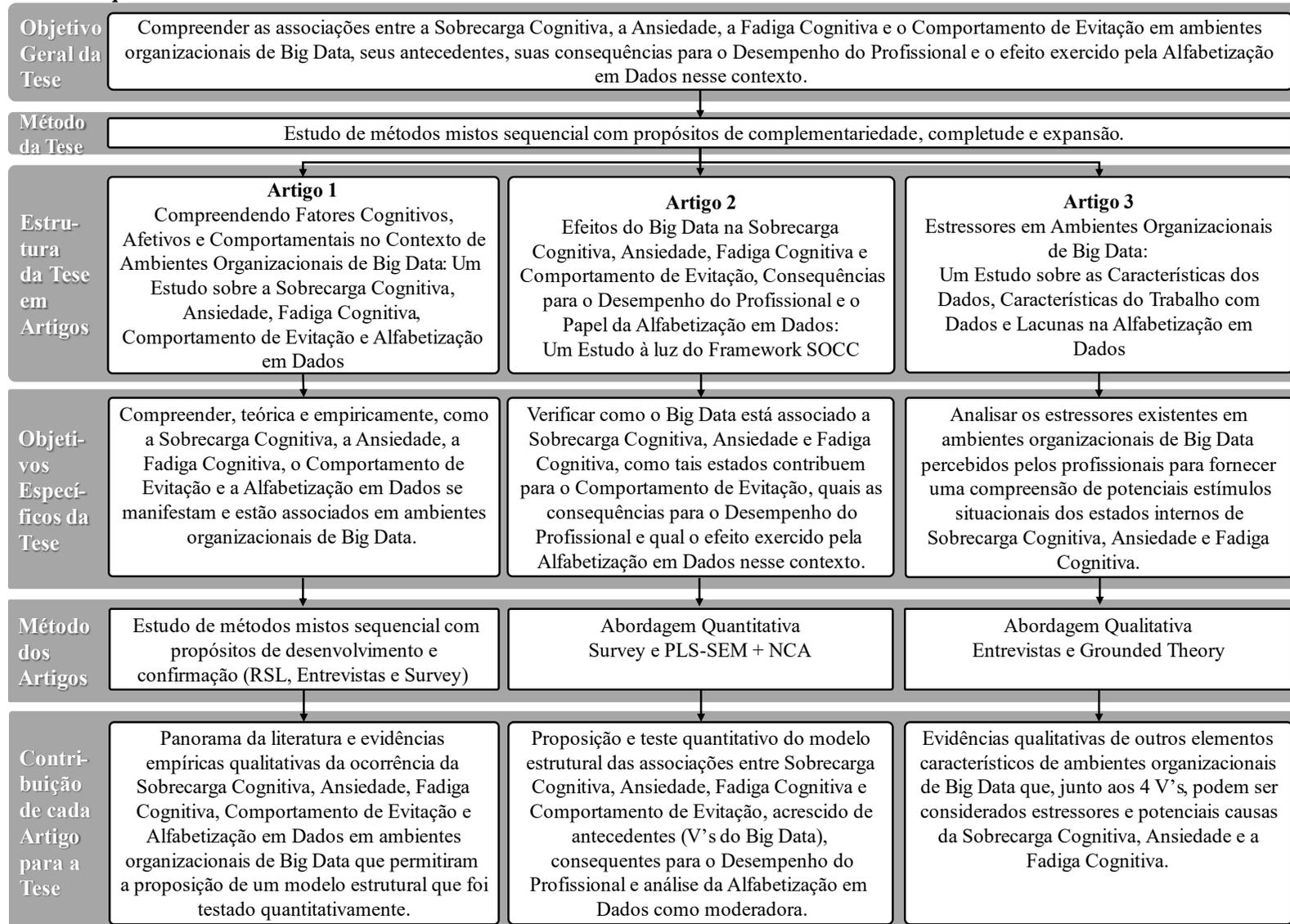
No **Artigo 2**, buscou-se *verificar como o Big Data está associado a Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva, como tais estados contribuem para o Comportamento de Evitação, quais as consequências para o Desempenho do Profissional e qual o efeito exercido pela Alfabetização em Dados nesse contexto*. Sendo assim, à luz do **Framework Situação – Organismo – Comportamento – Consequência (SOCC)**, desenvolveu-se um modelo estrutural para mensurar o efeito que cada ‘V’ do Big Data (Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade dos Dados) exerce como estímulo situacional para os estados de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva, o efeito que tais estados exercem no Comportamento de Evitação e o efeito que a Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva e Comportamento de Evitação exercem no Desempenho do Profissional. Além do efeito direto que a Alfabetização em Dados exerce no desempenho no profissional e o efeito moderador que exerce nas associações diretas propostas. Portanto, operacionalizou-se um **estudo quantitativo com a aplicação do método *survey*, no qual os dados foram analisados através de PLS-SEM Análise de Condição Necessária (NCA)**.

Por fim, o **Artigo 3**, buscou *analisar os estressores existentes em ambientes organizacionais de Big Data percebidos pelos profissionais para fornecer uma compreensão de potenciais estímulos situacionais dos estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva*. Uma vez que o Volume, Variedade e Velocidade dos Dados não puderam ser considerados estímulos situacionais suficientes para a ocorrência da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva, conforme hipotetizado, explorou-se quais outros fatores

poderiam ser causas para tais estados. Assim, realizou-se um **estudo qualitativo com a aplicação de alguns elementos da Grounded Theory**.

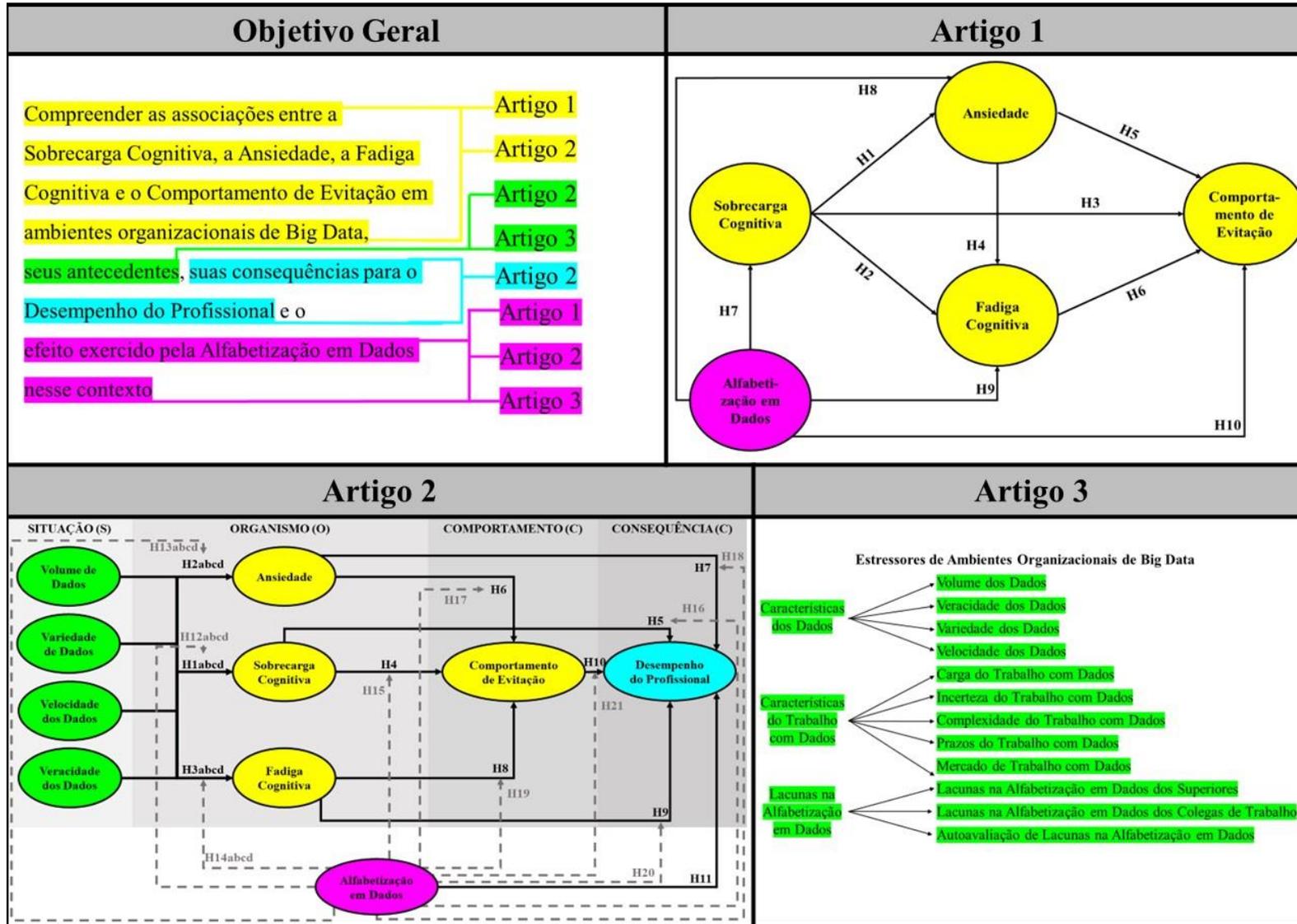
As [Figuras 1](#) e [2](#) apresentam o desenho de pesquisa e como os três artigos se relacionam e contribuem com o alcance do objetivo geral da tese.

Figura 1 – Desenho de Pesquisa



Fonte: Elaborada pela Autora

Figura 2 – Contribuições de Cada Artigo para o Alcance do Objetivo Geral da Tese



Fonte: Elaborada pela Autora

Sendo assim, **a presente tese está estruturada em cinco partes:** **1)** Primeiramente, foi desenvolvida a **Introdução da Tese**, contextualizando a temática abordada, apresentando os objetivos geral e específicos, justificando sua relevância e descrevendo o desenho de pesquisa e a estrutura do documento; **2)** Em seguida, é apresentado, em sua íntegra, o **Artigo 1**, intitulado *‘Compreendendo Fatores Cognitivos, Afetivos e Comportamentais no Contexto de Ambientes Organizacionais de Big Data: Um Estudo sobre a Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva, Comportamento de Evitação e Alfabetização em Dados’*; **3)** Logo após, apresenta-se o **Artigo 2**, intitulado *‘Efeitos do Big Data na Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva e Comportamento de Evitação, Consequências para o Desempenho do Profissional e o Papel da Alfabetização em Dados: Um Estudo à luz do Framework SOCC’*; **4)** Na sequência, é apresentado o **Artigo 3**, intitulado *‘Estressores em Ambientes Organizacionais de Big Data: Um Estudo sobre as Características dos Dados, Características do Trabalho com Dados e Lacunas na Alfabetização em Dados’* e **5)** por fim, relatam-se as **Considerações Finais da Tese**, disserta-se sobre como as questões de pesquisa foram respondidas e os objetivos alcançados e apresenta-se uma análise integrativa dos resultados obtidos. Além disso, são expostas as contribuições teóricas e práticas e limitações da tese, bem como as sugestões para estudos futuros.

2. ARTIGO 1

COMPREENDENDO FATORES COGNITIVOS, AFETIVOS E COMPORTAMENTAIS NO CONTEXTO DE AMBIENTES ORGANIZACIONAIS DE BIG DATA:

UM ESTUDO SOBRE A SOBRECARGA COGNITIVA, ANSIEDADE, FADIGA
COGNITIVA, COMPORTAMENTO DE EVITAÇÃO E ALFABETIZAÇÃO EM DADOS

RESUMO

Este artigo teve como objetivo compreender, teórica e empiricamente, como a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva, o Comportamento de Evitação e a Alfabetização em Dados se manifestam e estão associados em ambientes organizacionais de Big Data. Para tal, realizou-se um estudo de métodos-mistos com os propósitos de desenvolvimento e confirmação, desenvolvido em 3 etapas: 1) Revisão Sistemática da Literatura (RSL); 2) Abordagem Qualitativa (Entrevistas); e 3) Abordagem Quantitativa (*Survey*). Os resultados da RSL e da análise das falas dos entrevistados possibilitaram desenvolver um modelo estrutural composto por 10 hipóteses que foi testado através de Modelagem de Equações Estruturais por Mínimos Quadrados Parciais. Verificou-se que a Sobrecarga Cognitiva está positivamente associada com a Ansiedade e com o Comportamento de Evitação. A Ansiedade está positivamente associada à Fadiga Cognitiva, que está positivamente associada ao Comportamento de Evitação. A Alfabetização em Dados está inversamente associada a Sobrecarga Cognitiva e positivamente associada à Fadiga Cognitiva. A associação entre a Sobrecarga Cognitiva e a Fadiga Cognitiva é completamente mediada pela Ansiedade. A associação entre a Ansiedade e o Comportamento de Evitação é completamente mediada pela Fadiga Cognitiva. As associações entre a Alfabetização em Dados e a Ansiedade e entre a Alfabetização em Dados e o Comportamento de Evitação são completamente mediadas pela Sobrecarga Cognitiva. Tais resultados enfatizam a importância de se reconhecer, abordar e gerenciar tais desafios cognitivos, afetivos e comportamentais em ambientes organizacionais de Big Data, promovendo estratégias e ações para melhorar o bem-estar dos funcionários que trabalham com grandes volumes de dados variados e em alta velocidade. Outrossim, fortalecer as habilidades de Alfabetização em Dados pode contribuir para um melhor gerenciamento da carga cognitiva recebida e reduzir os resultados negativos associados à Sobrecarga Cognitiva.

Palavras-chave: Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva, Comportamento de Evitação, Alfabetização em Dados.

UNDERSTANDING COGNITIVE, AFFECTIVE AND BEHAVIORAL FACTORS IN BIG DATA ORGANIZATIONAL ENVIRONMENTS:

A STUDY ON COGNITIVE OVERLOAD, ANXIETY, COGNITIVE FATIGUE, AVOIDANCE BEHAVIOR AND DATA LITERACY

ABSTRACT

This study aimed to understand, theoretically and empirically, how Cognitive Overload, Anxiety, Cognitive Fatigue, Avoidance Behavior and Data Literacy are manifest and associated in Big Data organizational environments. So, a mixed-methods study was carried out for the purposes of development and confirmation, developed in 3 stages: 1) Systematic Literature Review (RSL); 2) Qualitative Approach (Interviews); and 3) Quantitative Approach (Survey). The results of the RSL and the analysis of the interviewees' statements made it possible to develop a structural model composed of 10 hypotheses that was tested using Partial Least Squares Structural Equation Modeling. It was found that Cognitive Overload is positively associated with Anxiety and Avoidance Behavior. Anxiety is positively associated with Cognitive Fatigue, which is positively associated with Avoidance Behavior. Data Literacy is inversely associated with Cognitive Overload and positively associated with Cognitive Fatigue. The association between Cognitive Overload and Cognitive Fatigue is fully mediated by Anxiety. The association between Anxiety and Avoidance Behavior is fully mediated by Cognitive Fatigue. The associations between Data Literacy and Anxiety and between Data Literacy and Avoidance Behavior are fully mediated by Cognitive Overload. Such results emphasize the importance of recognizing, addressing and managing such cognitive, affective and behavioral challenges in Big Data organizational environments, promoting strategies and actions to improve the well-being of employees who work with large volumes of varied data at high speed. Furthermore, strengthening Data Literacy skills can contribute to better management of the cognitive load received and reduce the negative results associated with Cognitive Overload.

Keywords: Cognitive Overload, Anxiety, Cognitive Fatigue, Avoidance Behavior, Literacy, Data.

2.1 INTRODUÇÃO

Volumes extraordinários de dados complexos, heterogêneos e gerados em ritmo crescente compõem o conceito de Big Data ([AHMED et al., 2021](#)). O Big Data, em sua essência, trata-se de um artefato da relação humano-tecnologia na qual praticamente tudo pode ser documentado, medido e capturado digitalmente e, portanto, transformado em dados ([SIVARAJAH et al. 2017](#)).

A sociedade está testemunhando uma proliferação sem precedentes de dados que tem impactado pessoas, processos e tecnologias ([ABBASI et al., 2016](#); [GONZÁLEZ-GARCÍA; ÁLVAREZ-FERNÁNDEZ, 2022](#)). Essa revolução dos dados está transformando diversos contextos, inclusive o local de trabalho ([KIM, 2017](#); [DEMIR; DEMIR; YASAR, 2022](#)). Isso porque as organizações, de maneira progressiva, estão fazendo uso extensivo e sistemático dos dados em seus processos de negócio e gerenciais ([DALLEMULE; DAVENPORT, 2017](#)). No entanto, as ameaças envolvidas nesses ambientes organizacionais de Big Data ainda não são totalmente compreendidas por profissionais, gestores e acadêmicos ([MEADOWS et al., 2022](#)), principalmente a nível individual ([BOLDOSOVA, 2019](#); [BOLDOSOVA; LUOTO, 2019](#); [CEZAR; MAÇADA, 2021](#)).

À medida que a quantidade e a complexidade dos dados aumentam, também aumentam as dificuldades que os humanos têm em lidar com eles ([JANSSEN; VOORT; WAHYUDI, 2017](#), [BOLDOSOVA; LUOTO, 2019](#); [BOŽIČ; DIMOVSKI, 2019](#); [SAMUEL et al., 2022](#)). Como [Ledzińska e Postek \(2017, p. 788\)](#) apontam: “*existe uma disparidade sem precedentes entre a disponibilidade e diversidade de dados e a capacidade de processá-los individualmente, que é determinada principalmente por limitações de atenção e memória*”.

Nesse sentido, quando a demanda por processamento cognitivo é maior que a capacidade do indivíduo, este experimenta o estado de **Sobrecarga Cognitiva** ([CAO; SUN, 2018](#); [SWELLER, VAN MERRIËNBOER; PAAS, 2019](#); [YU; SHI; CAO, 2019](#)). Sentir-se sobrecarregado em um ambiente de superestimulação cognitiva pode ser preocupante e estressante para o indivíduo ([LEVITIN, 2014](#)), o que leva à **Ansiedade**, ou seja, sentimentos de preocupação, tensão, apreensão e frustração ([NAVEED; ANWAR, 2020](#)). Além disso, devido às limitações cognitivas humanas, o uso de um alto nível de atenção por um período prolongado pode levar o indivíduo a um estado de **Fadiga Cognitiva**, ou seja, esgotamento mental que pode levar à paralisia da capacidade analítica ([GUO et al., 2020](#)). Conseqüentemente, esses aspectos cognitivos e afetivos podem influenciar o comportamento

do indivíduo, levando-o a um **Comportamento de Evitação** como forma de enfrentamento de eventos considerados ameaçadores ([DAI; ALI; WANG, 2020](#); [GUO et al., 2020](#)).

Este cenário pode ser visualizado no contexto de **ambientes organizacionais de Big Data**. O grande volume, variedade e velocidade de dados disponíveis pode exceder a capacidade de processamento do indivíduo ([KOLTAY, 2017](#); [MERENDINO et al., 2018](#); [SAXENA; LAMEST, 2018](#); [SAMUEL et al., 2022](#)). Isso envolve um aumento nos níveis de estresse emocional e mental dos indivíduos ([BOLDOSOVA; LUOTO, 2019](#); [ZHANG; JIA; CHEN, 2019](#)) devido à percepção de ameaça ([MIKALEF; VAN DE WETERING; KROGSTIE, 2021](#)). Assim como requer recursos cognitivos extras de um indivíduo, podendo esgotá-los rapidamente ([ZHANG; JIA; CHEN, 2019](#); [GHASEMAGHAEI; TUREL, 2022a, 2022b](#)). Assim, surgem desafios subjacentes envolvidos como uma reação comportamental de tentar reduzir o estresse ([SAMUEL et al., 2022](#)). Entre eles, pode-se citar a hesitação, resistência ou relutância em usar dados para tomar decisões e realizar suas tarefas ([BOŽIČ; DIMOVSKI, 2019](#); [BOLDOSOVA; LUOTO, 2019](#); [BOLDOSOVA, 2019](#)).

Desafios esses que reforçam a necessidade de fomentar as capacidades e habilidades humanas de lidar criticamente com a abundância de dados, filtrando o que é necessário ([SOROYA et al., 2021](#)). Isto é, a **Alfabetização em Dados**, o conjunto de habilidades específicas e a base de conhecimento que possibilita entender e usar os dados de forma eficaz para informar as decisões ([MANDINACH; GUMMER, 2013](#)) pode exercer um papel importante em ambientes organizacionais de Big Data, sobretudo, considerando os aspectos cognitivos, afetivos e comportamentais supracitados ([KOLTAY, 2017](#); [LI et al., 2019](#)).

Evidências dessas questões podem ser vistas no relatório da [Qlik e Accenture \(2020\)](#): 74% dos profissionais entrevistados já experimentaram Sobrecarga Cognitiva ao trabalhar com dados e expressaram sintomas de Ansiedade e Fadiga Cognitiva; Além disso, 36% admitiram passar pelo menos uma hora por semana procrastinando suas tarefas relacionadas a dados; 36% afirmaram preferir métodos alternativos para realizar suas tarefas ao invés do uso de dados; enquanto 14% optaram por evitar completamente as tarefas relacionadas a dados, o que reflete o Comportamento de Evitação. Isso pode estar relacionado ao fato de que apenas 21% da força de trabalho entrevistada expressou estar totalmente confiante em sua Alfabetização em Dados, isto é, na sua capacidade de ler, entender, questionar e trabalhar com dados de maneira bem-sucedida.

No entanto, apesar dessas evidências fornecidas por essas empresas de TI/SI reconhecidas globalmente, a discussão acadêmica sobre os aspectos cognitivos, afetivos ou comportamentais relacionados a dados ainda precisa ser desenvolvida.

Embora os fenômenos de interesse tenham sido amplamente estudados em relação à informação, por exemplo, ‘Sobrecarga de Informação’ ([EPPLER; MENGIS, 2004](#)), ‘Ansiedade de Informação’ ([WURMAN, 2001](#)), ‘Fadiga de Informação’ ([OPPENHEIM, 1997](#)) e ‘Comportamento de Evitação de Informação’ ([CASE et al., 2005](#)), ao considerar o contexto de ambientes organizacionais de Big Data, há uma lacuna na literatura sobre como os indivíduos percebem, reagem e lidam com a abundância de dados ([ABBASI; SARKER; CHIANG, 2016](#); [MERENDINO et al., 2018](#); [BOLDOSOVA; LUOTO, 2019](#); [BOLDOSOVA, 2019](#); [BOŽIČ; DIMOVSKI, 2019](#); [CEZAR; MAÇADA, 2021](#), [SAMUEL et al., 2022](#)). Além disso, apesar da Alfabetização em Dados ser um ‘hot topic’ nas principais publicações comerciais/profissionais ([PANETTA, 2019](#); [CAPONE, 2019](#); [STEVENS, 2020](#); [BERSIN; ZAO-SANDERS, 2020](#); [BROWN, 2021](#)), a literatura sobre o tema concentra-se nas áreas de educação e biblioteconomia ([WANG; HU; HUANG, 2019](#)), com poucos estudos nas áreas de conhecimento de Gestão e SI ([CEZAR; MAÇADA, 2021](#); [CEZAR; MAÇADA, 2023](#); [ONGENA, 2023](#)). Sendo assim, levantam-se as seguintes **Questões de Pesquisa (QP)**:

QP1: *Quais as associações entre as variáveis Sobrecarga, Ansiedade, Fadiga, Evitação e Alfabetização já foram discutidas, propostas e/ou constatadas na literatura em Administração e Sistemas de Informação?*

QP2: *De que forma a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva e o Comportamento de Evitação se manifestam em ambientes organizacionais de Big Data e qual o papel exercido pela Alfabetização em Dados considerando tais circunstâncias?*

QP3: *Como a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva, o Comportamento de Evitação e a Alfabetização em Dados estão associados em ambientes organizacionais de Big Data?*

Nesse sentido, o presente estudo tem como **objetivo** compreender, teórica e empiricamente, como a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva, o Comportamento de Evitação e a Alfabetização em Dados se manifestam e estão associados em ambientes organizacionais de Big Data. Para tal, realizou-se um **estudo de métodos-**

mistos com os propósitos de desenvolvimento e complementariedade constituído por 3 etapas, cada uma conduzida visando responder as três Questões de Pesquisa elencadas anteriormente.

Primeiramente, desenvolveu-se a **Etapa 1 - Revisão Sistemática da Literatura (RSL)**, que possibilitou o mapeamento sistemático da produção acadêmica das áreas de Administração e SI que discutiram, propuseram e/ou constataram associações entre as variáveis Sobrecarga, Ansiedade, Fadiga, Evitação e Alfabetização. Embora a maior parte da literatura que investiga tais fenômenos se concentre na informação no contexto de redes sociais, saúde entre outros, os resultados da RSL serviram como base teórica para a análise da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva, Comportamento de Evitação e Alfabetização em Dados no contexto de ambientes organizacionais de Big Data realizada nas etapas subsequentes.

Na sequência, desenvolveu-se a **Etapa 2 - Abordagem Qualitativa**, na qual obteve-se evidências empíricas de como profissionais inseridos em ambientes organizacionais de Big Data percebem a manifestação da Sobrecarga Cognitiva, da Ansiedade, da Fadiga Cognitiva e do Comportamento de Evitação no seu cotidiano, assim como em relação o papel exercido pela Alfabetização em Dados considerando tais fatores. Também, pode-se confirmar que as associações identificadas na RSL são percebidas pelos profissionais em ambientes organizacionais de Big Data. Assim, a partir da apropriação do referencial teórico encontrado nos estudos analisados RSL e adaptação para o contexto de Big Data junto às falas dos profissionais entrevistados, foi possível desenvolver um modelo de pesquisa, testado na etapa subsequente.

Por fim, foi realizou-se a **Etapa 3 – Abordagem Quantitativa**, que possibilitou a mensuração do modelo estrutural desenvolvido com base nos resultados da RSL e da análise do conteúdo das entrevistas no qual verificou-se a significância estatística das associações diretas e indiretas entre a Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva, Comportamento de Evitação e Alfabetização em Dados em ambientes organizacionais de Big Data.

Em síntese, **as descobertas deste estudo contribuem:** 1) Ao evidenciar a lacuna de pesquisas sobre fatores cognitivos, afetivos e comportamentais existentes em ambientes organizacionais de Big Data. Uma vez que a maioria dos artigos encontrados na RSL aborda as variáveis Sobrecarga, Ansiedade, Fadiga, Comportamento de Evitação e Alfabetização relacionadas a Informação ou a Redes Sociais Virtuais nos contextos de saúde, educação etc.; 2) Ao alcançar uma compreensão sobre como profissionais inseridos em ambientes organizacionais de Big Data percebem a manifestação da Sobrecarga Cognitiva, da Ansiedade, da Fadiga Cognitiva, do Comportamento de Evitação no seu cotidiano. Assim como ao destacar

que tais fenômenos são consideravelmente existentes em ambientes organizacionais de Big Data e que as associações identificadas na RSL também são percebidas pelos indivíduos inseridos nesse contexto; e **3**) Ao testar estatisticamente as associações entre a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva, o Comportamento de Evitação e a Alfabetização em Dados em ambientes organizacionais de Big Data. Na qual pode-se verificar que a Sobrecarga Cognitiva está positivamente associada com a Ansiedade e com o Comportamento de Evitação. A Ansiedade está positivamente associada à Fadiga Cognitiva, que está positivamente associada ao Comportamento de Evitação. A associação entre a Sobrecarga Cognitiva e a Fadiga Cognitiva é completamente mediada pela Ansiedade e a associação entre a Ansiedade e o Comportamento de Evitação é completamente mediada pela Fadiga Cognitiva. A Alfabetização em Dados está inversamente associada a Sobrecarga Cognitiva e positivamente associada à Fadiga Cognitiva. As associações entre a Alfabetização em Dados e a Ansiedade e entre a Alfabetização em Dados e o Comportamento de Evitação são completamente mediadas pela Sobrecarga Cognitiva.

Este artigo está **estruturado** da seguinte forma: Após esta introdução, apresenta-se o *background* conceitual no qual definem-se as variáveis de interesse do presente estudo. Logo após, apresenta-se o método geral do estudo. Na sequência, apresentam-se os procedimentos metodológicos adotados em cada uma das três etapas que compõem este estudo de métodos mistos, os resultados obtidos e a discussão desses resultados. Em seguida, apresenta-se a discussão geral do estudo. Por último, as considerações finais do estudo são abordadas.

2.2 BACKGROUND CONCEITUAL

2.2.1 Sobrecarga Cognitiva

De maneira geral, a Sobrecarga é oriunda de um desequilíbrio entre as demandas ambientais e a capacidade de enfrentamento do indivíduo. Isto é, a Sobrecarga refere-se a um estado causado pelo aumento de um fenômeno ou de estímulos externos que excedem a capacidade de um indivíduo de lidar ([ZHANG et al., 2016](#); [CAO; SUN, 2018](#)).

Nesse sentido, verifica-se na literatura que o termo Sobrecarga abrange diversos campos do conhecimento e seu significado e componentes diferem de acordo com ambiente e/ou estímulos específicos ([ZHANG et al., 2016](#); [CAO; SUN, 2018](#)). Por exemplo, quando o ambiente de trabalho demanda do profissional que este trabalhe mais rápido e por mais tempo do que é capaz, pode-se observar um estado de Sobrecarga de Trabalho ([TUREL; SERENKO; BONTIS, 2011](#)). Semelhantemente, quando o avanço de ferramentas tecnológicas excede a

capacidade humana de lidar de maneira eficaz, caracteriza-se um estado de Sobrecarga de Tecnologia ([KARR-WISNIEWSKI; LU, 2010](#)). Assim como, quando solicitações sociais vão além do que o indivíduo se sente confortável em fornecer, pode emergir o estado de Sobrecarga Social ([MAIER et al., 2015](#)).

A presente pesquisa concentra-se no estado de **Sobrecarga Cognitiva** (*Cognitive Overload*) ([KIRSH, 2000](#); [BOLISANI; SCARSO; PADOVA, 2018](#)), também abordada na literatura como Sobrecarga de Informação ([EPPLER; MENGIS 2004](#); [ROETZEL, 2019](#)) ou Sobrecarga de Dados ([WOODS; PATTERSON; ROTH, 2002](#); [KOLTAY, 2017](#); [CEZAR; MAÇADA, 2021](#)). Essa forma de Sobrecarga pode ser compreendida a partir de algumas noções e postulados básicos de três teorias: a Teoria do Processamento de Informação (*Information Processing Theory*) ([MILLER, 1956](#)) que se concentra nas limitações cognitivas do indivíduo no que diz respeito a sua capacidade de processamento de informações; a Teoria da Carga Cognitiva (*Cognitive Load Theory*) ([SWELLER; VAN MERRIËNBOER; PAAS, 2019](#)) que estabelece que cada tarefa impõe ao sistema cognitivo humano uma carga cognitiva específica, cuja complexidade é determinada pela quantidade de novos elementos de informação em interação; e a Teoria do Processamento de Informação Organizacional (*Organizational Information Processing Theory*)⁵ ([GALBRAITH, 1974](#); [TUSHMAN; NADLER, 1978](#)) que propõe a importância do ajuste entre as necessidades de processamento de informações (ditadas pela diferença entre a quantidade de informação necessária para realizar a tarefa e a quantidade de informação já possuída) e a capacidade ou recursos de processamento de informações de modo a atingir o desempenho ideal ([GALBRAITH, 1974](#); [TUSHMAN; NADLER, 1978](#)). Portanto, seguindo o raciocínio das teorias supracitadas, a Sobrecarga Cognitiva resulta do desajuste entre a carga cognitiva imposta por alguma tarefa específica e a capacidade de processamento cognitivo do indivíduo, que é limitada por natureza.

Nesse sentido, um excesso de carga cognitiva pode ser um obstáculo ao indivíduo, uma vez que o cérebro humano é capaz de processar e assimilar uma quantidade limitada de dados e/ou informações dentro de um tempo específico ([BAWDEN; ROBINSON, 2009](#); [KOLTAY, 2017](#); [JIANG, 2022](#)). Portanto, a Sobrecarga Cognitiva consiste em uma percepção subjetiva na qual o indivíduo sente que não é capaz de processar a carga de quantidade, complexidade, redundância, contradição e/ou inconsistência de dados e/ou informações a qual está exposto em

⁵ Embora a Teoria do Processamento de Informação Organizacional tenha sido concebida pela perspectiva da organização, pode-se traçar um paralelo entre algumas de suas noções básicas com o processamento de informações a nível do indivíduo ([EPPLER; MENGIS, 2004](#)).

um determinado período de tempo e em um determinado ambiente ([EPPLER; MENGIS, 2004](#); [SAVOLAINEN, 2007](#); [ROETZEL, 2019](#); [CAO et al., 2021](#)).

Para [Kirsh \(2000\)](#) o estado de Sobrecarga Cognitiva é fruto de uma complexa relação humano - tecnologia caracterizada, além da sobrecarga profunda de elementos informacionais, pela multitarefa e frequentes interrupções. [Ahmed et al. \(2022\)](#) explica que, quando submetidos a estímulos cognitivos controlados, os indivíduos tendem a usar toda a capacidade cerebral necessária para atingir seu objetivo da comunicação. No entanto, essa capacidade é excedida quando os indivíduos deparam-se com elevadas cargas cognitivas somadas a muitas operações mentais realizadas simultaneamente, o que prejudica seu desempenho.

Nesse sentido, [Ledzińska e Postek \(2017\)](#) argumentam que a capacidade exponencialmente crescente de produzir, armazenar, transmitir e acessar quantidades praticamente ilimitadas de dados é acompanhada pela limitação cognitiva do indivíduo de selecionar o que é importante e útil em uma situação específica. O que caracteriza uma situação contraditória chamada de Paradoxo da Disponibilidade: se por um lado reconhece-se que o maior, mais rápido e fácil acesso aos dados proporcionado pelo avanço tecnológico é, a princípio, uma vantagem, por outro lado traz à tona a vulnerabilidade humana no que tange a criação de sentido dos dados disponíveis ([WOODS; PATTERSON; ROTH, 2002](#); [BAWDEN; ROBINSON, 2009](#)).

Assim como pode ser visualizada na definição do conceito realizada anteriormente, a Sobrecarga Cognitiva é uma problemática analisada há muitos anos. No entanto, com o avanço imensurável das tecnologias digitais e do fenômeno do big data, esse desafio se tornou mais claramente reconhecido e experimentado pelos indivíduos ([KOLTAY, 2017](#); [BHAMBRI, 2021](#)).

Portanto, há um amplo consenso na literatura de que o estado de Sobrecarga Cognitiva pode ser um reflexo do lado ‘sombrio’ da Tecnologia da Informação ([BHAMBRI, 2021](#); [CAO et al., 2021](#)). Isto é, a Sobrecarga Cognitiva pode afetar negativamente o indivíduo, principalmente no que diz respeito a produtividade e desempenho na tomada de decisão. Seja em termos de precisão/qualidade ou agilidade, resultando em negligência aos detalhes, interpretações errôneas e conclusões prematuras em virtude de vieses cognitivos (por exemplo, viés de confirmação, viés de seletividade etc.) ([EPPLER; MENGIS 2004](#); [AHMED et al., 2022](#); [ALSHAMMARI et al., 2022](#); [AL-YOUBAKY; HANNA, 2022](#); [ANNINOU; FOXALL, 2019](#); [BHAMBRI, 2021](#); [CAO et al., 2021](#); [MAO; JIA; HUANG, 2022](#)).

2.2.2 Ansiedade

A **Ansiedade** (*Anxiety*) é um fenômeno complexo e multifacetado que tem sido estudado por muitos pesquisadores de diferentes áreas. Sua definição pode ser observada por dois pontos de vista: como um traço ou como um estado. O primeiro é uma característica de personalidade individual relativamente estável e permanente, uma tendência à Ansiedade por parte de um indivíduo em virtude de suas características pessoais. Já o segundo refere-se a uma percepção subjetiva de Ansiedade e tensão por parte de um indivíduo quando inserido ou exposto a uma situação específica. Enquanto o traço de Ansiedade está relacionado a fatores internos, o estado de Ansiedade reflete a influência de fatores ambientais ([SPIELBERG, 2019](#); [CAO et al., 2021](#)). Na presente pesquisa, aborda-se o estado de Ansiedade.

De acordo com a Teoria Cognitiva Social (*Social Cognitive Theory*), a ansiedade é relacionada à percepção de autoeficácia do indivíduo, sendo essa “*a crença em suas capacidades de mobilizar os recursos cognitivos e os cursos de ação necessários para exercer controle sobre os eventos em suas vidas*” ([BANDURA, 1982, p. 122](#)). De acordo com [Bandura \(1988\)](#), quando o indivíduo não acredita ou não confia em sua capacidade de enfrentamento de aspectos potencialmente prejudiciais do ambiente, este pode entrar em um estado de Ansiedade.

Sendo assim, [Bandura \(1988, p. 77\)](#) define a Ansiedade como “*um estado de apreensão antecipada sobre possíveis acontecimentos deletérios*”. Principalmente, no que diz respeito a possíveis situações difíceis ou ameaças futuras ([HACKBARTH; GROVER; YI, 2003](#); [DHIR et al., 2018](#); [TENG; LIU; LUO, 2021](#)). A Ansiedade refere-se a um estado emocional desagradável ([FILA; EATOUGH, 2018](#)) e se reflete na tensão, nervosismo, apreensão e angústia sentidas pelo indivíduo ([ZEIDNER, 1990](#); [DUNN et al., 2013](#); [REEVES; CHIANG, 2019](#)). Também pode estar relacionada ao sentimento de medo de algum elemento específico ([YANG; LIN, 2018](#)).

2.2.3 Fadiga Cognitiva

A Fadiga é um fenômeno estudado em diversas áreas ([SHENG et al., 2023](#)). Na literatura ocupacional, consiste em “*uma resposta de indivíduos vulneráveis a altas demandas ou carga de trabalho e uma incapacidade de atingir metas individuais*” ([HARDY; SHAPIRO; BORRILL, 1997, p. 85](#)). Enquanto na pesquisa clínica é definida como uma “*sensação subjetiva e desagradável de cansaço que possui múltiplas dimensões, variando em duração, desgasto e intensidade*” ([PIPER; LINDSEY; DODD, 1987, p. 19](#)). A Fadiga pode se manifestar na formas física, que consiste na “*perda da capacidade máxima de geração de força*

durante a atividade muscular” (LEWIS; HALLER, 1991, p. 99), ou cognitiva, que se refere aos efeitos que os indivíduos podem sentir após ou durante períodos prolongados de intensa atividade mental (BOKSEM; MEIJMAN; LORIST, 2005). Na presente pesquisa, aborda-se a **Fadiga Cognitiva** (*Cognitive Fatigue*).

Sendo assim, a Fadiga Cognitiva é conceituada como a extensão em que um indivíduo se sente mentalmente exausto devido a atividades cognitivas (como pensar, resolver problemas e encontrar respostas etc.) que requerem um alto nível de atenção (ACKERMAN et al., 2010). Frequentemente, é observado na literatura como uma consequência de atividades cognitivas exigentes e prolongadas (GOUMOPOULOS; POTHA, 2022).

Presume-se que tarefas cognitivamente desafiadoras, isto é, que requerem maiores esforços mentais, habilidades e cuidado, esgotem os recursos do indivíduo (BOKSEM; MEIJMAN; LORIST, 2005; PERSSON et al., 2007; VAFEAS; HUGHES, 2021; WYLIE et al., 2021). Isso porque quando os indivíduos são submetidos a uma profunda estimulação cognitiva, suas defesas contra o impacto externo se enfraquecem e seus recursos mentais se esgotam (GROES, 2017; GUO et al., 2020). Assim, a Fadiga Cognitiva trata-se de uma experiência subjetiva e multifacetada do indivíduo, consistindo em um *continuum* de sentimentos negativos, como cansaço, exaustão, aborrecimento, baixo interesse e motivação reduzida (RAVINDRAN et al., 2014; ZHOU; TIAN, 2022), podendo ir desde uma sensação de estafa até experiências mais persistentes como o estado de *burnout* (LEWIS; WESSLEY, 1992; RAVINDRAN; YEOW KUAN; HOE LIAN, 2014).

Portanto, considerando que a capacidade de processamento cognitivo é prejudicada pelo cansaço mental (PIGNATIELLO; MARTIN; HICKMAN JR., 2020), a Fadiga Cognitiva pode gerar no indivíduo uma paralisia de sua capacidade analítica (LEWIS, 1996; GOULDING, 2001; ACKERMAN, 2011; SONG; JUNG; KIM, 2017). Ao sentir-se fadigado, o indivíduo experencia uma diminuição em suas operações cognitivas o que inclui negligência, perda de memória, distração e falta de concentração (ACKERMAN, 2011; RAVINDRAN et al., 2014). Sendo assim, o indivíduo ainda pode realizar suas tarefas ou atividades, mas sua eficiência e desempenho, bem como sua atenção, concentração, criatividade e aprendizado, diminuem gradualmente (BOKSEM; MEIJMAN; LORIST, 2005; DHIR et al., 2019; HWANG et al., 2020; IQBAL; FAHEEM; ASLAM, 2020; WYLIE et al., 2020).

2.2.4 Comportamento de Evitação

De acordo com a Teoria do Enfrentamento (*Coping Theory*), o indivíduo, após avaliar uma situação estressante como oportunidade ou ameaça e ponderar sobre o que pode ser feito para superar ou prevenir danos ou melhorar suas perspectivas de benefício acerca desse estresse, passa a pôr em prática estratégias de enfrentamento, isto é, respostas comportamentais para gerenciar as demandas ou cargas da sua relação com o ambiente contextual ([FOLKMAN et al., 1986](#); [LAZARUS, 1993](#)). Nesse sentido, [Endler e Parker \(1990\)](#) sugerem a existência de três categorias de estratégias de enfrentamento, cada uma servindo a um propósito diferente: a) Estratégias de enfrentamento focadas no problema, direcionadas à própria situação estressante visando gerenciá-la ou alterá-la; b) Estratégias de enfrentamento focadas na emoção, adotadas visando regular o significado relacional da situação estressante para minimizar o sofrimento emocional, sem alterar propriamente os aspectos que causaram o estresse; e, por fim, c) Estratégias de evitação, que envolvem tentativas de escapar da situação estressante. Na presente pesquisa, aborda-se as Estratégias de Evitação, compiladas no conceito de **Comportamento de Evitação** (*Avoidance Behavior*)

Nesse sentido, a motivação para o Comportamento de Evitação, geralmente, é uma ameaça percebida ([LIANG; XUE, 2009](#)). [Monni et al. \(2020\)](#) complementam que o Comportamento de Evitação é suscitado por estímulos negativos ou indesejados.

Isto é, visando minimizar as tensões emocionais existentes, as pessoas podem se distanciar deliberadamente da situação estressante, ou seja, engajar-se em Comportamentos de Evitação. Esse distanciamento pode ser explicado pela tendência humana em se proteger de ameaças percebidas ([CHO; LI; GOH, 2020](#)). De acordo com [Li, Wang e Zhang \(2020\)](#) os indivíduos adotam Comportamentos de Evitação para reduzir sua exposição ao estresse e preservar seu bem-estar.

Sendo assim, o comportamento de evitação pode traduzir-se em negar, diminuir o esforço, ignorar, prevenir, atrasar deliberadamente, resistir ou transferir responsabilidade ([CASE et al., 2005](#); [BAWDEN; ROBINSON, 2009](#); [SWEENY et al., 2010](#); [PARK, 2019](#); [GUO et al., 2020](#)). Assim como pode se manifestar na forma de desatenção, interpretação enviesada e esquecimento ([DAI; ALI; WANG, 2020](#); [GOLMAN; HAGMANN; LOEWENSTEIN, 2017](#)).

2.2.5 Alfabetização em Dados

A Alfabetização (*literacy*) é definida no [Dicionário Oxford](#)⁶ como a “*capacidade de ler e escrever*” e o “*conhecimento ou habilidades em uma área específica*”. Este segundo significado vem sendo adotado na literatura acadêmica de várias disciplinas ([YOUSSEF et al., 2021](#)). Isto é, existem diferentes tipos de Alfabetização. A Alfabetização Informacional (*Information Literacy*) trata-se do conhecimento ou habilidade do indivíduo em reconhecer quando uma informação é necessária, localizá-la, avaliá-la e usá-la efetivamente de acordo com seu objetivo ([ALA, 1989](#)). Já a Alfabetização Digital (*Digital Literacy*) consiste no conhecimento ou habilidades relacionadas ao uso de tecnologia digital, ferramentas de comunicação ou redes ([CATTS; LAU, 2008](#)). Enquanto a Alfabetização Informacional Digital (*Digital Information Literacy*) pode ser definida como o conhecimento ou habilidades em usar as tecnologias de informação e comunicação para melhor gerenciar as informações ([ALA, 2013](#)).

A presente pesquisa concentra-se na **Alfabetização em Dados** (*Data Literacy*) que consiste em uma base de conhecimento ampla e complexa que permite transformar os dados em informações e, por fim, em conhecimento acionável para orientar a tomada de decisão ([MANDINACH; GUMMER, 2013](#)). Engloba, portanto, o conhecimento básico de dados no tocante a formatos, tipos e características dos dados, e, sobretudo, habilidades relacionadas a cada processo ou etapa que compõem o ciclo de vida dos dados. Ademais, também pode envolver o conhecimento sobre o uso de ferramentas de gerenciamento de dados e sobre questões éticas como segurança, privacidade, leis e regulamentações, além de características como o raciocínio analítico e pensamento crítico ([WANG; WU; HUANG, 2019](#)).

Dessarte, diferentes estudos se empenham em elencar o conjunto de habilidades/competências práticas abrangidas pelo conceito de Alfabetização em Dados. [Mandinach e Gummer \(2013, p. 30\)](#) propõem as habilidades relacionadas a “*saber como identificar, coletar, organizar, analisar, resumir e priorizar dados, [...] bem como desenvolver hipóteses, identificar problemas, interpretar os dados e determinar, planejar, implementar e monitorar cursos de ação*”. [Wolff et al. \(2016, p. 23\)](#) acrescentam as capacidades de “*fazer e responder perguntas do mundo real a partir de grandes e pequenos conjuntos de dados, [...] selecionar, limpar, analisar, visualizar, criticar e interpretar dados, bem como comunicar histórias a partir de dados e usar dados como parte da tomada de decisão*”. [Prado e Marzal \(2013, p. 126\)](#) mencionam que a Alfabetização em Dados permite que os indivíduos “*acessem,*

⁶ <https://www.oxfordlearnersdictionaries.com/us/definition/english/literacy>

interpretem, avaliem criticamente, gerenciem, manuseiem e usem dados de forma ética”. Enquanto [Carlston et al. \(2011, p.5\)](#) sugerem que a Alfabetização em Dados *“envolve a compreensão do significado dos dados, incluindo como ler gráficos e tabelas de maneira adequada, tirar conclusões corretas dos dados e reconhecer quando os dados estão sendo usados de maneira enganosa ou inadequada”*.

[D'ignazio e Bhargava \(2016, p.1\)](#), por sua vez, resumem a Alfabetização em Dados em ler, trabalhar, analisar e argumentar com os dados e descrevem cada uma dessas capacidades:

Ler dados envolve entender o que são dados e quais aspectos do mundo eles representam. Trabalhar com dados envolve gerá-los, adquiri-los, limpá-los e gerenciá-los. A análise de dados envolve a filtragem, classificação, agregação, comparação e execução de outras operações analíticas neles. Argumentar com dados envolve o uso de dados para apoiar uma narrativa mais ampla destinada a comunicar alguma mensagem a um determinado público.

Cabe ressaltar que essas definições do conceito e das habilidades/competências por ele abrangidas, assim como a maioria da literatura em Alfabetização em Dados, são oriundas das áreas/contextos da educação/pesquisa científica ([CARLSTON et al., 2011](#); [MANDINACH; GUMMER, 2013](#); [PRADO; MARZAL, 2013](#); [D'IGNAZIO; BHARGAVA, 2016](#)), ciência da informação/biblioteconomia ([SCHIELD, 2004](#)) e ciências sociais ([WOLFF et al., 2016](#)), havendo poucas evidências na área de administração e negócios ([POTHIER; CONDON, 2019](#); [WANG; WU; HUANG, 2019](#); [CEZAR; MAÇADA, 2021](#); [ONGENA, 2023](#); [CEZAR; MAÇADA, 2023](#)).

Apesar dessas definições compartilharem vários aspectos universais e amplos o suficiente para serem interpretadas em vários contextos, é importante personalizar as competências de Alfabetização em Dados de acordo com as particularidades de cada área acadêmica ou profissional. Sendo assim, [Pothier e Condon \(2019, p. 10\)](#) propuseram um conjunto básico de sete competências de Alfabetização em Dados para profissionais de negócios, independentemente do domínio de sua especialização, considerando que os mesmos *“trabalharão intensamente com a propriedade de dados e usarão dados e estatísticas para comunicar mudanças e novas direções. O resultado final [...] é um negócio melhor, não uma ciência melhor”* como no caso das outras áreas que estudam a Alfabetização em Dados.

Isso posto, a primeira competência proposta por [Pothier e Condon \(2019\)](#) é referente a Organização e Armazenamento de Dados, considerando a importância de os dados estarem sempre acessíveis, compartilhados e compreensíveis pelas partes interessadas. Portanto, envolve saber como estruturar logicamente, localizar, recuperar, colaborar, compartilhar e ajudar a manter o controle adequado sobre os dados para evitar perda ou divulgação acidental.

Outra competência envolve a Compreensão dos Dados Usados no Contexto dos Negócios, isto é, o entendimento e pensamento crítico acerca de quais dados existem ou estão acessíveis para a organização em questão, qual sua origem, e qual sua relevância, adequação, limitações e aplicações potenciais quanto ao uso nas operações diárias. A terceira competência citada pelos autores trata-se da Avaliação da Qualidade das Fontes de Dados quanto a credibilidade, confiabilidade e potencial de reutilização, o que estabelece a base para as demais competências. Assim, a competência de Interpretação de Dados refere-se ao reconhecimento do significado do resultado do processamento e análise dos dados e a conversão desses dados em informações acionáveis que possam ser integradas ao conhecimento existente. Em complemento, emerge a competência da Tomada de Decisão Baseada em Dados, em outras palavras, do uso efetivo dos dados em ações ou instruções e o entendimento do impacto organizacional causado. A competência de Comunicação e Apresentação Eficaz dos Dados abrange como ler, criar, usar e apresentar representações visuais e/ou verbais significativas e eficazes a partir dos dados e fornecer uma narrativa clara, coerente, adequada e com argumentos convincentes a públicos diversos que têm uma familiaridade variada com o assunto e diferentes resultados desejados. Por fim, a competência Ética em Relação aos Dados engloba o senso de responsabilidade de desempenhar as demais competências de maneira íntegra e com a consciência do papel dos dados na sociedade. Profissionais de negócios precisam ser capazes de navegar por questões complexas de ética em relação aos dados e entender a importância da segurança, dos princípios da propriedade dos dados, direitos de propriedade intelectual, confidencialidade e privacidade. Logo, os autores concluem que o indivíduo Alfabetizado em Dados deve ter a consciência crítica de que:

Só porque se pode obter acesso aos dados não significa necessariamente que se tenha permissão para usar esses dados - não significa que sejam dados públicos ou que a coleta dos dados tenha sido feita com o consentimento das pessoas que os forneceram. Só porque se pode usar os dados, não significa que se deva - os dados podem ser tendenciosos, dependendo de como foram coletados ou por quem, ou as implicações de seu uso podem ter um impacto social injustificado ([POTHIER; CONDON, 2019, p. 16](#)).

Sendo assim, considerando o crescente apelo *data-driven* que caracteriza uma mudança de paradigma nos negócios, "*ser capaz de extrair informações importantes de conjuntos de dados complexos e usá-las para contar uma história, e a capacidade de fazer isso de maneira visual, não apenas literária*", isto é, Alfabetizado em Dados, torna-se cada vez mais importante ([CARTER, 2019, p. 103](#)). Isso por que a transformação desencadeada por tecnologias disruptivas associadas à digitalização e ao Big Data afetou significativamente as estratégias,

modelos de negócios e processos das empresas e criou novas formas de trabalhar, comunicar e interagir ([CHEN; PRESTON; SWINK, 2015](#); [CARRILLO, 2017](#)).

Portanto, traz-se luz à necessidade de que todos os profissionais, independentemente de sua função de negócios ou domínio de especialização na organização (TI, marketing, finanças, produção, etc.), sejam Alfabetizados em Dados e que a Alfabetização em Dados seja parte de um componente cultural compartilhado em toda a organização e não apenas por cientistas de dados ou outros cargos especializados em inteligência de negócios ([PROVOST; FAWCETT, 2013](#); [CARRILLO, 2017](#); [POTHIER; CONDON, 2019](#); [WANG; WU; HUANG, 2019](#); [TABESH; MOUSAVIDIN; HASANI, 2019](#); [JEWELL et al., 2020](#)). [Carillo \(2017\)](#) argumenta que as empresas tendem a recrutar profissionais com fortes habilidades técnicas e analíticas e organizá-los em equipes com profundo conhecimento de domínio para exploração colaborativa de dados ([BOŽIČ; DIMOVSKI, 2019](#)), como por exemplo, a contratação de cientistas de dados para o departamento de marketing. No entanto, essa iniciativa não necessariamente torna o departamento orientado a dados uma vez que o ideal não é possuir uma função de análise de marketing dentro do departamento de marketing, mas sim a análise dos dados permear as práticas e operações do departamento como um todo ([CARILLO, 2017](#)).

Nesse sentido, à medida que as organizações dependem cada vez mais das informações encontradas em grandes conjuntos de dados, a Alfabetização em Dados torna-se um fator crítico para o sucesso. O que traz à tona a importância de promover a Alfabetização em Dados da força de trabalho, uma vez que a lacuna nessas habilidades/competências é um dos maiores desafios para as organizações que almejam desbloquear todo o potencial de negócios dos dados ([KIM; TRIMI; CHUNG, 2014](#); [PHILLIPS-WREN; HOSKISSON, 2015](#); [SIVARAJAH et al., 2017](#)). Isso porque, embora os avanços tecnológicos estejam acompanhando o rápido ritmo do crescimento surpreendente e da multiplicidade de dados, a experiência humana e os talentos necessários para lidar com Big Data estão atrasados ([SIVARAJAH et al., 2017](#)). O que pode trazer implicações para organização tanto em termos de desempenho ([ONGENA, 2023](#)), quanto considerando fatores cognitivos afetivos e comportamentais ([SOROYA et al., 2021](#)).

2.3 MÉTODO GERAL

Esta pesquisa caracteriza-se como um estudo de métodos mistos. Uma pesquisa de métodos mistos trata-se da aplicação de mais de um método ou mais de uma visão de mundo em um único estudo. Isto é, consiste na combinação de elementos das abordagens quantitativa

e qualitativa para alcançar um objetivo de pesquisa ([VENKATESH; BROWN; BALA, 2013](#); [VENKATESH; BROWN; SULLIVAN, 2016](#))

[Venkatesh, Brown e Bala \(2013\)](#) sugerem a adoção de métodos mistos para pesquisas em SI considerando o rápido avanço da TI e o constante surgimento de novos desafios relacionados ao entendimento dos seus recursos, práticas, uso e impactos, que nem sempre são compreendidos em sua totalidade. Assim, projetos de pesquisa de métodos mistos fornecem um mecanismo valioso para os pesquisadores oferecerem insights significativos sobre os fenômenos de interesse, contribuindo tanto para a teoria quanto para a prática. Isso porque a pesquisa de métodos mistos apresenta as seguintes vantagens: 1) A possibilidade de desenvolver uma compreensão profunda dos fenômenos de interesse, gerar indutivamente novos conhecimentos teóricos e testar esses conhecimentos dentro do mesmo estudo; 2) Alavancar os pontos fortes e compensar as desvantagens que abordagens quantitativas e qualitativas possuem e fornecer inferências mais fortes do que um único método ou visão de mundo; e 3) A oportunidade de obter perspectivas complementares, alcançando uma visão holística dos fenômenos de interesse, e/ou divergentes, gerando reflexões sobre pressupostos subjacentes e condições limítrofes dos fenômenos de interesse, gerando teorias substantivas ou abrindo novos caminhos para investigações futuras ([VENKATESH; BROWN; BALA, 2013](#); [VENKATESH; BROWN; SULLIVAN, 2016](#)).

A escolha metodológica pelos métodos mistos deve ser justificada de acordo com seu(s) propósito(s). Esse(s) propósito(s), de acordo com [Venkatesh, Brown e Bala \(2013\)](#), devem ser explicitamente delineados e reconhecidos pelos pesquisadores. Portanto, a presente pesquisa de métodos mistos foi desenvolvida com os **propósitos** de: **1) Desenvolvimento**, buscando que uma abordagem informe a próxima; e **2) Confirmação**, buscando que uma vertente ateste a credibilidade das inferências obtidas na abordagem anterior.

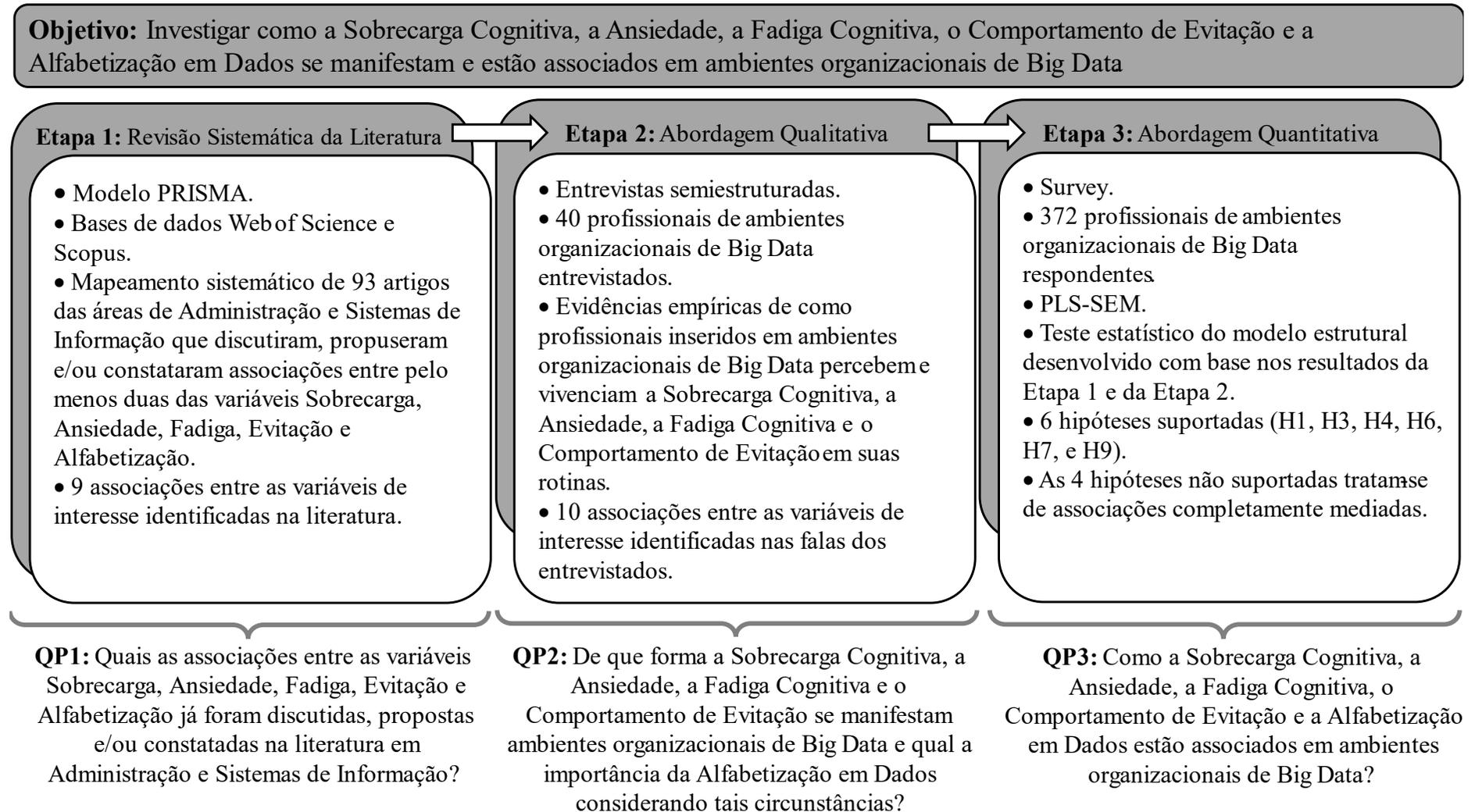
Quanto à estratégia de design do presente estudo, este classifica-se como de **orientação temporal sequencial** uma vez que a coleta e a análise dos dados qualitativos e quantitativos foram desenvolvidas de maneira isolada, uma após a outra. Este estudo foi desenvolvido em três etapas: **Etapa 1 - Revisão Sistemática da Literatura**; **Etapa 2 – Abordagem Qualitativa**; e **Etapa 3 – Abordagem Quantitativa**.

Em relação à prioridade da abordagem metodológica, pode-se categorizar esta pesquisa de métodos mistos como um projeto de status **equivalente**. Isto é, a condução da abordagens qualitativa e da abordagem quantitativa possuem o mesmo peso no entendimento dos

fenômenos de interesse, não havendo uma abordagem dominante ([VENKATESH; BROWN; BALA, 2013](#); [VENKATESH; BROWN; SULLIVAN, 2016](#)).

Assim, a partir da triangulação analítica dos achados qualitativos e dos achados quantitativos, pode-se desenvolver as meta-inferências desta pesquisa de métodos mistos. Isto é, insights ricos sobre os fenômenos de interesse oriundos de uma visão integrativa das descobertas de ambas as vertentes ([VENKATESH; BROWN; BALA, 2013](#); [VENKATESH; BROWN; SULLIVAN, 2016](#)). A [Figura 3](#) apresenta uma visão geral das três etapas do presente estudo.

Figura 3 – Visão Geral do Estudo



Fonte: Elaborada pela autora.

2.4 ETAPA 1: REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA

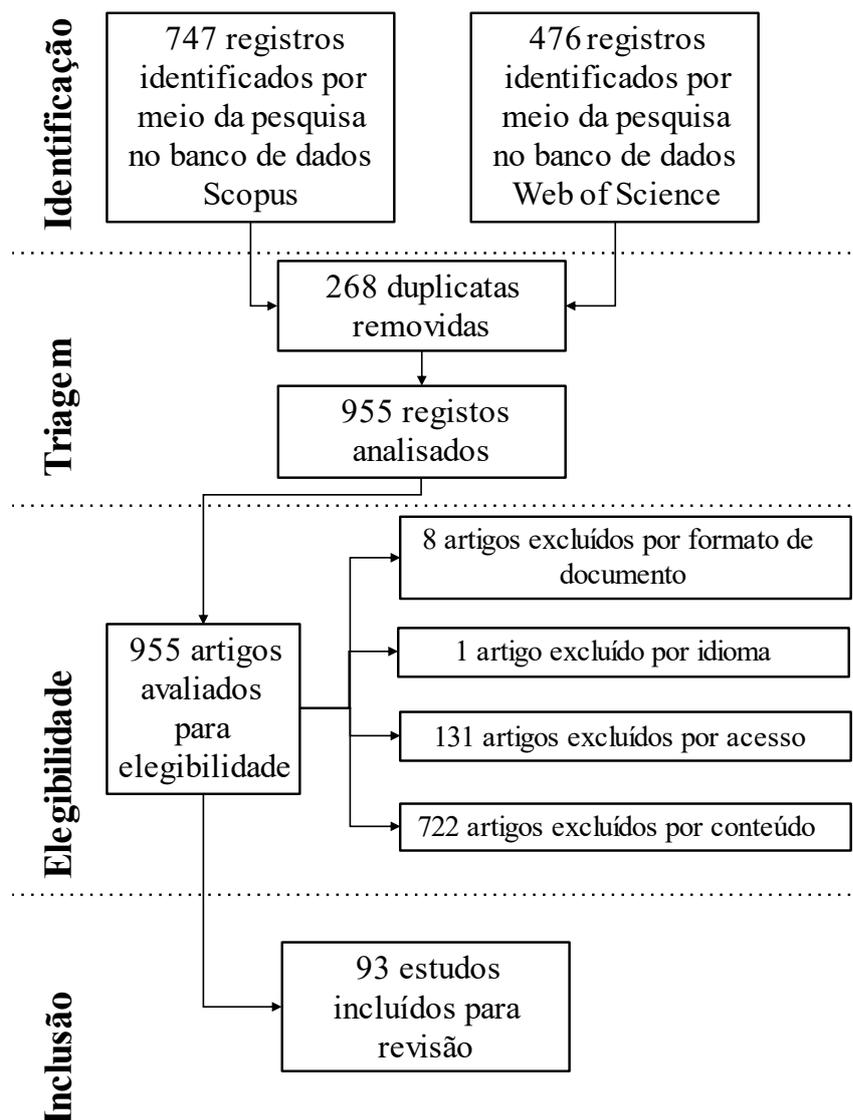
A primeira etapa deste estudo foi conduzida visando responder a seguinte questão de pesquisa: **Quais as associações entre as variáveis Sobrecarga, Ansiedade, Fadiga, Evitação e Alfabetização já foram discutidas, propostas e/ou constatadas na literatura em Administração e Sistemas de Informação?** Buscou-se desenvolver um mapeamento sistemático da produção acadêmica sobre as variáveis de interesse para reunir uma base teórica, apropriar-se e adaptá-la para analisar a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva, o Comportamento de Evitação e a Alfabetização em Dados no contexto de ambientes organizacionais de Big Data.

2.4.1 Método da Etapa 1

A **Etapa 1** do presente estudo foi desenvolvida a partir do método de **Revisão Sistemática da Literatura (RSL)**. Este método consiste na operacionalização de procedimentos rigorosos, explícitos e reproduzíveis de coleta, integração e síntese de evidências já publicadas por pesquisas anteriores sobre um tema específico ou a associação entre duas ou mais variáveis específicas ([TRANFIELD; DENYER; SMART, 2003](#); [SNYDER, 2019](#)). Revisões de literatura são ferramentas essenciais para sintetizar evidências científicas de forma precisa e confiável. Para isso, devem ser desenvolvidas e relatadas de forma completa e transparente para que possam ser avaliadas pelos leitores ([LIBERATI, et al., 2009](#)).

Assim, optou-se por seguir o fluxograma **PRISMA** (*Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses*), cujo objetivo é “*garantir uma apresentação clara do que foi planejado, feito e encontrado em uma revisão sistemática*” ([LIBERATI, et al., 2009, p.2](#)). O PRISMA propõe a operacionalização da RSL em um fluxo de quatro fases: 1) Identificação; 2) Triagem; 3) Elegibilidade; e 4) Inclusão. A [Figura 4](#) apresenta o fluxo desenvolvido nesta RSL.

Figura 4 – Fluxograma PRISMA



Fonte: Elaborada pela autora

Considerou-se dois repositórios digitais: **Scopus (Elsevier)** e **Web of Science (Clarivate)**. Foram realizadas buscas a partir de 10 combinações duplas entre os cinco termos: “*Overload*”, “*Anxiety*”, “*Fatigue*”, “*Avoidance*” e “*Literacy*” nos títulos, resumos e/ou palavras-chave dos artigos. Optou-se por uma estratégia de busca abrangente, focando no fenômeno principal, dada a diversidade de termos análogos existentes como “*Data Overload*”, “*Information Overload*”, “*Cognitive Overload*”, “*Cognitive Anxiety*”, “*Mental Anxiety*”, “*Information Anxiety*”, “*Information Avoidance*”, “*Avoidance Behavior*”, etc.

Decidiu-se **limitar** os resultados das buscas nas bases por: **1)** formato (artigo científico publicado em periódicos) buscando obter conteúdo credível e revisado por pares; pelo **2)** idioma de publicação (inglês) para fins de padronização para análises posteriores; e pela **3)** área de pesquisa (Administração e Sistemas de Informação) devido ao foco desta pesquisa. Portanto,

desconsiderou-se os artigos publicados em anais de congressos, capítulos de livros, propostas de workshops, notas etc., artigos publicados em outros idiomas, como português, alemão, francês etc., e artigos publicados em outras áreas de pesquisa como medicina, engenharia etc.

Além disso, determinou-se dois **critérios para inclusão e exclusão** de artigos: **1)** Disponibilização de acesso gratuito à íntegra do artigo por meio do login da autora com sua matrícula como aluna de instituição de ensino superior cadastrada nas editoras. Portanto, desconsiderou-se os artigos que cobravam uma taxa monetária para acessá-los na íntegra. **2)** Conteúdo, em que a associação entre pelo menos duas das variáveis de interesse (Sobrecarga, Ansiedade, Fadiga, Evitação e Alfabetização) deve ser central para o desenvolvimento do estudo e abordada em profundidade. Além disso, como critério de conteúdo, determinou-se que os fenômenos estudados devem estar relacionados a algum tipo de dado, informação ou carga cognitiva. Ou seja, não considerou-se os artigos que enfocavam apenas uma das variáveis de interesse e apenas mencionavam brevemente outra variável, e os artigos que enfocavam os fenômenos de interesse (Sobrecarga, Ansiedade, Fadiga, Evitação e Alfabetização) relacionados a aspectos como trabalho/função, sistemas, redes, visão, músculos, apego etc.

Concluiu-se esse processo em 24/10/2022, portanto, estudos publicados após essa data não foram considerados pela presente RSL. O [Quadro 1](#) apresenta os resultados do processo de busca e seleção dos artigos.

Quadro 1 – Sintaxe de Busca

Base de Dados	Sintaxe de Busca	Strings de Busca	Resultados	Excluídos ⁴	Incluídos
Scopus	<i>(TITLE-ABS-KEY</i> ¹ ("Search String 1") <i>AND TITLE-ABS-KEY</i> ¹ ("Search String 2") <i>AND (LIMIT-TO</i> <i>(DOCTYPE, "ar"))</i> <i>AND</i> ² <i>(LIMIT-TO</i> ³ <i>(LANGUAGE,</i> <i>"English")) AND</i> <i>(LIMIT-TO</i> ³ <i>(SUBJAREA,</i> <i>"COMP") OR LIMIT-</i> <i>TO</i> ³ <i>(SUBJAREA,</i> <i>"BUSI") OR LIMIT-TO</i> ³ <i>(SUBJAREA,</i> <i>"DECI"))</i>	"overload" AND "anxiety"	49	32	14
		"overload" AND "fatigue"	107	78	29
		"overload" AND "avoidance"	54	50	4
		"overload" AND "literacy"	35	27	8
		"anxiety" AND "fatigue"	101	101	5
		"anxiety" AND "avoidance"	274	270	4
		"anxiety" AND "literacy"	98	88	10
		"fatigue" AND "avoidance"	44	42	2
		"fatigue" AND "literacy"	10	10	0
		"avoidance" AND "literacy"	19	19	0
Web of Science	<i>You searched for:</i> <i>TOPIC</i> ¹ : ("Search String 1") <i>AND</i> ² <i>TOPIC</i> ¹ : ("Search String 2") <i>Refined by</i> ³ : <i>DOCUMENT TYPES:</i> <i>(ARTICLE) AND</i> <i>LANGUAGE:</i> <i>(ENGLISH) AND</i> <i>RESEARCH AREAS:</i> <i>(BUSINESS</i> <i>ECONOMICS OR</i> <i>COMPUTER</i> <i>SCIENCE)</i> <i>Timespan: All years.</i> <i>Indexes: SCI-</i> <i>EXPANDED, SSCI,</i> <i>A&HCI, CPCI-S,</i> <i>CPCI-SSH, ESCI.</i>	"overload" AND "anxiety"	35	30	5
		"overload" AND "fatigue"	73	68	5
		"overload" AND "avoidance"	56	53	3
		"overload" AND "literacy"	28	26	2
		"anxiety" AND "fatigue"	45	44	1
		"anxiety" AND "avoidance"	115	114	1
		"anxiety" AND "literacy"	78	78	0
		"fatigue" AND "avoidance"	20	20	0
		"fatigue" AND "literacy"	2	2	0
		"avoidance" AND "literacy"	24	24	0
Total			1272	1179	93

Notas: ¹ "TITLE-ABS-KEY" (Scopus) e "TOPIC" (Web of Science) = esses operadores significam que as *strings* de busca selecionadas serão pesquisadas no título, resumo e palavras-chave dos artigos; ² "AND" (Scopus e Web of Science) = ambas as *strings* de busca devem estar presentes nos artigos; ³ "LIMIT-TO" (Scopus) e "Refined by" (Web of Science) = os resultados são limitados/restritos aos seguintes atributos: "DOCTYPE" (Scopus) e "DOCUMENT TYPES" (Web of Science) = tipo/formato/canal de publicação dos resultados, neste caso, artigos publicados em periódicos; "LANGUAGE" (Scopus e Web of Science) = idioma dos resultados, neste caso, artigos publicados em inglês; e "SUBJAREA" (Scopus) e "RESEARCH AREAS" (Web of Science) = área/disciplina/área de pesquisa dos resultados, neste caso, artigos das áreas de Business, Management and Accounting/Business economics, Computer Science, and/or Decision Sciences; ⁴ Excluídos por serem resultados duplicados ou por critérios de formato, idioma, acesso e/ou conteúdo.

Fonte: Elaborada pela autora

Do total de 1.272 artigos resultantes das 10 buscas realizadas nas duas bases de dados, foram excluídos 268 resultados duplicados (incluindo artigos que discutiam, propunham e/ou encontravam associações entre três ou mais dos conceitos de interesse desta RSL e, portanto, resultaram em mais de uma busca e os artigos que resultaram em buscas em ambas as bases de dados), 131 artigos pelo critério acesso e 722 artigos pelo critério conteúdo. Embora as buscas tenham sido configuradas com operadores que restringissem/limitassem os resultados apenas a artigos publicados em periódicos científicos e em inglês, ainda assim foi necessário excluir 8 artigos pelo critério de formato e 1 artigo pelo critério de idioma.

Assim, chegou-se à **amostra final de 93 artigos** para análise. Os títulos, autores, anos e periódicos dos artigos selecionados para análise estão listados no [Quadro 2](#). Os resultados excluídos da análise e o motivo de sua exclusão estão listados no [Apêndice A](#). O [Apêndice B](#) apresenta algumas fotos das telas para exemplificar visualmente a decisão de desconsiderar tais artigos de acordo com os critérios adotados.

Quadro 2 – 93 Artigos Seleccionados para Análise

	Título do Artigo	Referência	Periódico
1	Network matters: An examination of the direct and mediated influences of network size and heterogeneity on WeChat fatigue	(ZHOU; TIAN, 2023)	Computers in Human Behavior
2	Too much overload and concerns: Antecedents of social media fatigue and the mediating role of emotional exhaustion	(SHENG et al., 2023)	Computers in Human Behavior
3	Associations among eHealth literacy, social support, individual resilience, and emotional status in primary care providers during the outbreak of the SARS-CoV-2 Delta variant	(XU et al., 2022)	Digital health
4	Complementary or supplementary? Understanding users' unfollowing behavior from the perspective of person-environment fit	(ZHANG et al., 2022)	Information Processing & Management
5	Explicating user negative behavior toward social media: an exploratory examination based on stressor-strain-outcome model	(TENG; LIU; LUO, 2022)	Cognition, Technology and Work
6	Financial literacy and psychological disaster preparedness: applicability of approach based on fuzzy functional dependencies	(VUČETIĆ et al., 2022)	Information Processing & Management
7	From Lower Disease Risk Perception to Higher News Avoidance: Analysis of News Consumption and Attitude Toward COVID-19 News in Latvia	(MURINSKA; ROŽUKALNE; STRODE, 2022)	Online Journal of Communication and Media Technologies
8	How do information overload and message fatigue reduce information processing in the era of COVID-19? An ability–motivation approach	(MAO; JIA; HUANG, 2022)	Journal of Information Science
9	How do students use digital technology to manage their university-based data: strategies, accumulation difficulties and feelings of overload?	(SILLENCE et al., 2022)	Behaviour & Information Technology
10	How perceived pressure affects users social media fatigue behavior: a case on WeChat	(ZHANG; HE; PENG, 2022)	Journal of Computer Information Systems
11	Mental fatigue detection using a wearable commodity device and machine learning	(GOUMOPOULOS; POTHAS, 2022)	Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing
12	Occupational Risk of Technostress Related to the Use of ICT among Teachers in Spain	(REY-MERCHÁN; LÓPEZ-ARQUILLOS, 2022)	Sustainability
13	Saturation, acceleration and information pathologies: the conditions that influence the emergence of information literacy safeguarding practice in COVID-19-environments	(LLOYD; HICKS, 2022)	Journal of Documentation
14	Social and psychological resources moderate the relation between anxiety, fatigue, compliance and turnover intention during the COVID-19 pandemic	(KOKUBUN; ISHIMURA, 2022)	International Journal of Workplace Health Management
15	Technology-driven 5G enabled e-healthcare system during COVID-19 pandemic	(ALSHAMMARI et al., 2022)	IET Communications
16	The effect of information overload, and social media fatigue on online consumers purchasing decisions: the mediating role of technostress and information anxiety	(AL-YOUBAKY; HANNA, 2022)	Journal of System and Management Sciences
17	The influences of information overload and social overload on intention to switch in social media	(ZHANG; DING; MA, 2022)	Behaviour and Information Technology
18	The Roles of Worry, Social Media Information Overload, and Social Media Fatigue in Hindering Health Fact-Checking	(JIANG, 2022)	Social Media + Society
19	The Social Media Break-Up: Psycho-Behavioral Measures and Implications	(AHMED et al., 2022)	IEEE Access
20	Uncovering the affective affordances of videoconference technologies	(VIDOLOV, 2022)	Information Technology & People

21	Understanding determinants of social networking service fatigue: an interpretive structural modeling approach	(XIAO et al., 2022)	Information Technology and People
22	Understanding social media discontinuance from social cognitive perspective: Evidence from Facebook users	(FU; LI, 2022)	Journal of Information Science
23	Understanding users' negative responses to recommendation algorithms in short-video platforms: a perspective based on the Stressor-Strain-Outcome (SSO) framework	(MA et al., 2022)	Electronic Markets
24	A diary study of psychological effects of misinformation and Covid-19 threat on work engagement of working from home employees	(KHAN, 2021)	Information Processing and Management
25	Covid-19 information fatigue? A case study of a german university website during two waves of the pandemic	(SKULMOWSKI; STANDL, 2021)	Human Behavior and Emerging Technologies
26	Covid-19 information overload and generation Z's social media discontinuance intention during the pandemic lockdown	(LIU et al., 2021)	Technological Forecasting and Social Change
27	Cyberchondria in the time of the Covid-19 pandemic	(STARCEVIC et al., 2021)	Human Behavior and Emerging Technologies
28	Data literacy and the cognitive challenges of a data-rich business environment: an analysis of perceived data overload, technostress and their relationship to individual performance	(CEZAR; MAÇADA, 2021)	Aslib Journal of Information Management
29	Exploring elderly users MSNS intermittent discontinuance: a dual-mechanism model	(CAO et al., 2021)	Telematics and Informatics
30	From information seeking to information avoidance: understanding the health information behavior during a global health crisis	(SOROYA et al., 2021)	Information Processing and Management
31	Health information-seeking behavior in the time of Covid-19: information horizons methodology to decipher source path during a global pandemic	(ZIMMERMAN, 2021)	Journal of Documentation
32	How compulsive WeChat use and information overload affect social media fatigue and well-being during the Covid-19 pandemic? A stressor-strain-outcome perspective	(PANG, 2021)	Telematics and Informatics
33	Information avoidance during health crises: Predictors of avoiding information about the COVID-19 pandemic among german news consumers	(LINK, 2021)	Information Processing & Management
34	Information cultures and strategies for coping with information overload: case of estonian higher education institutions	(LAURI; VIRKUS; HEIDMETS, 2021)	Journal of Documentation
35	Information overload in business organizations and entrepreneurship: An analytical review of the literature	(BHAMBRI, 2021)	Business Information Review
36	Juxtaposed effect of social media overload on discontinuous usage intention: the perspective of stress coping strategies	(LIN et al., 2021)	Information Processing and Management
37	Psychological vulnerability and coping among management students during COVID-19 pandemic	(SUNDARAY et al., 2021)	The Journal of Mental Health Training, Education and Practice
38	The effect of COVID fatigue on mental health in the public sector organizations: exploring compassion as a mediator	(KALWANI, 2021)	Decision

39	The effects of negative information-related incidents on social media discontinuance intention: evidence from SEM and FSQCA	(XIE; TSAI, 2021)	Telematics and Informatics
40	The impact of COVID-19 lockdown on perceived stress: The role of defence mechanisms and coping strategies	(GORI; TOPINO; CARETTI, 2021)	Journal of Contingencies and Crisis Management
41	The moderating effect of technology overload on the ability of online learning to meet students' basic psychological needs	(JAMES et al., 2021)	Information Technology and People
42	Toward street vending in post Covid-19 China: social networking services information overload and switching intention	(CAO et al., 2021)	Technology in Society
43	What motivates chinese consumers to avoid information about the Covid-19 pandemic?: the perspective of the stimulus-organism-response model	(SONG; YAO; WEN, 2021)	Information Processing and Management
44	Who owns and cares about the data? A method for identifying and gathering information for business research investigations	(CULLEN; NOONAN, 2021)	Business Information Review
45	A study of the influencing factors of mobile social media fatigue behavior based on the grounded theory	(ZHANG et al., 2020)	Information Discovery and Delivery
46	Associations between fear of missing out, problematic smartphone use, and social networking services fatigue among young adults	(TUGTEKIN et al., 2020)	Social Media and Society
47	Does multitasking computer self-efficacy mitigate the impact of social media affordances on overload and fatigue among professionals?	(ISLAM; WHELAN; BROOKS, 2020)	Information Technology and People
48	Exploring information avoidance intention of social media users: a cognition-affect-conation perspective	(DAI; ALI; WANG, 2020)	Internet Research
49	Information avoidance behavior on social network sites: information irrelevance, overload, and the moderating role of time pressure	(GUO et al., 2020)	International Journal of Information Management
50	Is boredom proneness related to social media overload and fatigue? A stress-strain-outcome approach	(WHELAN; ISLAM; BROOKS, 2020)	Internet Research
51	Online marketing effectiveness-the influence of information load and digital literacy, a cross-country comparison	(CASTANEDA et al., 2020)	Electronic Markets
52	Privacy risks, emotions, and social media: a coping model of online privacy	(CHO; LI; GOH, 2020)	ACM Transactions on Computer-Human Interaction
53	Social media overload, exhaustion, and use discontinuance: examining the effects of information overload, system feature overload, and social overload	(FU et al., 2020)	Information Processing & Management
54	The buffering effect of flow experience on the relationship between overload and social media users discontinuance intentions	(LIN et al., 2020)	Telematics and Informatics
55	The dilemma of social commerce why customers avoid peer-generated advertisements in mobile social networks	(LI; WANG; ZHANG, 2020)	Internet Research
56	The effects of information literacy on trust in government websites: evidence from an online experiment	(LEE et al., 2020)	International Journal of Information Management
57	Toward a new understanding of immigrant information behavior a survey study on information access and information overload among us black diasporic immigrants	(NDUMU, 2020)	Journal of Documentation

58	Towards information anxiety and beyond	(NAVEED; ANWAR, 2020)	Webology
59	Using augmented and virtual reality in information literacy instruction to reduce library anxiety in nontraditional and international students	(SAMPLE, 2020)	Information Technology and Libraries
60	An empirical investigation of the continuance intention using the bullet curtain: synchronicity vs information overload	(WANG; LI, 2019)	Chinese Management Studies
61	Does too much news on social media discourage news seeking? Mediating role of news efficacy between perceived news overload and news avoidance on social media	(PARK, 2019)	Social Media and Society
62	Effects of an asynchronous online data literacy intervention on pre-service and in-service educators beliefs, self-efficacy, and practices	(REEVES; CHIANG, 2019)	Computers and Education
63	Exploring the antecedents of social network service fatigue: a socio-technical perspective	(XIAO; MOU; HUANG, 2019)	Industrial Management And Data Systems
64	Factors affecting students information literacy self-efficacy	(AHARONY; GAZIT, 2019)	Library Hi Tech
65	Information security burnout: identification of sources and mitigating factors from security demands and resources	(PHAM; BRENNAN; FURNELL, 2019)	Journal Of Information Security And Applications
66	Negative impact of social network services based on stressor-stress-outcome: the role of experience of privacy violations	(KIM; PARK; CHOI, 2019)	Future Internet
67	The reinforcing and aversive consequences of customer experience. The role of consumer confusion	(ANNINO; FOXALL, 2019)	Journal of Retailing and Consumer Services
68	How social influence and personality affect users social network fatigue and discontinuance behavior	(SHOKOUYAR; SIADAT; RAZAVI, 2018)	Aslib Journal Of Information Management
69	Online social media fatigue and psychological wellbeing: a study of compulsive use, fear of missing out, fatigue, anxiety and depression	(DHIR et al., 2018)	International Journal of Information Management
70	Realizing loose communication with tangible avatar to facilitate recipient's imagination	(ENDO; FUJINAMI, 2018)	Information (Switzerland)
71	The impacts of SOLOMO services technostress on anxiety	(YANG; LIN, 2018)	Journal of Electronic Commerce Research
72	From metaphorical information overflow and overload to real stress: theoretical background, empirical findings, and applications	(LEDZINSKA; POSTEK, 2017)	European Management Journal
73	The bright side of information: ways of mitigating information overload	(KOLTAY, 2017)	Journal of Documentation
74	The effects of news consumption via social media and news information overload on perceptions of journalistic norms and practices	(LEE; LINDSEY; KIM, 2017)	Computers in Human Behavior
75	Do you get tired of socializing? An empirical explanation of discontinuous usage behaviour in social network services	(ZHANG et al., 2016)	Information and Management
76	Exploring choice overload, internet shopping anxiety, variety seeking and online shopping adoption relationship: evidence from online fashion stores	(NAGAR; GANDOTRA, 2016)	Global Business Review
77	Health literacy and the internet: an exploratory study on the 2013 hints survey	(JIANG; BEAUDOIN, 2016)	Computers in Human Behavior
78	Information and communication technology overload and social networking service fatigue: a stress perspective	(LEE; SON; KIM, 2016)	Computers in Human Behavior

79	Measuring levels of students anxiety in information seeking tasks	(NAVEED; AMEEN, 2016)	Pakistan Journal of Information Management and Libraries
80	Retail shopper confusion: conceptualization, scale development, and consequences	(GARAUS; WAGNER, 2016)	Journal of Business Research
81	Security fatigue	(STANTON et al., 2016)	IT Professional
82	Social media and problematic everyday life information-seeking outcomes: differences across use frequency, gender, and problem-solving styles	(SIN, 2016)	Journal of the Association for Information Science and Technology
83	To be connected or not to be connected? Mobile messenger overload, fatigue, and mobile shunning	(SHIN; SHIN, 2016)	Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking
84	Development of an information literacy model for problem based learning	(SANTHAROOB; PREMADASA, 2015)	Annals of Library and Information Studies
85	Antecedents and effects of social network fatigue	(RAVINDRAN; KUAN; LIAN, 2014)	Journal of the Association for Information Science and Technology
86	Emotions as motivators for information seeking: a conceptual analysis	(SAVOLAINEN; 2014)	Library and Information Science Research
87	Informational balance: slow principles in the theory and practice of information behaviour	(POIRIER; ROBINSON, 2014)	Journal of Documentation
88	Factors affecting the adoption of online library resources by business students	(BOOKER; DETLOR; SERENKO, 2012)	Journal of the American Society for Information Science and Technology
89	Measuring financial anxiety	(SHAPIRO; BURCHELL, 2012)	Journal of Neuroscience, Psychology, and Economics
90	Developing digital information literacy in higher education: obstacles and supports	(JEFFREY et al., 2011)	Journal of Information Technology Education
91	The dark side of information: overload, anxiety and other paradoxes and pathologies	(BAWDEN; ROBINSON, 2009)	Journal of Information Science
92	Attaining information literacy: an investigation of the relationship between skill level, self-estimates of skill, and library anxiety	(GROSS; LATHAM, 2007)	Library and Information Science Research
93	Problem of information overload in business organizations: a review of the literature	(EDMUNDS; MORRIS, 2000)	International Journal of Information Management

Fonte: Elaborada pela autora

Os 93 artigos foram lidos e **analisados** utilizando a ferramenta Biblioshiny do pacote R Studio e o software Nvivo12, que auxiliaram a extrair as informações necessárias de cada artigo. Concentrou-se nos títulos, resumos, palavras-chave, objetivos ou questões de pesquisa, métodos e técnicas de análise de dados e nas associações propostas, discutidas e/ou constatadas entre as variáveis Sobrecarga, Ansiedade, Fadiga, Evitação, Alfabetização.

2.4.2 Resultados da Etapa 1

Em relação ao **panorama bibliométrico** dos 93 artigos analisados, verificou-se que estes foram publicados entre o período de 2000 a 2023, sendo que 72% (n = 67) foram publicados recentemente, nos últimos 5 anos (2019 – 2023). Foram identificados 55 periódicos diferentes, mas a maioria (n = 38) possui apenas um artigo publicado. Nenhum dos 55 periódicos faz parte da *AIS Basket of 8*. Foram identificados 240 autores diferentes, mas a maioria (n = 223) publicou apenas um artigo. O [Quadro 3](#) apresenta as principais informações sobre os 93 artigos analisados.

Quadro 3 – Panorama Bibliométrico

Artigos por ano	2000	2007	2009	2011	2012	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023
	1	1	1	1	2	3	1	9	3	4	8	15	21	21	2
55 Periódicos	Periódicos com apenas um artigo publicado													38	
	Periódicos com mais de um artigo publicado													17	
	Periódicos mais relevantes														
	Information Processing and Management													7	
Journal of Documentation													6		
240 Autores	Autores com apenas um artigo publicado													223	
	Autores com mais de um artigo publicado													17	
	Autores mais relevantes														
	Yiwen Zhang													4	
Hongxiu Li													3		

Fonte: Elaborada pela autora com auxílio do pacote Biblioshiny do RStudio.

Verificou-se uma predominância de estudos Empíricos (n = 83) em relação aos Teóricos (n = 10), bem como da abordagem Quantitativa (n = 69) em relação à Qualitativa (n = 8) e Métodos mistos (n = 6). Dentre os artigos quantitativos, destacaram-se o método *Survey* (n = 62) e a técnica de análise de dados Modelagem de Equações Estruturais (n = 50), principalmente utilizando o método Mínimos Quadrados Parciais (n = 32). Quanto aos dados qualitativos, destacaram-se o método/técnica de coleta de dados Entrevistas (n = 9) e a técnica de análise de dados Análise de Conteúdo (n = 7).

Para obter um **panorama do conteúdo e tópicos centrais** dos 93 artigos, analisou-se suas palavras-chave. Foram identificadas 334 palavras-chave diferentes, sendo que somente 38 dessas foram utilizadas em mais de um artigo e estão elencadas no [Quadro 4](#).

Quadro 4 – Palavras-chave Mais Frequentes

Palavras-chave	Frequência	Palavras-chave	Frequência
<i>information overload</i>	26	<i>coping strategies</i>	2
<i>covid-19</i>	13	<i>digital literacy</i>	2
<i>social media</i>	12	<i>emotions</i>	2
<i>social media fatigue</i>	11	<i>flow experience</i>	2
<i>information literacy</i>	9	<i>health literacy</i>	2
<i>anxiety</i>	8	<i>information seeking anxiety</i>	2
<i>overload</i>	7	<i>information use</i>	2
<i>fatigue</i>	5	<i>mental health</i>	2
<i>information avoidance</i>	5	<i>news avoidance</i>	2
<i>sns fatigue</i>	5	<i>news consumption</i>	2
<i>communication overload</i>	4	<i>pakistan</i>	2
<i>information anxiety</i>	4	<i>personal information management</i>	2
<i>information seeking</i>	4	<i>resilience</i>	2
<i>depression</i>	3	<i>social cognitive theory</i>	2
<i>social overload</i>	3	<i>social network fatigue</i>	2
<i>technostress</i>	3	<i>stress</i>	2
<i>avoidance behavior</i>	2	<i>system feature overload</i>	2
<i>computer self-efficacy</i>	2	<i>university</i>	2
<i>coping</i>	2	<i>user behavior</i>	2

Fonte: Elaborada pela autora com auxílio do pacote Biblioshiny do RStudio.

Palavras-chave alusivas ao fenômeno de Sobrecarga (*Overload*) foram as mais frequentes, utilizadas em 42 artigos, com destaque para “*Information Overload*” (n = 26), a palavra-chave mais utilizada, “*Overload*” (n = 7), “*Communication Overload*” (n = 4), “*Social Overload*” (n = 3), e “*System Feature Overload*” (n = 2). Na sequência, visualiza-se que as palavras-chave alusivas à Fadiga (*Fatigue*), foram utilizadas em 23 artigos: “*Social Media Fatigue*” (n = 11), “*Fatigue*” (n = 5), “*sns fatigue*” (n = 5) e “*social network fatigue*” (n = 2). As palavras-chave alusivas à Ansiedade (*Anxiety*) foram utilizadas em 14 artigos: “*Anxiety*” (n = 8), “*Information Anxiety*” (n = 4) e “*Information Seeking Anxiety*” (n = 2). Já as palavras-chave alusivas à Alfabetização (*Literacy*) foram utilizadas em 13 artigos: “*information literacy*” (n = 9), “*digital literacy*” (n = 2) e “*health literacy*” (n = 2). Por fim, as palavras-chave alusivas à Evitação (*Avoidance*) foram utilizadas em 9 artigos: “*information avoidance*” (n = 5), “*avoidance behavior*” (n = 2) e “*news avoidance*” (n = 2).

Visualizou-se, portanto, que os fenômenos de interesse foram majoritariamente analisados em relação a informação, mídias sociais/redes sociais, saúde/covid-19, entre outros. Destaca-se o fato das palavras-chave “*Covid-19*” (n = 13) e “*Social Media*” (n = 12) terem sido a segunda e a terceira mais frequentes.

Nesse sentido, não verificou-se nenhuma palavra-chave relacionada à dados ou Big Data dentre as mais frequentes. Na realidade, somente 5 artigos dentre os 93 analisados investigaram os fenômenos de interesse relacionados aos dados.

[Cezar e Maçada \(2021\)](#) descobriram que, no contexto de ambientes de negócio ricos em dados, a Alfabetização em Dados dos profissionais está inversamente associada a percepção de Sobrecarga relacionada aos dados. Semelhantemente, [Koltay \(2017\)](#) dissertou sobre a Alfabetização em Dados ser uma forma de mitigar a Sobrecarga.

Já no contexto educacional, [Sillence et al. \(2022\)](#) analisaram como estudantes universitários gerenciam seus dados digitais acadêmicos e constataram que o sentimento de Sobrecarga relacionado aos dados leva os alunos à Ansiedade. [Cullen e Noonan \(2021\)](#) exploraram a Sobrecarga relacionada a algoritmos e inteligência artificial (IA) na percepção de estudantes e verificaram duas formas de lidar com ela: a Evitação e Alfabetização. [Reeves e Chiang \(2019\)](#) investigaram a Alfabetização em Dados de educadores e verificaram uma associação inversa com a Ansiedade na tomada de decisão baseada em dados.

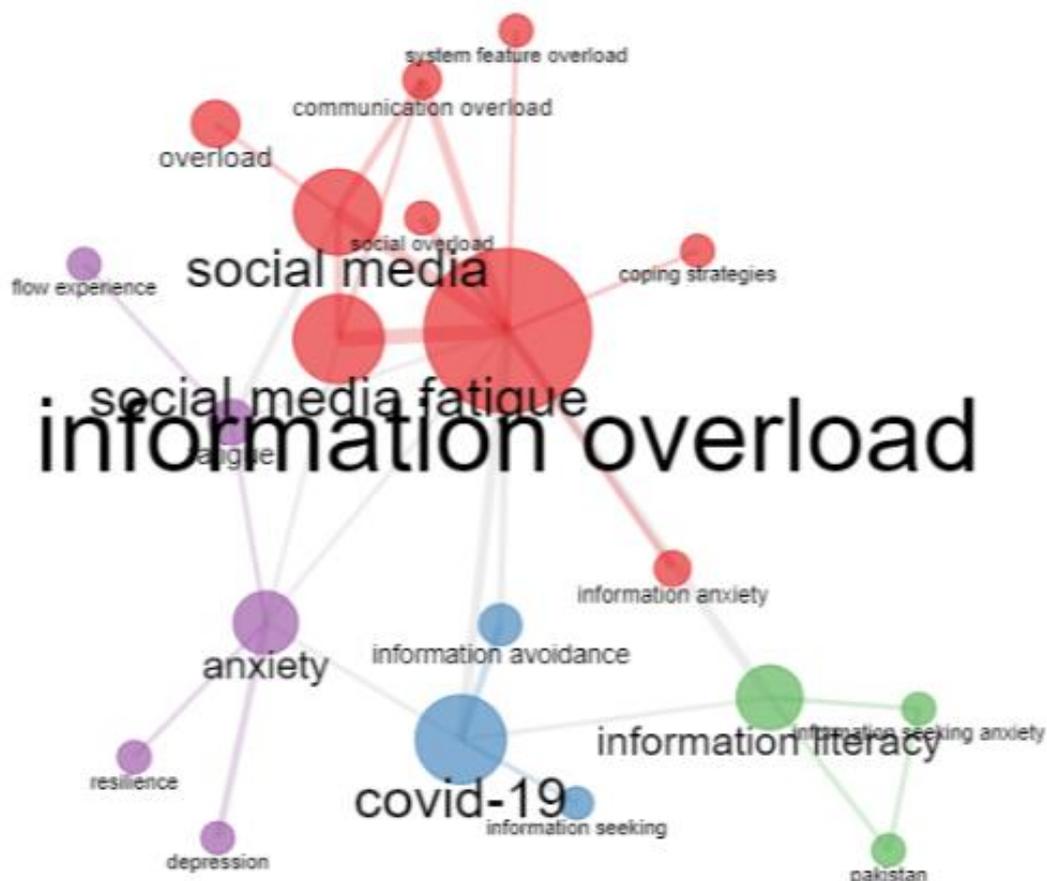
Em relação à rede de coocorrência, identificou-se 20 palavras-chave que se conectam direta ou indiretamente e estão divididas em 4 clusters. O [Quadro 5](#) apresenta o grau de intermediação e o cluster dessas palavras-chave dentro de uma rede de coocorrência, enquanto a [Figura 5](#) apresenta o diagrama dessa rede.

Quadro 5 – Palavras-chave e suas Posições na Rede de Coocorrência

Palavras-chave	Rede de Coocorrência	
	Grau de Intermediação	Cluster
<i>Information Overload</i>	116.5	1
<i>Covid-19</i>	23.5	2
<i>Social Media</i>	19.77	1
<i>Social Media Fatigue</i>	2.63	1
<i>Information Literacy</i>	34	3
<i>Anxiety</i>	36.93	4
<i>Overload</i>	0	1
<i>Fatigue</i>	19.63	4
<i>Information Avoidance</i>	0	2
<i>Communication Overload</i>	0	1
<i>Information Anxiety</i>	0	1
<i>Information Seeking</i>	0	2
<i>Social Overload</i>	0	1
<i>Depression</i>	0	4
<i>Coping Strategies</i>	0	1
<i>System Feature Overload</i>	0	1
<i>Information Seeking Anxiety</i>	0	3
<i>Pakistan</i>	0	3
<i>Flow Experience</i>	0	4
<i>Resilience</i>	0	4

Fonte: Elaborada pela autora com auxílio do pacote Biblioshiny do RStudio

Figura 5 – Rede de Coocorrência



Fonte: Elaborada pela autora com auxílio do pacote Biblioshiny do RStudio

Pode-se constatar que, além de ser a palavra-chave mais frequente, “*Information Overload*” é a palavra-chave com maior Grau de Intermediação, ou seja, a palavra-chave mais central na rede de coocorrências, que conecta diferentes clusters (que não estão conectados diretamente), servindo como uma “ponte” entre eles e reduzindo as distâncias na rede (FREEMAN, 1979). Assim como pode ser visualizado na [Figura 5](#), a Sobrecarga (*Information Overload*) conecta-se diretamente com a Ansiedade (*Anxiety, Information Anxiety*), com a Fadiga (*Fatigue, Social Media Fatigue*), com a Evitação (*Information Avoidance*) e com a Alfabetização (*Information Literacy*). Tais resultados corroboram com [Moore \(2000\)](#), [Karr-Wisniewski e Lu \(2010\)](#) e [Cao e Sun \(2018\)](#) que apontam a Sobrecarga como um elemento chave que promove consequências negativas para o bem-estar psicológico do indivíduo, assim como pode suscitar reações comportamentais.

Em relação aos clusters, pode-se visualizar que o Cluster 1, sinalizado em vermelho no diagrama, agrupou palavras-chave alusivas a Sobrecarga (*Information Overload, Overload, Communication Overload, Social Overload e System Feature Overload*), Fadiga (*Social Media Fatigue*) e Ansiedade (*Information Anxiety*), além de “*Coping Strategies*” referentes a estratégias de enfrentamento e “*Social Media*” referente ao contexto de mídias sociais/redes sociais. O Cluster 2, sinalizado em azul no diagrama, agrupou uma palavras-chave alusiva a Evitação (*Information Avoidance*) além de “*Information Seeking*”, referente ao comportamento de busca por informação que seria o oposto ao Comportamento de Evitação ou de não busca, e “*Covid-19*”. O Cluster 3, sinalizado em verde no diagrama, agrupou uma palavra alusiva a Alfabetização (*Information Literacy*), uma a Ansiedade (*Information Seeking Anxiety*) e “*Pakistan*” referente a localidade no qual a pesquisa foi realizada. Por fim, o Cluster 4, sinalizado em lilás no diagrama, agrupou as palavras-chave Ansiedade (*Anxiety*) e Fadiga (*Fatigue*), além de “*Flow Experience*”, “*Depression*”, “*Resilience*”, que também são aspectos cognitivos, afetivos e comportamentais.

Nesse sentido, de acordo com a análise das palavras-chave mais frequentes, verificou-se que Sobrecarga, Fadiga e Ansiedade foram analisadas juntas, assim como as estratégias de enfrentamento. Também pode-se observar que a Evitação foi analisada majoritariamente no contexto de saúde/Covid-19. Além disso, constatou-se um agrupamento entre a Alfabetização e a Ansiedade. Outrossim, identificou-se que a Ansiedade e a Fadiga agrupam-se com outras variáveis cognitivas, afetivas e comportamentais que não são consideradas na presente pesquisa como a Experiência de *Flow*, a Depressão e a Resiliência.

Por fim, ao analisar quais **associações entre as variáveis de interesse** deste estudo foram propostas, discutidas e/ou constatadas nos 93 artigos analisados, identificou-se: **1) Sobrecarga e Ansiedade, 2) Sobrecarga e Fadiga, 3) Sobrecarga e Evitação, 4) Sobrecarga e Alfabetização, 5) Ansiedade e Fadiga, 6) Ansiedade e Evitação, 7) Ansiedade e Alfabetização, 8) Fadiga e Evitação e 9) Evitação e Alfabetização.** O [Quadro 6](#) mostra os autores que propuseram, discutiram e/ou constataram cada associação supracitada em seus estudos teóricos ou empíricos.

Quadro 6 – Associações entre as Variáveis Sobrecarga, Ansiedade, Fadiga, Evitação e Alfabetização Identificadas na Literatura

Associações entre variáveis	Autores
Sobrecarga e Ansiedade	Bawden and Robinson, 2009 , Yang and Lin, 2018 , Naveed and Anwar, 2020 , Sample, 2020 , Starcevic et al., 2020 , Bhambri, 2021 , Cao et al., 2021 , James et al., 2021 , Song, Yao, and Wen, 2021 , Soroya et al., 2021 , Al-Youzbaky and Hanna, 2022 , Jiang, 2022 , Mao, Jia, and Huang, 2022 , Sillence et al., 2022
Sobrecarga e Fadiga	Ravindran, Kuan, and Lian, 2014 , Lee, Son, and Kim, 2016 , Shin and Shin, 2016 , Zhang et al., 2016 , Endo and Fujinami, 2018 , Shokouhyar, Siadat, and Razavi, 2018 , Kim, Park and Choi, 2019 , Pham, Brennan and Furnell, 2019 , Wang and Li, 2019 , Xiao, Mou, and Huang, 2019 , Dai, Ali and Wang, 2020 , Fu et al., 2020 , Guo et al., 2020 , Islam, Whelan and Brooks, 2020 , Lin et al., 2020 , Xiao et al., 2020 , Tugtekin et al., 2020 , Whelan, Islam and Brooks, 2020 , Bhambri, 2021 , Cao et al., 2021 , Liu et al., 2021 , Pang, 2021 , Skulmowski and Standl, 2021 , Xie and Tsai, 2021 , Ahmed et al., 2022 , Al-Youzbaky and Hanna, 2022 , Fu and Li, 2022 , Goumopoulos and Potha, 2022 , Jiang, 2022 , Ma et al., 2022 , Mao, Jia, and Huang, 2022 , Teng, Liu and Luo, 2022 , Zhang, Ding and Ma, 2022 , Zhang et al., 2022 , Zhang, He and Peng, 2022 , Sheng et al., 2023 , Zhou and Tian, 2023
Sobrecarga e Evitação	Bawden and Robinson, 2009 , Poirier and Robinson, 2013 , Garaus and Wagner, 2016 , Stanton et al., 2016 , Ledzinska and Postek, 2017 , Anninoua and Foxall, 2019 , Park, 2019 , Guo et al., 2020 , Lauri, Virkus, and Heidmets, 2020 , Li, Wang, and Zhang, 2020 , Ndumu, 2020 , Cullen and Noonan, 2021 , Link, 2021 , Ahmed et al., 2022 , Lloyd and Hicks, 2022
Sobrecarga e Alfabetização	Edmunds and Morris, 2000 , Bawden and Robinson, 2009 , Jeffrey et al., 2011 , Poirier and Robinson, 2013 , Santharooban and Premadasa, 2015 , Jiang and Beaudoin, 2016 , Koltay, 2017 , Aharony and Gazit, 2019 , Castañeda et al., 2020 , Lauri, Virkus and Heidmets, 2020 , Lee, Lee, and Lee-Geiller, 2020 , Sample, 2020 , Bhambri, 2021 , Cezar and Maçada, 2021 , Cullen and Noonan, 2021 , Soroya et al., 2021 , Zimmerman, 2021 , Mao, Jia and Huang, 2022 , Lloyd and Hicks, 2022
Ansiedade e Fadiga	Dhir et al., 2018 , Zhang et al., 2020 , Kalwani, 2021 , Pang, 2021 , Al-Youzbaky and Hanna, 2022 , Kokubun and Ishimura, 2022 , Mao, Jia and Huang, 2022 , Rey-Merchán and López-Arquillos, 2022 , Vidolov, 2022 , Teng, Liu and Luo, 2022
Ansiedade e Evitação	Shapiro and Burchell, 2012 , Savolainen, 2014 , Cho, Li, and Goh, 2020 , Naveed and Anwar, 2020 , Sample, 2020 , Gori, Topino, and Caretti, 2021 , Skulmowski and Standl, 2021 , Song, Yao, and Wen, 2021 , Soroya et al., 2021 , Sundaray et al., 2021 , Teng, Liu and Luo, 2022
Ansiedade e Alfabetização	Bawden and Robinson, 2009 , Jeffrey et al., 2011 , Naveed and Ameen, 2016 , Reeves and Chiang, 2019 , Sample, 2020 , Soroya et al., 2021 , Alshammari et al., 2022 , Vučetić et al., 2022 , Xu et al., 2022
Fadiga e Evitação	Shin and Shin, 2016 , Dai, Ali, and Wang, 2020 , Guo et al., 2020 , Lin et al., 2021 , Ahmed et al., 2022 , Murinska, Rožukalne, and Strode, 2022 , Teng, Liu and Luo, 2022
Evitação e Alfabetização	Lauri, Virkus and Heidmets, 2020 , Soroya et al., 2021 , Lloyd and Hicks, 2022

Nota: Alguns autores são listados mais de uma vez no quadro uma vez que discutiram, propuseram e/ou encontraram associações entre três ou mais dos conceitos de interesse.

Fonte: Elaborada pela autora

Destaca-se que a associação mais proposta, discutida e/ou verificada na literatura foi entre a Sobrecarga e a Fadiga (n = 37), seguida pelas associações entre a Sobrecarga e a Alfabetização (n = 19), a Sobrecarga e a Evitação (n = 15), a Sobrecarga e a Ansiedade (n = 14), a Ansiedade e a Evitação (n = 11), a Ansiedade e a Fadiga (n = 10), a Ansiedade e a Alfabetização (n = 9), a Fadiga e a Evitação (n = 7) e a Evitação e a Alfabetização (n = 3). Cabe salientar que, dentre as associações possíveis entre as cinco variáveis, somente não identificou-se na literatura a associação entre a Alfabetização e a Fadiga.

2.4.3 Discussão da Etapa 1

Essa RSL foi **necessária** uma vez que permitiu uma visão geral sobre as associações entre as variáveis Sobrecarga, a Ansiedade, a Fadiga, a Evitação e a Alfabetização que já foram propostas, discutidas e/ou constatadas na literatura: **1)** Sobrecarga e Ansiedade, **2)** Sobrecarga e Fadiga, **3)** Sobrecarga e Comportamento de Evitação, **4)** Sobrecarga e Alfabetização, **5)** Ansiedade e Fadiga, **6)** Ansiedade e Comportamento de Evitação, **7)** Ansiedade e Alfabetização, **8)** Fadiga e Comportamento de Evitação e **9)** Comportamento de Evitação e Alfabetização.

Os resultados dessa etapa evidenciaram o caráter inovador das temáticas de interesse, uma vez que os artigos analisados foram publicados recentemente. Além disso, constatou-se que a maior parte da literatura que investiga os fenômenos de interesse da presente pesquisa se concentra na informação e nas particularidades de contextos como Mídias Sociais/Redes Sociais, Covid-19/Saúde, entre outros. Há poucos estudos que aprofundem a compreensão da Sobrecarga, Ansiedade, Fadiga, Evitação e Alfabetização referente aos dados e as associações entre esses fenômenos. Destaca-se a centralidade da variável Sobrecarga, um elemento-chave que conecta as demais variáveis de interesse.

No entanto, os artigos resultantes da RSL forneceram aporte teórico para analisar como a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva, o Comportamento de Evitação e a Alfabetização em Dados se manifestam em ambientes organizacionais de Big Data e como os profissionais inseridos nesses contextos percebem as associações entre essas variáveis ([Etapa 2](#)). Bem como para desenvolver o modelo de pesquisa a ser testado estatisticamente ([Etapa 3](#)).

2.5 ETAPA 2: ESTUDO QUALITATIVO

A segunda etapa deste estudo foi conduzida visando responder a seguinte questão de pesquisa: **De que forma a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva e o Comportamento de Evitação se manifestam ambientes organizacionais de Big Data e qual**

a importância da Alfabetização em Dados considerando tais circunstâncias? Buscou-se obter evidências empíricas para explorar como a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva, o Comportamento de Evitação e a Alfabetização em Dados são percebidas por profissionais que atuam em ambientes organizacionais de Big Data, tendo em vista as particularidades do referido contexto. Ademais, almejou-se confirmar se as associações entre as variáveis em questão identificadas na RSL também são percebidas por tais profissionais em seu cotidiano. Assim, visou-se combinar o aporte teórico obtido na RSL com as evidências empíricas para desenvolver um modelo de pesquisa.

2.5.1 Método da Etapa 2

A Etapa 2 do presente estudo caracteriza-se por uma **abordagem qualitativa**. Isto é, buscou-se compreender a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva, o Comportamento de Evitação e a Alfabetização em Dados em termos dos significados atribuídos pelos atores sociais que os vivenciam em seus contextos da vida real. As percepções humanas refletidas em narrativas autênticas da realidade contribuem com detalhes, subjetividades e exemplos que dificilmente seriam constatados através de atributos lineares, métricas e quantificações ([RYNES; GEPHART JR., 2004](#); [DENZIN; LINCOLN, 2011](#); [STAKE, 2016](#)).

Assim, realizaram-se **entrevistas qualitativas**. Na entrevista qualitativa, o pesquisador (entrevistador) faz perguntas sobre os temas de interesse as suas unidades de análise (entrevistados ou informantes) esforçando-se para obter perspectivas expressadas da maneira mais autêntica possível ([MYERS; NEWMAN, 2007](#)). Seguiu-se uma estratégia semiestruturada. Nessa estratégia, o entrevistador dispõe de algumas perguntas para se orientar, no entanto, é flexível a improvisação, adicionando, ajustando ou suprimindo questões conforme o andamento da entrevista ([MYERS; NEWMAN, 2007](#)). Portanto, o instrumento de coleta de dados utilizado foi um roteiro de entrevista semiestruturado.

O roteiro de entrevista semiestruturado foi submetido a uma validação por cinco acadêmicos especialistas na área de gestão de sistemas e tecnologia da informação, 4 doutores e 1 mestra, que o analisaram e o revisaram, sugerindo algumas modificações de formato e conteúdo. Após essa validação, foram realizadas entrevistas piloto com cinco profissionais que trabalham em organizações/instituições que fazem uso extensivo e sistemático de dados em seus processos de negócio e gerenciais. O objetivo das entrevistas piloto era verificar a inteligibilidade das perguntas, sua aderência à realidade, assim como levar em consideração as perspectivas e sugestões dos profissionais. Para evitar algum viés indesejado, os dados das

entrevistas piloto não foram considerados na análise. O perfil dos profissionais que participaram das entrevistas piloto pode ser visualizado no [Quadro 7](#).

Quadro 7 – Perfil dos Profissionais que Participaram das Entrevistas Piloto

Entrevistado(a) Piloto				Organização	
	Gênero	Formação Acadêmica	Função	Setor	Porte
EP1	Feminino	Mestrado	Chief Executive Officer	Serviços e Consultoria de TI	Entre 11 e 50
EP2	Masculino	Mestrado	Analista Pleno	Serviços Financeiros	Entre 501 e 1.000 Funcionários
EP3	Feminino	Doutorado	Cientista Senior	Serviços Financeiros	Entre 501 e 1.000 Funcionários
EP4	Masculino	Graduação	Analista Jr.	Publicações na Internet	Entre 1.001 e 5.000
EP5	Masculino	Pós-graduação	Analista Senior	Tecnologia, Informação e Internet	Mais de 10.001

Fonte: Elaborado pela autora.

Sendo assim, após validação por especialistas e entrevistas piloto, chegou-se a um roteiro de entrevista composto por seis blocos e dezesseis questões que pode ser visualizado no [Quadro 8](#).

Quadro 8 – Estrutura do Roteiro Semiestruturado de Entrevista

Blocos		Questões
1	Perfil do Entrevistado ¹	1. Idade
		2. Gênero
		3. Nível de formação acadêmica
2	Sobrecarga Cognitiva	4. Qual a sua percepção sobre a Sobrecarga Cognitiva no contexto de ambientes organizacionais de Big Data?
		5. Como você costuma lidar com a Sobrecarga Cognitiva no seu trabalho?
		6. Como a Sobrecarga Cognitiva lhe afeta no seu trabalho?
3	Ansiedade	7. Qual a sua percepção sobre a Ansiedade no contexto de ambientes organizacionais de Big Data?
		8. Como você costuma lidar com a Ansiedade no seu trabalho?
		9. Como a Ansiedade lhe afeta no seu trabalho?
4	Fadiga Cognitiva	10. Qual a sua percepção sobre a Fadiga Cognitiva no contexto de ambientes organizacionais de Big Data?
		11. Como você costuma lidar com a Fadiga Cognitiva no seu trabalho?
		12. Como a Fadiga Cognitiva lhe afeta no seu trabalho?
5	Comportamento de Evitação	13. Qual a sua percepção sobre o Comportamento de Evitação no contexto de ambientes organizacionais de Big Data?
		14. Na sua opinião, como os fatores abordados anteriormente (Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva) estão relacionados com o Comportamento de Evitação no seu trabalho?
6	Alfabetização em Dados	15. Qual a sua percepção sobre a Alfabetização em Dados no contexto de ambientes organizacionais de Big Data?
		16. Na sua opinião, considerando os fatores abordados anteriormente (Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva e Comportamento de Evitação), qual a importância da Alfabetização em Dados no seu trabalho?

Nota: ¹ As informações referentes a função desempenhada pelo(a) entrevistado(a), ao setor e ao porte da organização foram extraídas do perfil do LinkedIn do profissional e da organização.

Fonte: Elaborado pela autora.

Para definir as unidades de análise, buscou-se selecionar sujeitos presumivelmente expostos em suas configurações da vida real aos fenômenos de interesse ([RAGIN, 2009](#)). Assim, as **unidades de análise** desse estudo foram profissionais, executivos e gestores que trabalham em ambientes organizacionais de Big Data, isto é, organizações/instituições que fazem uso extensivo e sistemático de dados em seus processos de negócio e gerenciais ([DALLEMULE; DAVENPORT, 2017](#)).

A seleção das unidades de análise se deu por acessibilidade da autora em sua rede de contatos no LinkedIn. A mesma convidou 442 profissionais que, conforme as informações disponibilizadas em seus perfis na rede social, refletiam características particulares do público-alvo estabelecido e observando a diversidade de funções desempenhadas, setores econômicos, e portes das organizações. No convite compartilhado por e-mail constavam informações sobre o objetivo e processo de pesquisa.

Alcançou-se o total de **40 profissionais** como unidades de análise, cujo perfil pode ser visualizado no [Quadro 9](#). Este número pode ser considerado satisfatório, uma vez que [Glaser e Strauss \(2017\)](#) sugerem um mínimo de dez e [Marshall et al. \(2013\)](#) entre 20 e 30 para que seja possível obter uma compreensão profunda do fenômeno estudado e, geralmente, atingir uma saturação teórica.

Quadro 9 – Perfil dos Entrevistados

Entrevistado(a)							Organização	
Código	Gênero	Idade	Formação acadêmica	Cargo ¹	Senioridade ²	Passou por transição de carreira?	Setor ³	Porte ⁴
E01	Masculino	25	Mestrado concluído	Engenheiro(a) de Dados	Pleno	Não	Tecnologia, Informação e Internet	Mais de 10.001
E02	Feminino	21	Ensino superior em andamento	Assistente/Estagiário(a)	Trainee/Júnior	Não	Fabricação de Produtos Químicos	Não atribuído
E03	Masculino	23	Ensino técnico em andamento	Analista de Dados	Pleno	Sim	Serviços de Publicidade	Entre 11 e 50
E04	Masculino	24	Ensino superior em andamento	Assistente/Estagiário(a)	Trainee/Júnior	Não	Serviços de Publicidade	Entre 201 e 500
E05	Masculino	37	Mestrado em andamento	Coordenador(a)/Diretor(a)/Gerente/Líder	Senior	Não	Serviços de Publicidade	Entre 201 e 500
E06	Masculino	46	Mestrado concluído	Coordenador(a)/Diretor(a)/Gerente/Líder	Senior	Não	Serviços e Consultoria de TI	Entre 2 e 10
E07	Masculino	28	Ensino superior concluído	Analista de Dados	Pleno	Sim	Serviços para Eventos	Entre 201 e 500
E08	Feminino	24	Pós-graduação lato-sensu concluída	Analista de Dados	Senior	Não	Tecnologia, Informação e Internet	Entre 1.001 e 5.000
E09	Masculino	47	Doutorado em andamento	Cientista de Dados	Senior	Não	Consultoria e Serviços Empresariais	Entre 2 e 10
E10	Masculino	25	Ensino superior em andamento	Analista de Dados	Trainee/Júnior	Não	Tecnologia, Informação e Internet	Entre 1.001 e 5.000
E11	Feminino	19	Ensino técnico em andamento	Assistente/Estagiário(a)	Trainee/Júnior	Não	Serviços de Publicidade	Entre 201 e 500
E12	Masculino	31	Doutorado em andamento	Coordenador(a)/Diretor(a)/Gerente/Líder	Senior	Não	Administração da justiça	Mais de 10.001
E13	Masculino	24	Ensino superior em andamento	Assistente/Estagiário(a)	Trainee/Júnior	Não	Entretenimento	Mais de 10.001

E14	Feminino	26	Pós-graduação lato-sensu concluída	Coordenador(a)/Diretor(a)/Gerente/Líder	Senior	Não	Serviços e Consultoria de TI	Entre 501 e 1.000
E15	Feminino	28	Pós-graduação lato-sensu em andamento	Analista de Dados	Pleno	Sim	Serviços e Consultoria de TI	Entre 11 e 50
E16	Masculino	51	Pós-graduação lato-sensu concluída	Coordenador(a)/Diretor(a)/Gerente/Líder	Senior	Não	Serviços de Informação	Entre 51 e 200
E17	Masculino	33	Ensino superior concluído	Analista de Dados	Pleno	Não	Serviços Financeiros	Mais de 10.001
E18	Feminino	28	Ensino superior concluído	Cientista de Dados	Pleno	Não	Tecnologia, Informação e Internet	Entre 1.001 e 5.000
E19	Masculino	43	Mestrado concluído	Coordenador(a)/Diretor(a)/Gerente/Líder	Senior	Não	Serviços e Consultoria de TI	Entre 201 e 500
E20	Feminino	29	Ensino superior concluído	Analista de Dados	Pleno	Não	Serviços Financeiros	Entre 1.001 e 5.000
E21	Masculino	28	Mestrado concluído	Analista de Dados	Senior	Não	Tecnologia, Informação e Internet	Entre 5.001 e 10.000
E22	Masculino	50	Doutorado em andamento	Coordenador(a)/Diretor(a)/Gerente/Líder	Senior	Sim	Administração Pública	Entre 51 e 200
E23	Feminino	32	Ensino superior concluído	Analista de Dados	Pleno	Sim	Serviços de Publicidade	Entre 201 e 500
E24	Feminino	35	Ensino superior concluído	Engenheiro(a) de Dados	Pleno	Não	Serviços e Consultoria de TI	Entre 51 e 200
E25	Feminino	25	Ensino superior concluído	Coordenador(a)/Diretor(a)/Gerente/Líder	Senior	Não	Serviços Financeiros	Entre 5.001 e 10.000
E26	Feminino	30	Doutorado em andamento	Analista de Dados	Pleno	Não	Varejo	Mais de 10.001
E27	Masculino	30	Ensino superior concluído	Engenheiro(a) de Dados	Trainee/Júnior	Sim	Serviços e Consultoria de TI	Entre 501 e 1.000
E28	Masculino	25	Ensino superior concluído	Analista de Dados	Trainee/Júnior	Não	Agricultura	Mais de 10.001

E29	Masculino	22	Pós-graduação lato-sensu em andamento	Cientista de Dados	Pleno	Não	Serviços e Consultoria de TI	Entre 51 e 200
E30	Feminino	31	Mestrado concluído	Coordenador(a)/Diretor(a)/Gerente/Líder	Senior	Não	Tecnologia, Informação e Internet	Entre 1.001 e 5.000
E31	Masculino	36	Mestrado concluído	Cientista de Dados	Pleno	Sim	Esportes para Espectadores	Entre 501 e 1.000
E32	Masculino	36	Mestrado concluído	Coordenador(a)/Diretor(a)/Gerente/Líder	Senior	Não	Serviços e Consultoria de TI	Entre 201 e 500
E33	Feminino	30	Mestrado concluído	Cientista de Dados	Pleno	Sim	Hospitais e atendimento à saúde	Mais de 10.001
E34	Feminino	30	Mestrado em andamento	Analista de Dados	Pleno	Sim	Tecnologia, Informação e Internet	Entre 1.001 e 5.000
E35	Feminino	36	Mestrado concluído	Coordenador(a)/Diretor(a)/Gerente/Líder	Senior	Não	Contabilidade	Mais de 10.001
E36	Masculino	22	Ensino superior em andamento	Assistente/Estagiário(a)	Trainee/Júnior	Não	Serviços e Consultoria de TI	Entre 201 e 500
E37	Masculino	34	Pós-graduação lato-sensu em andamento	Analista de Dados	Pleno	Não	Serviços Financeiros	Mais de 10.001
E38	Masculino	31	Pós-graduação lato-sensu concluída	Analista de Dados	Pleno	Não	Manufatura	Mais de 10.001
E39	Feminino	30	Pós-graduação lato-sensu concluída	Engenheiro(a) de Dados	Pleno	Sim	Tecnologia, Informação e Internet	Mais de 10.001
E40	Feminino	34	Ensino superior concluído	Coordenador(a)/Diretor(a)/Gerente/Líder	Senior	Não	Serviços de Informação	Entre 2 e 10

1 2 3 4 Dados retirados das páginas do LinkedIn das organizações em que os entrevistados atuam.

Fonte: Elaborado pela autora.

Tendo uma visão geral do **perfil dos entrevistados**, contou-se com os relatos de 23 indivíduos do gênero masculino e 17 do gênero feminino, entre 19 e 51 anos, com uma média de idade de 31 anos. A maioria dos respondentes possuem ensino superior completo (n = 33), sendo 18 destes pós-graduados (5 especialistas lato-sensu e 13 mestres).

Em termos das funções desempenhadas, 5 entrevistados são assistentes ou estagiários, 14 são analistas de dados, 5 são cientistas de dados, 4 engenheiros de dados e 12 ocupam a posição de coordenadores, diretores, gerentes ou líderes. Quanto a senioridade dos profissionais, 8 destes são trainee ou júnior, 17 são plenos e 15 são sêniores. 16 entrevistados desempenham funções de perfil analítico, 12 de perfil técnico, 9 de perfil analítico e gestão e 3 de perfil de gestão. Cabe ressaltar que 10 dos entrevistados passaram por transição de carreira para área de dados.

Em relação às organizações em que estes trabalham, foram identificados 17 setores diferentes com destaque para serviços e consultoria de TI (n = 9) e tecnologia, informação e internet (n = 8). Já, no tocante ao porte das organizações mensurado a partir do número de funcionários, salienta-se que 12 possuem mais de 10.001, 8 entre 201 e 500 e 6 entre 1.001 e 5.000. Sendo assim, pode-se considerar que o presente estudo alcançou entrevistados com um perfil diverso quanto ao gênero, idade, formação acadêmica e, principalmente, quanto a funções desempenhadas, setores econômicos, e portes das organizações.

Antes da realização das entrevistas, foi enviado aos respondentes um Termo de Consentimento Livre e Esclarecido no qual solicitada a permissão para gravar a entrevista e utilizá-la para fins de pesquisa. Foi garantido aos participantes total anonimato e sigilo e que o conteúdo da entrevista não será disponibilizado a terceiros nem tornado públicos. O Termo de Consentimento Livre e Esclarecido pode ser visualizado no [Apêndice C](#).

Devido às distâncias geográficas, optou-se por realizar as entrevistas por vídeo conferência nas plataformas Microsoft Teams e Google Meet. Ressalta-se que antes de começar cada bloco e sempre que os(as) entrevistados(as) apresentavam alguma dúvida conceitual, definia-se os fenômenos de interesse. Assim como instigava-se os entrevistados a referirem-se a fatores peculiares do contexto de ambientes organizacionais de Big Data. As entrevistas foram realizadas nos períodos entre 04 de março e 11 de maio de 2022 e entre 12 de agosto e 29 de setembro de 2022.

As 40 entrevistas duraram entre 16 minutos e 1 hora e 10 minutos, com uma média de 36 minutos e, juntas, totalizando 24h e 9 minutos. O que também compreende a recomendação de

16 a 70 horas de horas de contato com as unidades de análise para obter uma maior riqueza de resultados e alcançar a saturação teórica ([MARSHALL et al., 2013](#)).

Todas as entrevistas foram transcritas de forma manual pela autora, em sua íntegra e literalmente, com foco exclusivo na palavra falada ([MCLELLAN; MACQUEEN; NEIDIG, 2003](#)). O processo de transcrição foi desenvolvido nos meses de outubro e novembro de 2022. Essas transcrições foram compiladas e armazenadas em um servidor de arquivos seguro e qualquer identificação foi removida, mantendo somente os códigos atribuídos a cada entrevistado(a). As transcrições das entrevistas variavam, individualmente, entre 3 e 11 páginas e entre 1228 e 8268 palavras, com uma média de 5 páginas e 3.647 palavras por transcrição. Coletivamente, as transcrições das entrevistas compuseram um documento⁷ de 178 páginas e 145.001 palavras, sendo este o corpus de análise.

De acordo com [Yin \(2016\)](#), na fase da análise dos dados de uma pesquisa qualitativa o pesquisador organiza os resultados auferidos, estabelece palavras ou conceitos que os representam e interpreta-os, a fim de obter conclusões e relatar ao mundo a pesquisa e seus significados. Sendo assim, após a compilação dos dados, segue-se um processo exaustivo e recursivo entre a decomposição, recomposição, interpretação e conclusão desses dados.

Para a análise dos dados da presente pesquisa, foi utilizada a técnica de **análise de conteúdo**. De acordo com [Bardin \(2011\)](#), a análise de conteúdo é um processo sistemático organizado em três etapas: **1)** pré-análise; **2)** exploração do material; e **3)** tratamento, inferência e interpretação dos resultados.

Na pré-análise deve ocorrer a organização preliminar das informações, operacionalizando-as e sistematizando-as em ideias iniciais ou esquemas para posterior análise. A exploração do material consiste em operações de codificação dos conteúdos disponíveis e categorização dos dados ou mensagens. Já a etapa de tratamento, inferência e interpretação dos resultados, consiste em tornar as unidades de registro e contexto que foram agrupadas em categorias em resultados significativos e válidos. Para a [Bardin \(2011, p. 131\)](#), essa etapa permite “*estabelecer quadros de resultados, diagramas, figuras e modelos, os quais condensam e põem em relevo as informações fornecidas pela análise*”. Por conseguinte, torna-se possível, ao pesquisador, a proposição de inferências e interpretações.

⁷ O referido documento foi formatado com margens esquerda e superior de 3 cm e direita e inferior de 2 cm, fonte Times New Roman tamanho 12, espaço simples e parágrafo justificado.

Nesse sentido, a partir da classificação progressiva dos brutos obtidos e sua constante lapidação e enriquecimento é realizada a **categorização** de acordo com o conhecimento, sensibilidade e intuição do pesquisador que deve transitar várias vezes entre a teoria e o corpus de análise. As categorias podem ser definidas a priori, derivadas da literatura e pré-determinadas em função da busca específica do pesquisador, ou a posteriori, emergindo do conteúdo coletado e da transição do autor entre corpus de análise e teoria (FRANCO, 2008). Na presente pesquisa, foram definidas 5 categorias a priori: **1) Sobrecarga Cognitiva em Ambientes Organizacionais de Big Data; 2) Ansiedade em Ambientes Organizacionais de Big Data; 3) Fadiga Cognitiva em Ambientes Organizacionais de Big Data; 4) Comportamento de Evitação em Ambientes Organizacionais de Big Data; e 5) Associações entre a Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva, Comportamento de Evitação e Alfabetização em Dados em Ambientes Organizacionais de Big Data.** O processo de análise de conteúdo foi desenvolvido com o suporte do *software* Nvivo12 (WONG, 2008; ALAM, 2021). O Livro de Códigos está apresentado no [Apêndice D](#).

2.5.2 Resultados da Etapa 2

Os resultados desta etapa possibilitaram uma visão abrangente sobre como a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva e o Comportamento de Evitação se manifestam no contexto de ambientes organizacionais de Big Data, a partir dos relatos dos entrevistados que expressaram seus sentimentos e deram exemplos de suas vivências. Além disso, as associações entre essas variáveis, incluindo a percepção sobre a importância da Alfabetização em Dados, também foram mencionadas pelos profissionais. Os subtópicos a seguir apresentam a análise dos evidências obtidas nas entrevistas.

2.5.2.1 Sobrecarga Cognitiva em Ambientes Organizacionais de Big Data

Verificou-se que todos os 40 entrevistados mencionaram sentirem ou já terem sentido estar sobrecarregados cognitivamente enquanto desempenhavam seu trabalho com dados. A **Sobrecarga Cognitiva em ambientes organizacionais de Big Data** foi evidenciada em expressões como: “*vai sobrepondo / overwhelmed / overdose / soterrado pelos dados / sufocando*” (E06; E19; E20; E34; E35), “*carga (cognitiva) muito grande / pesada / robusta e custosa*” (E01; E13; E40), “*pensando em muita coisa ao mesmo tempo / muita coisa mental*” (E30; E33), “*excede / acaba excedendo / extrapola*” (E03; E11; E16; E17; E31; E32; E37), “*mais*

do que se é capaz / maior do que tu consegue lidar / além da sua capacidade (de resposta)” (E01; E04; E06; E16; E17; E21; E26; E31; E39) e *"não consegue dar conta"* (E06; E30; E31; E38), *"naturalmente as pessoas tem um limite"* (E32; E34), *"não consegue ter a capacidade de processamento que o computador tem"* (E14), *"incapaz de absorver tudo"* (E27) e *"é humanamente impossível"* (E34).

Destacam-se os seguintes trechos: *“O indivíduo é soterrado pelos dados, né? Mesmo fazendo uso das técnicas e ferramentas que existem, igual, ele tem situações em que ele fica, assim, overwhelmed, ele não consegue dar conta, né?”* (E06); *“Mas, em geral, as pessoas são sobrecarregadas pelos dados. Ficam lá se debatendo com os dados, é um trabalho que leva uma sobrecarga.”* (E09); *“A pessoa tá ali, sobrecarregada, de muita coisa mental, pensando em muita coisa ao mesmo tempo, aí existe um ponto bem crítico. Esse estado de que é muita coisa e eu não consigo nem começar ou eu comecei tudo ao mesmo tempo e não consigo mais absorver nada.”* (E30); *“Às vezes se pensa: ah, quanto mais dados melhor. Só que daí a pessoa tem uma sobrecarga de dados gigante porque acaba excedendo. Naturalmente as pessoas têm um limite né? Sobrecarrega e esse quadro se torna uma barreira, um problema.”* (E32);

“Gente, é humanamente impossível olhar todos os dados da empresa. Eu não tenho humanamente braços para manipular todos os dados. A gente surta, porque não dá para conciliar tudo, vai tudo se sobrepondo e muitas vezes a gente não consegue por limites porque a gente não quer perder o emprego, só que a gente tem nossos limites, chega uma hora que o tico e o teco param, não dá pra pensar mais. Por exemplo, eu fui contratada para fazer um mapa só que, no fim, tive que fazer um estudo inteiro, é uma sobrecarga muito grande, eu sentia que era mais do que eu era capaz. É uma das principais queixas que a gente tem ali nos cafezinhos, sabe?” (E34)

Sendo assim, os profissionais relataram momentos nos quais os dados e os processos envolvidos no seu manuseio, tanto em termos de quantidade quanto de complexidade, excedem sua capacidade cognitiva de processamento. Isto é, os indivíduos expuseram que frequentemente são sido exigidos no seu trabalho além do seu limite cognitivo de lidar com os dados de maneira eficiente e eficaz, fazendo com que experenciassem a Sobrecarga Cognitiva.

A natureza de ambientes organizacionais de Big Data pode ser propícia para a avaliação subjetiva ou percepção de Sobrecarga Cognitiva pelos indivíduos (MERENDINO et al., 2018; SAXENA; LAMEST, 2018). Isso pois a capacidade humana de manejar efetivamente essa avalanche de dados existentes não evoluiu tão rapidamente para acompanhar a capacidade da sociedade de gerá-los e a capacidade da tecnologia de entregá-los (LEDZIŃSKA; POSTEK, 2017).

2.5.2.2 Ansiedade em Ambientes Organizacionais de Big Data

Constatou-se que todos os 40 entrevistados mencionaram sentirem ou já terem sentido sinais de Ansiedade enquanto desempenhavam seu trabalho com dados. Verificaram-se nas falas dos entrevistados expressões que refletem suas percepções sobre a **Ansiedade em ambientes organizacionais de Big Data**: “preocupação / preocupado(a)” (E02; E08; E12; E13; E18; E23; E25; E26; E27; E31; E35; E37; E39), “frustração / frustrado(a)” (E01; E06; E11; E12; E14; E23; E26; E27; E28; E34; E35; E37), “angústia / angustiado(a)” (E09; E14; E27; E34; E39), “nervosismo / nervoso(a)” (E09; E11; E15; E26), “anseio” (E14; E17; E30), “tensão” (E05; E12), “não consegue ficar tranquilo” (E24), “perdida” (E05), “aflita” (E33), “estresse / sofrimento / inferno emocional / psicológico delicado” (E06; E07; E09; E18; E19; E21; E25; E27; E28; E29; E34; E35; E39), “enlouquecedor” (E25), “desespero” (E07; E21), “pânico” (E19), “pilha de nervos” (E27), “se descabelando” (E07), “remoendo” (E09), “me debatendo” (E09), “desgaste” (E17), “surtava” (E21), “desabando” (E25), “pensando muito / demais” (E01; E02; E04; E08; E20; E37), “não consegue desligar / não desliga nunca / cérebro fica ligado” (E01; E08; E18; E25; E28), “pensamento acelerado / tipo uma bolinha de ping-pong” (E01; E25), “antecipando o futuro” (E09; E19), “nunca tá bom o suficiente” (E22; E25), “quebrando a cabeça” (E28) e “distorções de pensamento” (E29).

Ademais, a Ansiedade também pode se manifestar como: “insegurança / não ter segurança / inseguro(a)” (E06; E09; E15; E22; E25; E27; E29; E31; E39), “não confiar / não ter confiança / falta confiança” (E02; E09; E20; E24; E31), “medo” (E03; E04; E07; E12; E15; E21; E27; E34), “complexo de inferioridade” (E28) e “síndrome de impostora” (E33). Principalmente em relação a: “fazer / entregar / enviar algo errado / não assertivo” (E04; E07; E09; E11; E12; E15; E21; E27), “não conseguir dar conta / lidar / cumprir / produzir / entregar / suprir / performar bem” (E03; E05; E14; E19; E27; E29; E31), “tamanho da responsabilidade” (E04; E10; E11), “perder o emprego / ser demitido” (E03; E11), “ter uma resposta negativa” (E15) e “passar vergonha” (E12).

Destacam-se os seguintes trechos: “são processos ansiogênicos, por exemplo, a etapa de modelagem, você pode cair numa tentação de ficar melhorando aquela modelagem para sempre até um ponto em que já não é mais eficiente” (E06); “O nível de ansiedade é uma curva bem ascendente e, nossa, tem dias que o nível de ansiedade tá aqui ó, extrapola o teto. E a gente sempre quer buscar mais dados, só que nunca acaba, sempre tem essa ansiedade de: Putz, mas se eu tivesse mais esse dado aqui.” (E34)

“As pessoas vão ficando ansiosas, vão ficando nervosas, é um estresse emocional muito grande pras pessoas, assim, tipo: será que vai ter alguma coisa errada? A pessoa já antecipando, sabe? Eu, quando eu recebia um pedido, eu ficava remoendo aquilo, eu passava horas me debatendo com a ideia, eu ficava muito ansioso, era um momento de angústia sempre. É sofrido, a minha ansiedade com dados. Isso acaba realmente tendo um peso alto.” (E09)

“A gente tem a ansiedade de extrair tudo que a gente pode extrair de alguma base de dados, de cobrir todas as perguntas do mundo em um único trabalho. E se a gente quer olhar para tudo, a gente não consegue olhar profundamente para nada, e acaba as pessoas se sentem frustradas e angustiadas por não conseguirem suprir esse anseio por dados.” (E14)

Nesse sentido, constata-se fatores afetivos como a preocupação extensa, angústia, tensão, nervosismo, apreensão, frustração, insegurança ou medo sentidas pelos profissionais em relação ao seu trabalho com dados. Isto é, o sofrimento psicológico por antecipar o futuro em relação a possibilidade de não alcançar o sucesso no acesso, entendimento, manipulação e/ou uso de dados.

Essas evidências apontam que o estresse gerado por não ser capaz de lidar com as demandas do ambiente pode exercer um impacto profundo nas emoções humanas (CAO et al., 2021; SONG; YAO; WEN, 2021, SOROYA et al., 2021; SILLENCE et al., 2022; MAO; JIA; HUANG, 2022). O que corrobora com os argumentos de Pink, Lanzeni e Horst (2018) de que o contexto de Big Data, muitas vezes caótico, pode ser propício para a manifestação da ansiedade. Em complemento, Håkonsson e Carroll (2016), destacam que os indivíduos tendem a sempre ir atrás de mais dados devido a um sentimento de insegurança e não porque, de fato, tais dados poderiam ser vitais para uma tomada de decisão assertiva. Nesse sentido, a Ansiedade pode envolver um sentimento de preocupação com o desconhecido, ou seja, com o quão valiosos e determinantes são os dados que ainda não se possui (HÅKONSSON; CARROLL, 2016). Por essa perspectiva, Adikoeswanto et al. (2022) salientam que a Ansiedade, neste contexto, se reflete no medo de perder dados ou cometer erros graves.

2.5.2.3 Fadiga Cognitiva em Ambientes Organizacionais de Big Data

Verificou-se que todos os 40 entrevistados mencionaram se sentirem ou já terem se sentido fadigados cognitivamente enquanto desempenhavam seu trabalho com dados. Os profissionais entrevistados exteriorizaram sua percepção sobre a manifestação da **Fadiga Cognitiva em ambientes organizacionais de Big Data**: “*cansaço mental / cansativo / cansado(a)*” (E01; E05; E06; E08; E09; E11; E12; E14; E15; E16; E18; E20; E22; E25; E26; E27; E28; E29; E33; E34; E36; E39; E40), “*exaustão mental / exaustivo / exaurido / exausto(a)*”

(E02; E06; E13; E14; E21; E22; E23; E25; E29; E32; E36; E39), “esgotou / esgota / esgotado(a) / esgotamento” (E03; E06; E11; E12; E27; E37; E40), “burnout” (E02; E05; E08; E18; E22; E23; E25; E29; E30; E32; E34; E35; E36; E40), “desgaste mental / desgastante” (E03; E07; E18), “de saco cheio” (E12; E22; E39), “saturado” (E01), “estafa” (E27), “atordoamento / atordoado” (E27), “colapso” (E06), “consome” (E09), “fica meio zerado” (E10) e “cabeça fervendo / fritando / explodindo / pesada” (E03; E10; E25; E28; E38) devido a: “prestar muita atenção / ser bem atento / alto nível de atenção” (E02; E06; E12; E13; E37), “muito exigido / extremamente demandadora / exigir bastante” (E03; E06; E10; E13; E14), “muita concentração” (E05; E25), “precisar de / exige muito esforço cognitivo” (E10; E12; E27), “exercício mental muito grande / alta utilização da mente” (E19; E23; E35) e “foco excessivo” (E02; E21; E25; E25). Além de “defesa do cérebro / te joga pro descanso / modo de economia de energia” (E11; E13; E17; E18), “um bloqueio / paralisia / dá uma travada / meio que travando / congelamento” (E07; E11; E13; E16; E32), “o cérebro parece que foi comido, mastigado / falhando / desligou / não funciona mais” (E10; E15; E20; E21; E22; E25; E27; E33; E39), “não consegue mais lidar / ir além / evoluir / prosseguir” (E11; E14; E15; E16; E17; E21; E28; E32; E38; E40), “não aguenta mais” (E02; E12; E15; E18), “não tem mais força / energia” (E04; E14), “não consegue mais pensar / raciocinar” (E15; E25) e “não consegue mais nem olhar pra aquilo” (E21; E26). Ou também em uma “desmotivação / desmotivado(a)” (E01; E05; E14; E27; E34; E35; E36), “desânimo / desanima / sem ânimo” (E11; E33; E36), “desatenção / desatenta / sem atenção” (E14; E25) e “desengajamento” (E05), no qual o profissional “não sabe mais o que fazer e não consegue mais enxergar propósito” (E01).

Destaca-se os seguintes trechos: “Trabalhar com dados pode levar a um desgaste mental, é fritando a cabeça o tempo todo. Então o meu cérebro se esgota, a gente é muito exigido e isso traz um cansaço mental muito grande” (E03); “Os dados requererem muita atenção, requerem muito da pessoa, o que favorece o indivíduo chegar num nível de exaustão. Realmente, quando eu fico muito exausto, acabo meio que travando, assim, acho que como uma forma de defesa do cérebro.” (E13);

“Quando se trata da área de dados, você tem que prestar atenção no que se está fazendo, ser bem atento a todos os detalhes, ao que os dados tão mostrando para você. Manter 100% desse foco o tempo todo acaba exaurindo a pessoa, deixando ela muito cansada, muito exausta. Tipo, o cérebro já não aguenta mais.” (E02)

“É uma área que, pelo nível de atenção que ela exige, não é incomum aos profissionais de dados chegarem nesse estado de mentalmente exausto. É uma área extremamente

demandadora do ponto de vista mental, rapidamente ela esgota a capacidade da pessoa, extrapola o ponto que ela vai cansar pra valer.” (E06)

“Os dados cansam, né? É um trabalho que cansa. E acho que a questão da concentração e do foco excessivo cansa um pouco mais. Por exemplo, o exercício mental de ficar olhando uma tabela de dados e pensando num nível mais rápido do que a própria fala, sabe? Tipo: esse dado tá errado, tem que corrigir esse dado, coloca aqui esse dado, precisa cruzar essa base com essa aqui. Você fica com a cabeça muito pesada porque você fica incansavelmente tentando resolver problemas. Você fica sem atenção, não consegue manter o foco, não consegue nem pensar, porque como o cérebro não tá exercendo todas as funções dele que é prestar atenção no dado. Uma hora você vai burnoutar.” (E25)

Nas falas dos profissionais pode-se observar que a extensão do desgaste mental experienciado pelo indivíduo ao trabalhar com dados se manifestou em termos de cansaço, exaustão, esgotamento após ou durante períodos prolongados de intensa atividade cognitiva, altos níveis de atenção e esforços mentais oriundos de diferentes processos do trabalho com dados. O que se refletiu na paralisia da capacidade analítica, desmotivação, desânimo, desengajamento e desatenção do indivíduo.

Portanto, os resultados encontrados corroboram com [Ghasemaghaei e Turel \(2022, p.3\)](#) que apontam que: “*o processamento de grandes quantidades de diferentes tipos de dados quase em tempo real pode ser uma tarefa de trabalho altamente exigente; requer esforço mental sustentado*”. Considerando a natureza de ambientes organizacionais de Big Data, os indivíduos são constantemente submetidos a uma estimulação cognitiva profunda, o que pode resultar em exaustão ou até esgotamento de seus recursos mentais ([GUO et al., 2020](#); [MA et al., 2022](#); [ZHANG et al., 2022](#)). Essa demanda constante por altos níveis de atenção e esforço mental podem causar uma percepção de Fadiga Cognitiva no indivíduo. ([BOKSEM; MEIJMAN; LORIST, 2005](#); [PERSSON et al., 2007](#); [ACKERMAN et al., 2010](#); [VAFEAS; HUGHES, 2021](#); [WYLIE et al., 2021](#)).

2.5.2.4 Comportamento de Evitação em Ambientes Organizacionais de Big Data

Verificou-se que 83% dos entrevistados (n = 33) mencionaram se comportarem ou já terem se comportado de maneira evasiva no trabalho com dados. Os entrevistados relataram diferentes manifestações do **Comportamento de Evitação em ambientes organizacionais de Big Data**: “fugir” (E02; E13; E19), “não enfrentar” (E01) e “se livrar daquilo” (E12), “resistir / resistência” (E29; E30; E37), “vontade de jogar tudo longe / chutar o balde” (E12), “fica pensando em qualquer outra coisa” (E01), “acaba dando uma preguiça” (E07), “se torna algo que tu não queira mais fazer” (E11), “vai criando um ranço, uma espécie de asco” (E05),

“procrastinação / procrastinando” (E01; E02; E06; E07; E09; E11; E13; E15; E18; E22; E23; E24; E27; E28; E31; E33), “deixar para depois / jogando para frente” (E03; E06; E07; E11; E22; E28), “protelando / protelar” (E05; E12; E19), “postergando” (E03; E31), “atrasar” (E12), “adiando o máximo que dá” (E25), “enrolando” (E23), “empurrando” (E24), “sempre procurando um momento oportuno, mesmo que não exista” (E07) e “não entregue hoje o que pode ser entregue na sexta” (E31); “simplesmente não fazer” (E09; E19; E22), “desistir” (E12; E19; E36) e “não faz até o final” (E06); “deixo pra outra pessoa / atribuindo a responsabilidade pra outras pessoas / prefiro que outras pessoas façam / faz você” (E15; E32; E40); “querer me distrair / abrir muito o WhatsApp/ ver um vídeo, um negócio de TikTok, Instagram” (E22; E27); “escolher as demandas” (E07), “vai sempre no mais fácil” (E28), “fazer outras coisas” (E11); “começa a negar” (E35), “desestimular o uso dos dados” (E12), “deixa assim / não tem como / não consegue / é muito difícil / não é preciso / não é possível / não vai dar certo” (E12; E35), “vamos trabalhar com o que a gente já tem, o que já tá pronto” (E34); “deixa de propor algumas coisas novas / não vou pensar em coisas novas” (E05; E34), “fazendo o básico da rotina” (E21), “não vai expandir o teu trabalho” (E09), “nem tenta aprender” (E30), “não quer mais procurar” (E34), “abrir mão de projetos interessantes” (E14), “não acompanhar indicadores” (E14) e “tomar de decisões que não se embasaram por números” (E14).

Destacam-se os seguintes trechos: “Eu ficava procrastinando, pensando em qualquer outra coisa menos no que eu precisava pensar, pra não enfrentar, realmente, cara a cara ali, o que tava acontecendo.” (E01); “Abrir mão de projetos interessantes dentro do trabalho, começa a criar uma aversão a dados, assim, e evitar o contato com dados, não acompanhar indicadores, tomar de decisões que não se embasaram por números.” (E14); “Eu acabo, tipo, jogando para frente, né? Falo assim: ai, você sabe mais do que eu, faz você, né? Deixo pra outra pessoa.” (E15); “Tu vai sempre no mais fácil, nas soluções mais fáceis, escolhe a entrega mais fácil e acaba que procrastina as mais complicadas, deixa pra depois.” (E28); “É uma resposta ao estresse ter resistência até de entrar no mérito dos dados, prefere nem tentar aprender algo sobre, mesmo que seja para criar mais autonomia.” (E30); “Tem coisas que eu evito de pôr a mão. Aquilo de ir procrastinando enquanto pode, postergando.” (E31); “A pessoa acaba procrastinando bastante, assim, e nessa questão aí eu não acho nem que é por que o profissional é ruim, né? É como forma de se recuperar.” (E33)

“A gente tem vontade de jogar tudo longe, né? Chutar o balde, tem vontade de desistir e falar: ah, não, deixa assim, não tem como. Tu vai querer desestimular o uso dos dados pelas pessoas, vai dizer que não consegue, que é muito difícil, que não é preciso. Acontece de protelar, atrasar, evitar.” (E12)

Nesse sentido, as falas dos entrevistados refletem diferentes formas com as quais o Comportamento de Evitação se manifesta em ambientes organizacionais de Big Data, como a resistência, negação, procrastinação, desistência ou transferência de responsabilidade.

Assim, tais evidências apontam o Comportamento de Evitação como uma medida do indivíduo de se auto proteger do estresse e situações consideradas desconfortáveis (CAO; SUN, 2018). Isso porque o ser humano tende a seguir seu instinto de buscar um terreno mais seguro (LAATO et al., 2020).

Tendo em vista a percepção dos entrevistados sobre como a Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva e Comportamento de Evitação se manifestam em ambientes organizacionais de Big Data, a seguir, apresenta-se como estes percebem a relação entre essas variáveis, incluindo a importância da Alfabetização em Dados considerando tais circunstâncias.

2.5.2.5 Associações entre a Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva, Comportamento de Evitação e Alfabetização em Dados em Ambientes Organizacionais de Big Data

Ao analisar as falas dos profissionais entrevistados, pode-se identificar que estes percebem **associações entre a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva, o Comportamento de Evitação e a Alfabetização em Dados em ambientes organizacionais de Big Data**. Pode-se identificar evidências das seguintes associações relatadas pelos entrevistados: **1)** Sobrecarga Cognitiva e Ansiedade; **2)** Sobrecarga Cognitiva e Fadiga Cognitiva; **3)** Ansiedade e Fadiga Cognitiva; **4)** Sobrecarga Cognitiva e Comportamento de Evitação; **5)** Ansiedade e Comportamento de Evitação; **6)** Fadiga Cognitiva e Comportamento de Evitação; **7)** Alfabetização em Dados e Sobrecarga Cognitiva; **8)** Alfabetização em Dados e Ansiedade; **9)** Alfabetização em Dados e Fadiga Cognitiva; e **10)** Alfabetização em Dados e Comportamento de Evitação. Salienta-se que na revisão da literatura desenvolvida na Etapa 1 do presente estudo não encontrou-se artigos que associassem a Alfabetização à Fadiga, no entanto, no contexto de Ambientes Organizacionais de Big Data essa associação foi percebida por alguns profissionais.

Verificou-se que 22 entrevistados mencionaram perceberem uma **associação entre a Sobrecarga Cognitiva e a Ansiedade em ambientes organizacionais de Big Data**, mais especificamente, que a Sobrecarga Cognitiva pode levar o indivíduo a Ansiedade. Essa associação foi evidenciada em expressões como “*é relacionado / coisas intrinsecamente*

relacionadas / relação direta” (E31; E32; E37), “tá muito ligado” (E07) e “acho que uma coisa leva a outra” (E26) e em trechos como os seguintes: “Ah, tu quer dar conta, tu quer, mas, às vezes, isso vem para cabeça e a gente fica ansioso, a gente fica nervoso, automaticamente já te gera ansiedade, já te gera, assim, uma frustração.” (E11); “Geralmente em um ponto onde já se teria uma grande sobrecarga, esse tipo de situação, ela é muito ruim, muito propícia para aumentar o nível de ansiedade, né?” (E13); “Pra mim, a sobrecarga é uma coisa que gera a ansiedade.” (E24); “Você estando sobrecarregada é o caminho pra ansiedade.” (E25); “Geralmente a pessoa que se sente sobrecarregada ela vai sentir muito ansiosa, ela vai querer fazer tudo e dominar tudo e não vai conseguir. Então a sobrecarga gera uma ansiedade por si só também.” (E30); e

Já vivenciei situações em que a coisa vai se acumulando, as pessoas vão ficando inseguras, vão ficando ansiosas, vão ficando nervosas. Porque, assim, a pessoa sobrecarregada, ela gasta mais tempo do que ela precisaria e, conseqüentemente, ela sofre mais do que precisaria, ela passa a ter medo, ansiedade, esses sentimentos ruins. (E09)

Os profissionais entrevistados também manifestaram perceber uma **associação entre a Sobrecarga Cognitiva e a Fadiga Cognitiva em ambientes organizacionais de Big Data**, mais especificamente que a Sobrecarga Cognitiva pode suscitar a Fadiga Cognitiva no indivíduo. Essa associação foi identificada nas falas de 19 entrevistados, a partir de trechos como: “*Às vezes, a gente é muito exigido, que a gente fica sobrecarregado e chega um momento que não dá mais de, tipo, não funcionar.*” (E03); “*A fadiga ocorre quando você tem sobrecarga, isso é fato.*” (E05); “*O maior exemplo que eu vejo, para mim, é o burnout, assim, eu já vi muito caso acontecer, assim, de pessoas que tiveram essa sobrecarga, tipo, e isso foi um fator pra chegar num cansaço mental, assim, eu acho que pode ter esse efeito forte sim.*” (E08); “*Aquele excesso todo se transforma em algo muito cansativo e tem vezes que desanima também. Ao longo do dia a gente vai se sobrecarregando e, às vezes, a gente chega no final do dia e não funciona, tu não consegue mais.*” (E11); “*Existe uma sobrecarga sim e, por isso, é um trabalho exaustivo mentalmente, te exige se doar muito até que as pessoas sentem uma fadiga cognitiva muito forte, assim.*” (E14); “*Eu acho que nesse estado de sobrecarga, o tempo para eu me sentir exausto ele é bem menor.*” (E21); “*A fadiga cognitiva eu acho que é quase impossível de dissociar da sobrecarga por que a pessoa se entrega mais do que pode e acaba caindo desse ponto dessa fadiga.*” (E31)

Acho que sobrecarga seja o que mais favorece o indivíduo chegar num nível de exaustão. Às vezes, quando eu me sinto com uma sobrecarga muito grande, eu acabo meio que travando, assim, talvez, acho que como uma forma de defesa do cérebro dele

estar exposto a uma situação de estresse e tende a querer sair daquilo ali de algum jeito. (E13)

Outrossim, alguns entrevistados (n=14) também manifestaram em suas falas a percepção de uma **associação entre a Ansiedade e a Fadiga Cognitiva em ambientes organizacionais de Big Data**, mais especificamente, que a Ansiedade pode induzir a Fadiga Cognitiva. Foram constatados trechos como: *“Ficar muito ansiosa e preocupada é uma das coisas que contribui pra chegar nessa exaustão mental.”* (E02); *“Se a pessoa tá o tempo inteiro abaixo de estresse, abaixo de ansiedade, a pessoa vai ter um colapso. É só você esperar que, mais cedo ou mais tarde, algum problema grande vai acontecer de burnout, essas coisas.”* (E06); *“Você não consegue se desligar, né? Você passa horas e horas e você não consegue descansar, então eu acho que é um fator determinante.”* (E18); *“O profissional fica mais ansioso, aí já tem uma fadiga maior.”* (E36)

Você fica naquilo de que será que isso que você tá fazendo certo ou não, aí demora mais para ficar pronto e também fica mais pesado tecnicamente a nível de processamento, porque você acaba fazendo validações que talvez não seriam necessárias e o código fica bem maior e as coisas demoram mais para rodar, daí vem aquilo de que você deveria ter entregado e ainda não entregou, e isso eu acho que causa tanto estresse que leva para o burnout. (E24)

Momentos realmente de fadiga mental e eu acho que tem muito a ver com a questão de ansiedade, né? A pessoa tá num estado de ansiedade e conseqüentemente ela vai cair num estado de fadiga mental onde ela não vai conseguir nem sair do lugar. Vai gerar uma ansiedade, vai gerar uma fadiga. (E30)

Além das associações supracitadas, verificou-se que os 33 entrevistados que mencionaram alguma forma de manifestação do Comportamento de Evitação em ambientes organizacionais de Big Data, o consideram uma reação aos estados de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva. Isto é, os profissionais entrevistados, ao sentirem-se sobrecarregados, ansiosos e/ou fadigados cognitivamente manifestaram comportar-se de maneira evasiva em relação a algum aspecto do seu trabalho com dados como uma resposta ou forma de lidar com situações consideradas estressantes ou desconfortáveis.

Portanto, a **associação entre Sobrecarga Cognitiva e o Comportamento de Evitação em ambientes organizacionais de Big Data**, mais especificamente, que a Sobrecarga Cognitiva pode levar o indivíduo ao Comportamento de Evitação foi constatada em falas como: *“No estágio em que o indivíduo já está estressado, já está sobrecarregado isso já leva a um estado de procrastinação total.”* (E01); *“A pessoa tende a evitar porque é difícil, ela vai querer evitar trabalhar com dados ou expandir o seu trabalho com dados porque ela já está sobrecarregada.”* (E09); *“Se é algo que sobrecarrega daí tu não quer mais fazer, digamos assim.”* (E11); *“A questão de atrasar as tarefas, procrastinar, depende do nível de sobrecarga*

do indivíduo.” (E13); “As pessoas vão até um determinado ponto, e, se fica muito difícil, se sobrecarrega, elas voltam ao ponto de conforto que é isso de não usar os dados, de evitar.” (E16).

Já a **associação entre a Ansiedade e Comportamento de Evitação em ambientes organizacionais de Big Data**, mais especificamente que a Ansiedade pode levar o indivíduo ao Comportamento de Evitação, foi evidenciada em falas como as seguintes: “A *ansiedade de você ficar o tempo todo pensando demais no que que você tem que fazer também pode acabar te desviando da tarefa.*” (E02); “*Se é um processo que você tá ansioso com aquilo dá uma vontade de deixar para depois mesmo.*” (E03); “*Se tu tem uma certa aflição, até ansiedade, tu tem medo daquilo, tu vai fugir daquilo, né? Tu vai protelar toda vez que tu tem que fazer um trabalho relacionado aquilo. É natural do ser humano, tu protela aquilo que é mais difícil para ti, tu deixa por último, assim, normalmente, né?*” (E19); “*Eu acho que quando a gente tá ansioso a gente repassa muito, tem muita procrastinação, a gente empurra mais aquilo que a gente tá ansioso.*” (E24); “*Tem assuntos, por exemplo, que eu não quero pôr a mão pra não me gerar ansiedade porque se eu entrar provavelmente vai gerar ansiedade, então eu vou postergando.*” (E31);

Qualquer tarefa que a gente tenha que seja ameaçadora que tem um potencial de geração de ansiedade muito grande, assim, a ansiedade é um passo para a procrastinação, né? E até mesmo a evitação completa, né? De simplesmente tu não fazer. É uma coisa que se retroalimenta tu fica ansioso, tu evita, tu procrastina, enfim, tudo isso vai se acumulando, né? (E09)

Outrossim, foram constatadas nas falas dos entrevistados a percepção da **associação entre a Fadiga Cognitiva e o Comportamento de Evitação em ambientes organizacionais de Big Data**, mais especificamente, que a Fadiga Cognitiva pode levar o indivíduo ao Comportamento de Evitação. Destacam-se os seguintes trechos: “*Acho que na questão da fadiga pode ser o que mais pesa, a pessoa acaba procrastinando bastante, assim, para se recuperar.*” (E33); “*Quando você tá muito cansada, fazer uma coisa é mil vezes pior e aí, às vezes, as pessoas acabam deixando isso para depois.*” (E39); “*Eu comecei a notar, sim, um esgotamento, uma fadiga gigantesca e a partir daí eu acabei evitando alguns processos.*” (E40);

No momento em que o profissional já tá saturado, aí ele vai para o estágio de construir uma parede entre o que ele precisa pensar e o que ele tá fazendo pra não enfrentar realmente, cara a cara, ali, o que tá acontecendo. É o momento que eu ficava procrastinando, eu ficava pensando em qualquer outra coisa menos no que eu precisava pensar. (E01)

A exaustão mental eu acho que, às vezes, quando a pessoa tá muito exausta de fazer uma atividade, né? Tipo, o cérebro já não aguenta mais, ela pode acabar querendo

fugir daquilo, né? Fugir de fazer aquela tarefa. E aí eu acho que isso acaba gerando essa evitação de trabalhar com dados e a procrastinação. (E02)

Sempre que a gente tá numa situação ruim a gente tenta evitar, né? Então acho que é natural isso, o pessoal tenta deixar pra depois por conta de tá cansado. E, sei lá, eu tenho isso também, quando eu tô cansado não dá vontade de fazer nada, né? Quando eu tô fadigado não dá vontade de pegar a tarefa. (E07)

Às vezes, tu não tem vontade, tu senta ali, mas tu sabe que aquilo vai te cansar mentalmente e, às vezes, quando tu tá num nível de cansaço muito alto tu olha pra aquilo lá tu vai procrastinar, tu vai evitar de fazer aquilo ali, tu vai tentar fazer outras coisas primeiro pra depois voltar naquilo ali. (E11)

Ademais, verificou-se que os 40 profissionais conseguem visualizar a Alfabetização em Dados dos indivíduos como um fator determinante para mitigar ou reduzir a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva e o Comportamento de Evitação em ambientes organizacionais de Big Data. Isto é, os profissionais percebem a importância de os profissionais serem Alfabetizados em Dados para que não sejam afetados pela Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva e não se engajem em alguma forma de Comportamento de Evitação.

No que diz respeito a percepção da **associação entre a Alfabetização em Dados e a Sobrecarga Cognitiva em ambientes organizacionais de Big Data**, mais especificamente que a Alfabetização em Dados pode reduzir ou mitigar a Sobrecarga Cognitiva. Verificaram-se expressões como “*quanto mais conhecimento / alfabetização em dados menor a sobrecarga*” (E02; E03; E04; E08; E12; E15; E18; E22; E26; E30; E33; E35); “*a alfabetização ajuda em relação a sobrecarga*” (E03; E21; E28); “*alfabetização ajuda a evitar ou diminuir a sobrecarga*” (E09; E14; E21) e “*quando você entra pra área de dados, até pegar o jeito, você sente mais sobrecarga, quando você vai se alfabetizando talvez diminua esse sentimento.*” (E24; E33; E39). Na visão dos entrevistados, profissionais alfabetizados em dados “*conseguem tornar as coisas mais simples.*” (E03; E21); “*tem mais facilidade.*” (E15); entendem, sabem ou conhecem “*as minúcias, processos, mais ou menos por onde ir.*” (E12); “*onde buscar o dado, se é um problema que você deve tratar da maneira A ou da maneira B, tipo, qual o caminho a tomar.*” (E07); “*como cruzar uma coisa com a outra para ficar entendível para uma pessoa leiga de um jeito mais rápido.*” (E15); “*executar o trabalho de uma forma melhor.*” (E21); “*lidar com uma série de coisas mais avançadas.*” (E22); “*qual a melhor saída para aquele problema.*” (E28); e “*visualizar alternativas mais viáveis.*” (E38).

Destacam-se os seguintes trechos: “*Eu vejo que quanto mais tu sabe como fazer, ou atalhos de como fazer, a tua chance de ficar sobrecarregado é menor porque o teu tempo tá sendo melhor gasto, teus recursos.*” (E04); “*A alfabetização em dados ajuda a olhar para o*

dado certo. De repente, não precisa olhar tantos dados, tá? E daí se sobrecarregar. Mas olhar para o dado certo, pro dado que tem o potencial de transformação.” (E05); “Então com a alfabetização em dados a gente vai desenvolvendo o que é preciso para resolver aquela tarefa de uma maneira mais leve.” (E08); “Na medida em que a pessoa vai evoluindo, vai adquirindo conhecimento, ela também acaba aprendendo a lidar melhor com esses processos. Então, digamos, o nível de carga que ela precisa ter para chegar na sobrecarga é maior.” (E13); “Quanto mais a pessoa conhece acho que as demandas não caem com tanto peso sobre ela, né?” (E18); “Eu acho que a pessoa que já tem mais expertise, ela consegue lidar melhor, porque ela consegue encontrar outras alternativas de resolver o que aparece. Então, eu acredito que a pessoa que é mais alfabetizada em dados ela passa menos perrengue de sobrecarga.” (E26);

Acho que é ser preparado para aquele volume grande de dados, ter alguma formação ou experiência no assunto, saber como organizar os dados, como priorizar o que é mais importante, como selecionar. Tipo, quando tu te depara com isso, tu tá mais preparado para aquilo, não vou dizer que tu vai ter todas as respostas e que tudo vai ser fácil, mas pelo menos tu vai ter uma mecânica de como tratar trabalhar isso. Então a alfabetização, a pessoa tem que ser alfabetizada pra saber como lidar com as situações, o mundo atual exige isso. (E19)

De maneira semelhante, verificou-se que os entrevistados percebem uma **associação entre a Alfabetização em Dados e a Ansiedade em ambientes organizacionais de Big Data**, mais especificamente, que a Alfabetização em Dados pode reduzir ou mitigar a Ansiedade. Identificou-se expressões como: *“a alfabetização ajuda a não se sentir tão ansioso.” (E01); “quanto mais alfabetizado menos ansiedade você tem.” (E03; E04; E08; E21; E29; E34; E39; E40); “a alfabetização de dados protege o profissional da ansiedade.” (E05; E07) e “a alfabetização em dados afeta/tem relação diretamente a ansiedade.” (E16; E26; E30; E32).*

Isso porque, de acordo com os entrevistados, a Alfabetização em Dados possibilita o profissional *“ter um planejamento maior, avaliar realmente o esforço e tudo que vai ter que ser construído.” (E01); “enxergar além do desafio” (E03); “compreender o desafio, saber até onde ir e quando pedir ajuda, procurar buscar mais ferramentais técnicos que me apoiem a abordar o problema: o que que exatamente eu tô lidando?” (E06); “checar se a entrega tá correta, se faz sentido, fazer uma validação.” (E07); “entender o processo e os resultados que você pode obter” (E29) e “ter noção de como resolver, ter pelo menos uma familiaridade” (E39). O que, conseqüentemente, “reduz distorções de pensamento” (E29) e proporciona “mais segurança” (E08; E21; E26; E32), “mais confiança” (E04; E24; E28; E30) e “mais tranquilidade” (E09; E24; E29).*

Nesse sentido, destacam-se os seguintes trechos:

No momento que tu sabe o caminho que tu tem que fazer, os processos, tu tem muito nítido o que tu quer fazer com esses dados, para que que eles servem, se eles são suficientes, se eu preciso de mais coisa, isso tudo se torna, assim, muito mais tranquilo. Não só mais fácil, mas emocionalmente mais tranquilo. (E09)

Eu acho que o natural é que quanto menos vivências tu tem naquele tema, mais ansioso tu vai te sentir com relação aquilo, por que tu não passou por bagagens suficientes que te prepararam pra entender o que que tá relacionado, o que que tá por trás e como tu pode, ou não, resolver aquilo. Então eu acho que existe uma correlação bem forte aí com relação a ansiedade e o nível de alfabetização, de maturidade de dados. Eu acho que de alguma forma a pessoa que tem uma alfabetização maior ela vai ter menos dificuldade de executar determinadas tarefas e isso gera menos ansiedade nela. (E14)

Uma vez que você é alfabetizado em dados e você sabe as coisas, você já aprendeu onde as coisas podem dar errado, você fica bem mais tranquilo e sua ansiedade fica bem mais controlada. Você tem mais confiança naquilo que você sabe para executar aquelas tarefas você sente menos ansiedade. Acho que pela questão do conhecimento, de que você realmente sabe o que tá fazendo, né? (E24)

Eu acho aqui que a ansiedade tem relação direta com a experiência da pessoa, né? Com o conhecimento, a alfabetização, porque dá mais segurança. Agora uma pessoa que não tem essa alfabetização, eu acho que ela acaba ficando confusa e ansiosa porque ela não sabe o que fazer com aquilo tudo na mão dela. Então a alfabetização pra mim é importante pra isso, pra tu buscar ferramentas que te auxiliem no que tu precisa, pra que tudo isso fique mais prático pra ti. A pessoa alfabetizada, mesmo não sabendo a resposta eu sei e tenho certeza que ela encontra, por que ela sabe como pesquisar, por que ela tem essa clareza. Então o eu acho que ela se sente menos ansiosa. (E32)

Também foram constatadas algumas falas que refletem a percepção da **associação entre a Alfabetização em Dados e a Fadiga Cognitiva em ambientes organizacionais de Big Data**, mais especificamente, que a Alfabetização em Dados pode reduzir ou mitigar a Fadiga Cognitiva. Ressalta-se que essa associação não foi identificada na RSL. Foram mencionadas falas como as seguintes: *“quanto maior o nível de alfabetização, menos fadiga cognitiva”* (E04; E14; E38) e *“com pessoas mais alfabetizadas em dados, a fadiga demora mais pra ocorrer”* (E16; E23). De acordo com os entrevistados, profissionais alfabetizados *“sabem gastar melhor o tempo”* (E04), *“usam os métodos mais adequados, de forma mais adequada, conhecem o processo e o que deveriam usar.”* (E26); *“conhecem e sabem como desempenhar suas demandas.”* (E23);

Vendo por esse ponto, quanto maior o nível de alfabetização, acho que menos gera uma fadiga cognitiva na pessoa porque o conhecimento que ela tem já é suficiente pra desempenhar aquilo com uma certa facilidade, então ela vai ter que dispor menos energia pra aprender sobre aquele processo. Ela já teve mais vivências para ajudar a bagagem dela a saber como lidar com aquilo, então ela não precisa gastar tanta energia aprendendo, gasta mais executando mesmo. (E14)

Por fim, verificaram-se nas falas dos entrevistados percepções da **associação entre a Alfabetização em Dados e o Comportamento de Evitação em ambientes organizacionais**

de Big Data, mais especificamente, que a Alfabetização em Dados pode reduzir ou mitigar o Comportamento de Evitação. Destacam-se os seguintes trechos: “*Eu entendo que aquilo que a gente não conhece a gente rejeita, né? Então, por isso que é necessário hoje, do presidente ao estagiário, todo mundo ter uma alfabetização básica em dados.*” (E16); “*Se tu tá preparado, eu acho que a educação meio que evita que o profissional acabe desistindo, acabe não fazendo ou protelando.*” (E19);

Tem situações mais desafiadoras que exigem uma alfabetização em dados maior pra conseguir resolver e eu conheci muitos profissionais que tinham uma resistência imensa a esse tipo de demanda, rejeitavam de toda forma. Então eu vejo que a alfabetização, o conhecimento, o aspecto técnico, é chave na decisão da pessoa seguir ou não com alguma demanda. Vejo que a pessoa alfabetizada enfrenta mais esses desafios, ou não resistem tanto assim. (E21)

Acredito que a alfabetização é importante. Já vi pessoas não querendo trabalhar com dados e dizer que: ah, isso não é para mim, eu não tô entendendo, não quero. Já vi muito isso. Agora se a pessoa começa a entender eu acho que ela não vai querer evitar porque ela consegue visualizar o potencial, o valor nos dados. Acho que tem uma relação bem forte aí. (E40)

2.5.3 Discussão da Etapa 2

Em suma, esta etapa qualitativa foi **necessária** uma vez que proporcionou evidências empíricas sobre como a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva e o Comportamento de Evitação se manifestam em ambientes organizacionais de Big Data, além da importância da Alfabetização em Dados considerando tais circunstâncias e as associações existente entre as variáveis. Verificou-se que os dados e os processos envolvidos no seu manuseio, tanto em termos de quantidade quanto de complexidade, podem exceder a capacidade cognitiva dos profissionais, levando-os a um estado de Sobrecarga Cognitiva. Também verificou-se relatos de sofrimento emocional por antecipar o futuro em relação ao acesso, entendimento, manipulação ou uso de dados, isto é, uma manifestação da Ansiedade. Assim como a Fadiga Cognitiva refletiu-se nas falas dos entrevistados a partir da percepção de desgaste mental experienciado pelo indivíduo ao trabalhar com dados. Constatou-se que o Comportamento de Evitação pode manifestar-se a partir de comportamentos como procrastinação, desistência e transferência de responsabilidade.

Também constatou-se que os profissionais entrevistados percebem as 10 associações possíveis entre a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva, o Comportamento de Evitação e a Alfabetização em Dados. Confirmando que as associações identificadas na RSL da Etapa 1 também podem existir no contexto de ambientes organizacionais de Big Data.

Portanto, tendo em vista o suporte teórico oriundo da RSL sobre as associações entre os fenômenos de interesse e evidências empíricas obtidas na etapa qualitativa que sugeriram a existência desses fenômenos no contexto de ambientes organizacionais de Big Data, a seguir desenvolve-se o modelo de pesquisa a ser testado na [Etapa 3](#) do presente estudo.

2.5.4 Desenvolvimento do Modelo de Pesquisa

Com base nos resultados da Revisão Sistemática da Literatura e das Entrevistas Qualitativas, desenvolveu-se 10 hipóteses abordadas a seguir.

A literatura sugere que o estresse gerado pelo estado de Sobrecarga Cognitiva pode ter implicações adversas no bem-estar psicológico do indivíduo ([SONG; YAO; WEN, 2021](#); [SOROYA et al., 2021](#); [SILLENCE et al., 2022](#)). Assim, quando as demandas de processamento cognitivo excedem a capacidade humana, isso tem um impacto profundo em sua fisiologia, emoções e relações sociais ([CAO et al., 2021](#); [MAO; JIA; HUANG, 2022](#)).

Em seu trabalho, [Epstein \(1972\)](#) indicou que a fonte mais básica do estado de Ansiedade é a superestimulação primária, isto é, o sentimento de ser oprimido ou bombardeado com estímulos externos até superar os limites da tolerância. A exposição constante a uma alta carga cognitiva pode ser interpretada como ameaçadora ([JIANG, 2022](#)) e o processamento de um evento ameaçador pode despertar a Ansiedade ([SONG; YAO; WEN, 2021](#)).

A Sobrecarga Cognitiva pode deixar o indivíduo confuso, afetando sua capacidade de priorização, causando erros e disfunções na tomada de decisões e, conseqüentemente suscitando um estado de Ansiedade ([CAO et al., 2021](#)). Além disso, a Sobrecarga Cognitiva está frequentemente associada a uma perda de controle sobre a situação, o que também pode causar Ansiedade nos indivíduos ([YANG; LIN, 2018](#)).

Em ambientes organizacionais de Big Data, ao tentar lidar com cargas cognitivas superiores à sua capacidade de processamento e não conseguir, o profissional pode apresentar sentimentos de preocupação, tensão e/ou apreensão. Isto é, a Sobrecarga Cognitiva pode implicar nas emoções deste profissional e exercer um efeito positivo na Ansiedade.

Nesse sentido, desenvolve-se a seguinte hipótese:

H1. *A Sobrecarga Cognitiva é positivamente associada a Ansiedade em ambientes organizacionais de Big Data.*

Nesta era digital, o ambiente informacional está cada vez mais complexo e dinâmico ([JIANG, 2022](#)), o que se aplica a diversos contextos, inclusive, no ambiente organizacional. Nesse sentido, a carga cognitiva imposta por tais ambientes atinge rapidamente o limiar de processamento dos indivíduos, em termos de quantidade, qualidade ou complexidade, fazendo com que estes fiquem mais propensos ao estado de Fadiga Cognitiva ([JIANG, 2022](#); [SHENG et al., 2023](#)).

Isto é, a exposição à elevada carga cognitiva pode impactar no esforço cognitivo necessário para o processamento e assimilação por parte do indivíduo ([MAO; JIA; HUANG, 2022](#)). Assim, indivíduos que experimentam Sobrecarga Cognitiva precisam despende um maior nível de energia e recursos mentais, o que pode esgotá-los ([GUO et al., 2020](#); [MA et al., 2022](#); [SHENG et al., 2023](#); [ZHANG et al., 2022](#); [CAO et al., 2021](#); [TENG; LIU; LUO, 2022](#); [ZHANG; DING; MA, 2022](#)).

No contexto de em ambientes organizacionais de Big Data, a Sobrecarga Cognitiva oriunda da quantidade e complexidade dos dados e processos envolvidos no seu manuseio pode implicar em uma maior exaustão mental. Nesse sentido, uma vez que profissionais inseridos nesses contextos são constantemente submetidos a uma estimulação cognitiva profunda característica do seu trabalho, a Sobrecarga Cognitiva pode exercer um efeito positivo na Fadiga Cognitiva.

Assim, desenvolve-se a seguinte hipótese:

H2. *A Sobrecarga Cognitiva é positivamente associada a Fadiga Cognitiva em ambientes organizacionais de Big Data.*

A percepção de estar sobrecarregado é muito difícil de evitar ([BHAMBRI, 2021](#)). [Cullen e Noonan \(2021\)](#) citam duas abordagens gerais para lidar com o problema da Sobrecarga Cognitiva: (1) reduzir a quantidade de carga cognitiva recebida e (2) melhorar as capacidades de processamento dos destinatários, esta última relacionada à Alfabetização em Dados discutida posteriormente.

A primeira abordagem pode estar relacionada à comportamentos de autoproteção, geralmente adotados como uma estratégia para controlar as emoções negativas e lidar com situações consideradas ameaçadoras ([LINK, 2021](#)). Portanto, à medida que os indivíduos são expostos a níveis mais altos de carga cognitiva e percebem gradualmente o estado de Sobrecarga Cognitiva, eles tendem a se proteger dessa superexposição. Para tanto, podem optar

por se desconectar cognitivamente e fazer menos esforço mental ([PARK, 2019](#)). Nesse sentido, o Comportamento de Evitação pode ser uma estratégia de enfrentamento de indivíduos que receberam uma carga cognitiva maior do que poderiam suportar ([PARK, 2019](#); [GUO et al., 2020](#); [LAURI; VIRKUS; HEIDMETS, 2020](#); [LI; WANG; ZHANG, 2020](#); [LINK, 2021](#); [SONG; YAO; WEN, 2021](#)).

Considerando o contexto de ambientes organizacionais de Big Data, profissionais que se sentem sobrecarregados cognitivamente em seu trabalho com dados podem optar por se distanciar da origem desse estresse. Portanto, podem vir a engajar-se em Comportamentos de Evitação, tais como a procrastinação ou a negação. Nesse sentido, a Sobrecarga Cognitiva pode exercer um efeito positivo no Comportamento de Evitação.

Assim, desenvolveu-se a seguinte hipótese:

H3. *A Sobrecarga Cognitiva é positivamente associada ao Comportamento De Evitação em ambientes organizacionais de Big Data.*

Além da Sobrecarga Cognitiva, a Fadiga Cognitiva pode ser oriunda de diferentes fatores internos e externos ([ZHANG et al., 2020](#)). Como possível fator interno, a tensão psicológica negativa das pessoas pode levar ao esgotamento mental ([JIANG, 2022](#)). Ou seja, preocupações consomem recursos psicológicos e exigem mais recursos cognitivos para enfrentá-las, o que pode esgotar o indivíduo ([ZHANG; HE; PENG, 2022](#); [KOKUBUN; ISHIMURA, 2022](#); [MAO; JIA; HUANG, 2022](#); [TENG; LIU LUO, 2022](#)).

No contexto de ambientes organizacionais de Big Data a Ansiedade pode somar-se ao esforço cognitivo demandado pelo trabalho com dados, fazendo com que o profissional se esgote mais facilmente. Isto é, a Ansiedade pode exercer um efeito positivo na Fadiga Cognitiva.

Assim, levanta-se a seguinte hipótese:

H4. *A Ansiedade é positivamente associada a Fadiga Cognitiva em ambientes organizacionais de Big Data.*

[Mehrabian e Russell \(1974\)](#) propuseram que fatores ambientais poderiam despertar respostas emocionais nos indivíduos, o que poderia induzi-los a se aproximar ou evitar o ambiente em questão. Ambientes considerados ameaçadores ao bem-estar do indivíduo, induzem emoções negativas levando-o ao desejo de distanciar-se de tal ambiente, o que traduz-se em um Comportamento de Evitação ([SONG; YAO; WEN, 2021](#)).

Dado que a Ansiedade é um estado psicológico desconfortável, as pessoas que se deparam com essas emoções negativas podem adotar algumas estratégias de enfrentamento para reduzir possíveis danos ([SONG; YAO; WEN, 2021](#); [SOROYA et al., 2021](#)). Portanto, os indivíduos tendem a evitar situações que invoquem sentimentos de Ansiedade ([SWAR et al., 2017](#); [JIANG, 2022](#)). Nesse sentido, o Comportamento de Evitação pode ser uma reação do indivíduo a sentimentos de preocupação, tensão, apreensão e/ou frustração.

Em ambientes organizacionais de Big Data, preocupações relacionadas ao acesso, entendimento, manipulação ou uso de dados pode desviar o profissional de seus objetivos, fazendo com que este evite aspectos do seu trabalho com dados. Assim, a Ansiedade pode exercer um efeito positivo no Comportamento de Evitação.

Diante disso, surge a seguinte hipótese:

H5. *A Ansiedade é positivamente associada ao Comportamento de Evitação em ambientes organizacionais de Big Data.*

Como argumentado, evitar uma situação que causa desconforto é uma medida frequentemente tomada pelos indivíduos como forma de se proteger ([CAO; SUN, 2018](#)). Estratégias de enfrentamento são evocadas pelo instinto evolutivo do ser humano de se retirar para um terreno mais seguro, longe da complexidade que exige maiores esforços cognitivos ([LAATO et al., 2020](#)). Assim, os indivíduos tendem a evitar o estado de exaustão ([JIANG, 2022](#)).

Nesse sentido, em um estado de Fadiga Cognitiva, a motivação dos indivíduos é reduzida e eles evitam fazer um esforço extra para processar cargas cognitivas adicionais ([WHELAN; ISLAM; BROOKS, 2020](#); [MAO; JIA; HUANG, 2022](#)). Ao experimentar a Fadiga Cognitiva, os indivíduos frequentemente experimentam emoções negativas ([DHIR et al., 2018](#)) e, portanto, são mais propensos a adotar estratégias de enfrentamento de fuga ou evitação ([ZHANG et al., 2021](#)). Isso porque a Fadiga Cognitiva pode reduzir a atenção, motivação e interesse do indivíduo ([JIANG, 2022](#)).

Assim, na medida em que os indivíduos se sentem mentalmente cansados após despender muita energia lidando com grandes demandas cognitivas características de ambientes organizacionais de Big Data, eles podem engajar-se em um Comportamento de Evitação como uma válvula de escape. Ou seja, a Fadiga Cognitiva pode exercer um efeito positivo no Comportamento de Evitação.

Por essa perspectiva, desenvolveu-se a seguinte hipótese:

H6. *A Fadiga Cognitiva é positivamente associada ao Comportamento de Evitação em ambientes organizacionais de Big Data.*

Uma vez que a natureza da Sobrecarga Cognitiva é explicada pelas habilidades cognitivas limitadas dos indivíduos, [Mao, Jia e Huang \(2022\)](#) sugerem que nem todos os indivíduos experimentarão a mesma extensão de Sobrecarga Cognitiva devido às características individuais. Nesse sentido, a capacidade cognitiva humana de lidar de forma efetiva e autossuficiente com alguma atividade relevante para o desenvolvimento do contexto, grupo ou comunidade em que o indivíduo está inserido, pode protegê-lo contra a Sobrecarga e suas implicações ([BAWDEN, 2001](#); [LEDZIŃSKA; POSTEK, 2017](#), [SOROYA et al., 2021](#)). Portanto, a Alfabetização de um indivíduo afeta significativamente sua cognição em termos de processamento ([SWAR; HAMEED; REYCHAV, 2017](#); [LI et al., 2019](#)).

Em ambientes organizacionais de Big Data, a Alfabetização em Dados dos profissionais ela pode exercer um efeito inverso na Sobrecarga Cognitiva ([CEZAR; MAÇADA, 2021](#)). Isto é, quanto maior a Alfabetização em Dados do indivíduo, menos Sobrecarga Cognitiva relacionada aos dados este experienciará.

Nesse sentido, levanta-se a seguinte hipótese:

H7. *A Alfabetização em Dados é inversamente associada a Sobrecarga Cognitiva em ambientes organizacionais de Big Data.*

Autores como [Naveed e Anwar \(2020\)](#), [Xiao et al. \(2020\)](#) e [Soroya et al. \(2021\)](#) defendem que para reduzir as consequências negativas da Sobrecarga, como a Ansiedade, é necessário capacitar os indivíduos para lidar criticamente com os altos níveis de carga cognitiva, filtrando o que é necessário. Portanto, melhorar as habilidades de Alfabetização dos indivíduos pode reduzir as pressões cognitivas e afetivas ([KOLTAY, 2017](#); [WANG; WU; HUANG, 2019](#); [LEE; LEE; LEE-GEILLER, 2020](#); [SOROYA et al., 2021](#)).

Assim, no contexto de ambientes organizacionais de Big Data, uma maior autoeficácia e autossuficiência em relação aos dados podem aliviar a tensão e apreensão sentidas pelo profissional em relação à sua capacidade de desempenhar seu trabalho com dados com sucesso. Ou seja, a Alfabetização em Dados pode exercer um efeito inverso na Ansiedade.

Nesse sentido, desenvolveu-se a seguinte hipótese:

H8. *A Alfabetização em Dados é inversamente associada a Ansiedade em ambientes organizacionais de Big Data.*

Em ambientes organizacionais de Big Data os profissionais “*devem processar maiores volumes de dados que chegam de várias formas em um ritmo crescente e podem ser combinados com outros dados, mas podem ser incompletos ou de qualidade questionável*” ([BHARADWAJ; NOBLE, 2017, p. 560](#)), o que pode ser mentalmente exaustivo ([ZHANG; JIA; CHEN, 2019; GHASEMAGHAEI; TUREL, 2022a; 2022b](#)). Outrossim, de acordo com [Sternkopf e Muller \(2018\)](#) e [Ongena \(2023\)](#) um profissional Alfabetizado em Dados caracteriza-se por ser capaz de identificar, entender, usar, refletir e comunicar dados para participar plenamente de organizações orientadas por dados.

Sendo assim, um nível mais elevado de Alfabetização em Dados, ao estar associado com o manuseio de dados mais eficiente e eficaz, pode contribuir para que o estado de Fadiga Cognitiva demore mais a ocorrer. Portanto, a Alfabetização em Dados pode exercer um efeito inverso na Fadiga Cognitiva.

Diante disso, surge a seguinte hipótese:

H9. *A Alfabetização em Dados é inversamente associada a Fadiga Cognitiva em ambientes organizacionais de Big Data.*

Conforme [Lloyd e Hicks \(2022\)](#) a exposição a elevadas cargas cognitivas pode ser estressante ao indivíduo, fazendo com que esse, como uma forma de resistência ou enfrentamento, tente evitar ou fugir ([LLOYD; HICKS, 2022](#)). No entanto, indivíduos Alfabetizados que podem lidar criticamente com altos níveis de carga cognitiva tendem a enfrentar situações de Sobrecarga Cognitiva agindo sobre o problema, em vez de procurar uma válvula de escape como o Comportamento de Evitação ([LAURI; VIRKUS; HEIDMETS, 2020; SOROYA et al., 2021](#)).

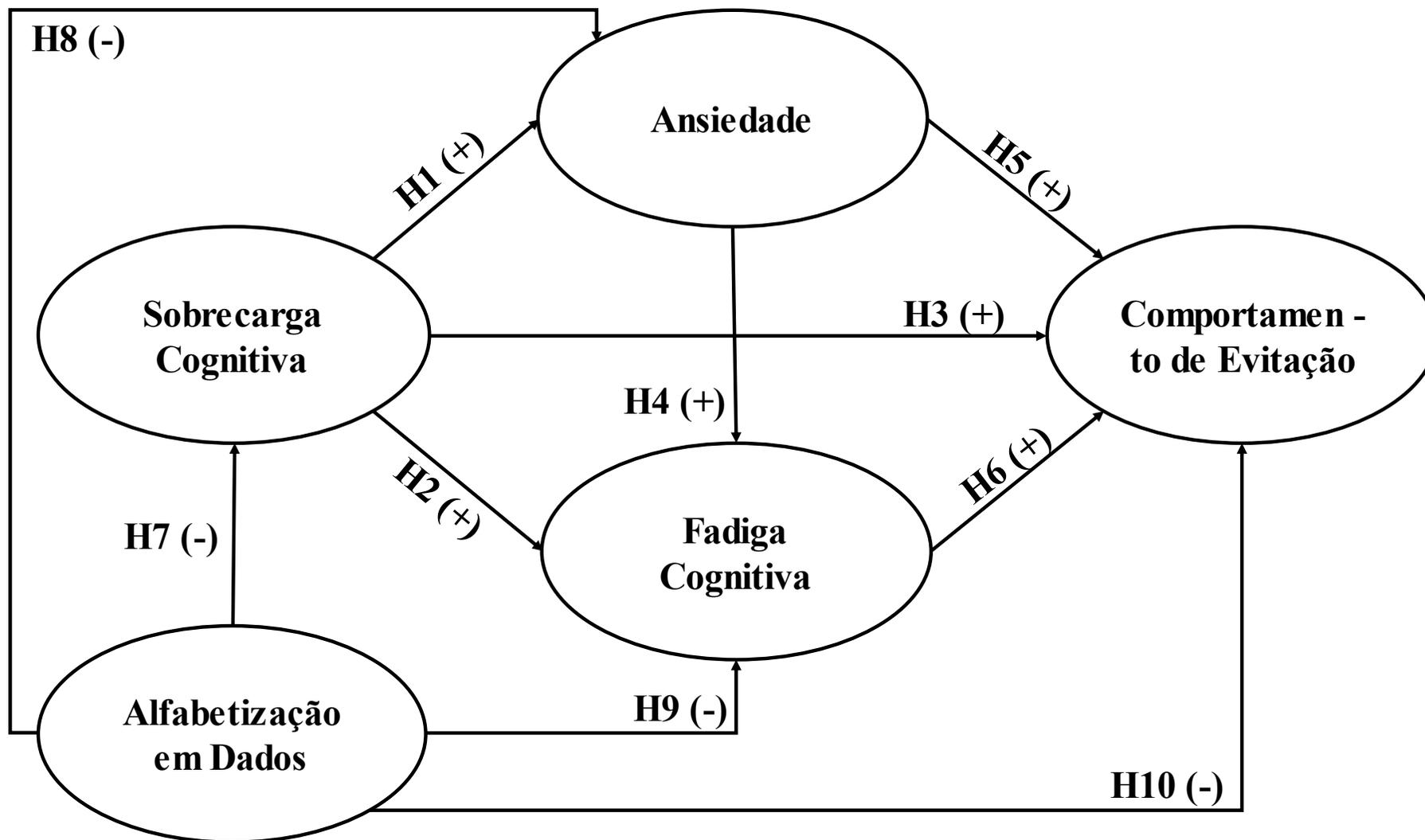
No contexto de ambientes organizacionais de Big Data, quando os profissionais apresentam baixa Alfabetização em Dados, estes podem querer adiar suas tarefas ou até evitá-las ([GHASEMAGHAEI; EBRAHIMI; HASSANEIN, 2018](#)). Portanto, a Alfabetização em Dados do profissional pode proporcionar uma maior autoeficácia no trabalho com dados. Conseqüentemente, quanto mais o indivíduo sente-se capaz de lidar com os desafios, este pode ter uma tendência menor a evitá-los. Nesse sentido, a Alfabetização em Dados pode exercer um efeito inverso no Comportamento de Evitação.

Assim, levanta-se a seguinte hipótese:

H10. *A Alfabetização em Dados é inversamente associada ao Comportamento de Evitação em ambientes organizacionais de Big Data.*

O modelo de pesquisa está apresentado na [Figura 6](#).

Figura 6 – Modelo de Pesquisa



Fonte: Elaborada pela autora

Tendo em vista as hipóteses propostas, a seguir, apresenta-se a [Etapa 3](#) do presente estudo de métodos mistos desenvolvido sob uma abordagem quantitativa, na qual testou-se estatisticamente o modelo de pesquisa desenvolvido.

2.6 ETAPA 3: ESTUDO QUANTITATIVO

A terceira etapa deste estudo foi conduzida visando responder a seguinte questão de pesquisa: **Como a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva, o Comportamento de Evitação e a Alfabetização em Dados estão associados em ambientes organizacionais de Big Data?** Buscou-se verificar se as associações entre a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva, o Comportamento de Evitação e a Alfabetização em Dados sugeridas pela literatura e percebidas por profissionais em ambientes organizacionais de Big Data são estatisticamente significativas.

2.6.1 Método da Etapa 3

A Etapa 3 do presente estudo foi desenvolvida a partir de uma **abordagem quantitativa**, visando testar teorias objetivas por meio da verificação das associações entre variáveis mensuradas por dados numéricos e analisadas por procedimentos estatísticos ([CRESWELL; CRESWELL, 2021](#)). Ademais, essa pesquisa baseia-se em expectativas teoricamente fundamentadas sobre como e por que determinadas variáveis devem ser associadas e qual a direcionalidade dessa associação. Assim, busca-se verificar se as hipóteses levantadas podem ser suportadas ([MALHOTRA; GROEVER, 1998](#)).

Assim, desenvolveu-se uma *survey*. De acordo com [Pinsonneault e Kraemer \(1993\)](#) esse método exige informações padronizadas de e/ou sobre as unidades de análise a partir da coleta de dados a partir de questões em escala estruturadas e predefinidas aplicadas a uma fração da população do estudo, isto é, uma amostra.

O instrumento de coleta de dados utilizado foi um **questionário** estruturado com 25 questões objetivas adaptadas da literatura. Para mensurar as variáveis de interesse adotou-se uma escala de concordância tipo *Likert* de 7 pontos, variando de 1 (discordo totalmente) até 7 (concordo totalmente), visando facilitar a medição da variância ([COOPER; SCHINDLER, 2014](#)). Para o desenvolvimento do instrumento foram postas em prática parte das recomendações de [MacKenzie, Podsakoff e Podsakoff \(2011\)](#).

Para **validação** do instrumento de coleta de dados contou-se com o apoio de 17 especialistas na área de Gestão de Sistemas e Tecnologia da Informação e Dados. Dentre esses especialistas, 10 são acadêmicos e pesquisadores de temáticas correlatas ao foco do presente estudo, sendo estes 6 doutores e 4 doutorandos. Os outros 7 especialistas são profissionais da área de dados e tecnologia da informação. Buscou-se verificar o grau em que o instrumento possui itens apropriados para medir os construtos de interesse, isto é, sua validade de conteúdo ([SHI; MO; SUN, 2012](#)).

O processo de validação foi realizado por meio de um formulário eletrônico no qual os especialistas puderam avaliar o quanto os indicadores/itens propostos são adequados para representar cada construto de interesse de acordo com o seu conhecimento, experiência e percepção. Utilizou-se o Indicador de Validade de Conteúdo (IVC) que mensura a proporção de especialistas que concordam com os itens propostos ([POLIT; BECK; OWEN, 2007](#); [ALEXANDRE; COLUCI, 2011](#); [SHI; MO; SUN, 2012](#); [ADRIAN et al., 2019](#)). Para tal, utilizou-se uma escala tipo *Likert* com pontuação de um a quatro, no qual: 1 = Item inadequado, incompreensível, irrelevante e/ou não representativo; 2 = Item pouco adequado, pouco compreensível, pouco relevante e/ou pouco representativo; 3 = Item adequado, compreensível, relevante e/ou representativo; e 4 = Item muito adequado, muito compreensível, muito relevante e/ou muito representativo.

Calculou-se o valor do IVC para cada item pelo número de especialistas que respondendo as opções 3 ou 4) dividido pelo total número de especialistas. Sendo assim, para que o item seja considerado válido, é recomendado um valor de IVC superior a 0,8, isto é, valores entre 0,79 e 0,7 devem ser revistos e valores menores de 0,7 excluídos ([POLIT; BECK; OWEN, 2007](#); [ALEXANDRE; COLUCI, 2011](#); [SHI; MO; SUN, 2012](#); [ADRIAN et al., 2019](#)). Como resultado, os itens propostos na presente pesquisa resultaram em valores de IVC entre 0,94 e 1, o que indica que são adequados, compreensíveis, relevantes e representativos em relação aos seus respectivos construtos.

Ademais, foi disponibilizado aos especialistas um espaço livre para que pudessem fazer observações subjetivas em relação a cada item. Com base nas respostas de alguns especialistas, foram feitos ajustes no instrumento em termos de redação dos itens. No [Quadro 10](#) estão apresentados os construtos e seus respectivos itens pós validação de face e conteúdo por especialistas:

Quadro 10 – Instrumento de Coleta de Dados

Construtos	Itens	Adaptado de
Sobrecarga Cognitiva (SC)	<i>O volume de dados variados e gerados em alta velocidade que tenho que lidar no meu trabalho ...</i>	CAO; SUN, 2018 ; CHEN; SHANG; KAO, 2009 ; DAI; ALI; WANG, 2020 ; HATTINGH et al., 2022 ; KARR-WISNIEWSKI; LU, 2010 ; LEE; LEE; LEE-GEILLER, 2020 ; LIN et al., 2020 ; SONG; YAO; WEN, 2021 ; SOROYA et al., 2021 ; WADHAR et al., 2023 ; WANG; LI, 2019 ; WHELAN; ISLAM; BROOKS, 2020 ; WILLIAMSON; EAKER; LOUNSBURY, 2012 ; ZHANG et al., 2016 ;
	(SC1) ... faz com que eu me sinta sobrecarregado (a) na realização de tarefas.	
	(SC2) ... faz com que eu me sinta perdido (a) na realização de tarefas.	
	(SC3) ... faz com que eu sinta mais dificuldade na realização de tarefas.	
	(SC4) ... faz com que eu me sinta assustado (a) na realização de tarefas.	
Ansiedade (ANS)	<i>O volume de dados variados e gerados em alta velocidade que tenho que lidar no meu trabalho ...</i>	DAI; ALI; WANG, 2020 ; DHIR et al., 2018 ; JABEEN et al., 2023 ; LI; ZHANG; AO, 2023 ; LIN; CHENG; CHUANG, 2021 ; LÓPEZ-BONILLA; LÓPEZ-BONILLA, 2011 ; NAVEED; ANWAR, 2022 ; SONG; YAO; WEN, 2021 ; SOROYA et al., 2021 ; THATCHER et al., 2007 ; TSAI; WU, 2021 ;
	(ANS1) ... faz com que eu me sinta ansioso (a).	
	(ANS2) ... faz com que eu me sinta tenso (a).	
	(ANS3) ... faz com que eu me sinta inseguro (a).	
	(ANS4) ... faz com que eu me sinta preocupado (a).	
Fadiga Cognitiva (FC)	<i>O volume de dados variados e gerados em alta velocidade que tenho que lidar no meu trabalho ...</i>	CAO; SUN, 2018 ; CHOI; PARK; JUNG, 2018 ; DAI; ALI; WANG, 2020 ; GAUDIOSO; TUREL; GALIMBERTI, 2017 ; JABEEN et al., 2023 ; KAUR et al., 2021 ; LEE; SON; KIM, 2016 ; LIN et al., 2020 ; SONG; JUNG; KIM, 2017 ; WANG; LI, 2019 ; ZHANG et al., 2016 ;
	(FC1) ... faz com que eu me sinta mentalmente cansado (a), pois requer um elevado nível de atenção.	
	(FC2) ... faz com que eu me sinta mentalmente esgotado (a), pois requer um intenso esforço cognitivo.	
	(FC3) ... faz com que eu me sinta mentalmente desgastado (a), a ponto de afetar o meu desempenho.	
	(FC4) ... faz com que eu me sinta mentalmente exausto (a) ao final do expediente.	
Comportamento de Evitação (CE)	<i>Quando não consigo lidar com um grande volume de dados variados e gerados em alta velocidade no meu trabalho...</i>	CARVER; SCHEIER; WEINTRAUB, 1989 ; CHO, 2004 ; CHOI; PARK; JUNG, 2018 ; DAI; ALI; WANG, 2020 ; GAUDIOSO; TUREL; GALIMBERTI, 2017 ; GUO et al., 2020 ; LI; ZHANG; AO, 2023 ; SHIN; LIN, 2016 ; SOROYA et al., 2021 ;
	(CE1) ... eu desisto de prosseguir com a tarefa.	
	(CE2) ... eu paro de me esforçar na tarefa.	
	(CE3) ... eu tento esquivar-me da tarefa.	
	(CE4) ... eu deixo a tarefa para depois.	
(CE5) ... eu repasso a responsabilidade da tarefa para outra pessoa.		

Alfabetização em Dados (AD)	<i>Considerando meus conhecimentos e habilidades relacionados a grandes volumes de dados variados e gerados em alta velocidade, eu me sinto capaz de ...</i>		AHMAD; WIDÉN; HUVILA, 2020; ÇOKLAR; YAMAN; YURDAKUL, 2017; LEE; LEE; LEE-GEILLER, 2020; LI et al., 2019; WADHAR et al., 2023
	(AD1)	... encontrar e obter dados úteis e relevantes de acordo com as necessidades do negócio.	
	(AD2)	... preparar dados brutos para análise futura.	
	(AD3)	... analisar dados para descobrir informações significativas.	
	(AD4)	... extrair insights dos dados para auxiliar no processo de tomada de decisão.	
	(AD5)	... comunicar mensagens a diferentes públicos com base nos dados.	

Fonte: Elaborado pela autora.

Após a consolidação do instrumento de coleta de dados apresentado anteriormente, realizou-se um **pré-teste**. Acrescentou-se questões de perfil sociodemográfico e profissional e aplicou-se o questionário virtualmente na plataforma Microsoft Forms para **129 respondentes** cujo perfil se adequa nos requisitos definidos para amostra. Esse processo foi realizado durante o início do mês de Março de 2023. Analisaram-se indicadores de consistência interna (Alpha de Crombach, Confiabilidade Composta e Variância Média Extraída) e de validade discriminante (HTMT e Critério de Fornell-Larcker) com auxílio do Software SmartPLS 4.0. Os resultados do pré-teste podem ser visualizados no [Quadro 11](#), a seguir.

Quadro 11 - Resultados do Pré-teste

		AD	ANS	CE	FC	SC	
Validade Discriminante	HTMT	AD					
		ANS	0,098				
		CE	0,219	0,479			
		FC	0,069	0,667	0,489		
		SC	0,179	0,818	0,608	0,609	
	Fornell-Larcker	AD	0,777				
		ANS	-0,08	0,857			
		CE	-0,25	0,414	0,749		
		FC	0,036	0,619	0,433	0,88	
		SC	-0,128	0,737	0,517	0,558	0,836
Validade e Confiabilidade dos Construtos	Alfa de Crombach	0,868	0,909	0,799	0,926	0,891	
	Confiabilidade Composta	1,115	0,915	0,813	0,927	0,895	
	Variância Média Extraída	0,604	0,735	0,561	0,775	0,699	

Fonte: Elaborado pela autora com auxílio do software SmartPLS

Pode-se observar no [Quadro 11](#) que em todos os construtos os valores de Alpha de Crombach e de Confiabilidade Composta foram superiores a 0,70 e os valores de Variância Média Extraída foram superiores a 0,5 ([HAIR et al., 2019](#)). Quanto à validade discriminante, a raiz quadrada da AVE de todas as variáveis latentes resultou em um valor maior que as correlações com as outras variáveis latentes ([FORNELL; LARCKER, 1981](#));

Portanto, pode-se auferir que o instrumento de coleta de dados é válido para mensurar os construtos de interesse e testar as hipóteses de pesquisa. Sendo assim, uma vez que não foi necessário realizar mudanças no instrumento, considerou-se adequado incorporar essas 129 respostas do pré-teste à amostra geral da pesquisa.

Para o presente estudo, foi considerada como **população** profissionais, executivos e gestores que trabalham em ambientes organizacionais de Big Data, isto é, organizações/instituições que fazem uso extensivo e sistemático de dados em seus processos de negócio e gerenciais ([DALLEMULE; DAVENPORT, 2017](#)). A investigação se deu a **nível**

individual, isto é, os indivíduos pesquisados são representantes de si mesmos ([MALHOTRA; GROEVER, 1998](#)).

O tamanho mínimo da amostra foi estimado com auxílio do software G*Power ([FAUL et al., 2009](#)) seguindo as recomendações de [Cohen \(2013\)](#) e [Hair et al. \(2021\)](#). Sendo assim, considerando que o modelo proposto tem o máximo de 4 preditores em uma variável dependente e adotando um tamanho de efeito de f^2 de 0,15, uma probabilidade de erro de 0,05 e um poder de 0,95, calculou-se no software G*Power o tamanho mínimo de amostra de 129 respondentes.

A **coleta de dados** foi realizada por meio de aplicação on-line de questionários autoadministrados no Microsoft Forms, compartilhados através da rede social LinkedIn, durante o período entre Março e Abril de 2023. Sendo assim, a seleção da amostra final caracteriza-se como não probabilística e por acessibilidade da pesquisadora.

Convidou-se cerca de 3.200 potenciais respondentes para participar do estudo e alcançou-se o total de 400 respostas, equivalente a uma taxa de retorno de aproximadamente 12,5%. Desses 400 respondentes foram desconsiderados 28 que apresentaram comportamento indevido de resposta, isto é, concentraram suas respostas em 2 ou menos pontos da escala ou não faziam parte da população alvo do estudo. Após essa limpeza dos dados, obteve-se uma **amostra de 372 observações** consideradas válidas.

De acordo com [Hair et al. \(2021, p.19\)](#) “*tamanhos de amostra maiores aumentam a precisão (ou seja, consistência) das estimativas do PLS-SEM*”. Portanto, além de ultrapassar o tamanho mínimo de amostra calculado no software G*Power, cumpriu-se com as recomendações da literatura de, no mínimo, 200 respondentes, assim como com a proporção de pelo menos 10 respondentes por cada variável observável contida no modelo ([BARRET, 2007](#); [KLINE, 2023](#)).

O perfil dos 372 respondentes é apresentado no [Quadro 12](#), a seguir.

Quadro 12 – Perfil dos Respondentes

		N	%			N	%
Gênero	Feminino	119	32	Idade	18-23 anos	47	12,6
	Masculino	253	68		24-29 anos	141	37,9
			30-35 anos		94	25,3	
			36-41 anos		47	12,6	
			42-47 anos		24	6,45	
			48-53 anos		10	2,69	
			54-59 anos		5	1,34	
			60+ anos		4	1,08	
Formação Acadêmica	Ensino fundamental, médio ou técnico	2	0,54	Área de Formação Acadêmica*	Administração	88	23,7
	Ensino superior em andamento	62	16,7		TI/SI	88	23,7
	Ensino superior concluído	78	21		Estatística	52	14
	Especialização/MBA em andamento	35	9,41		Engenharia	46	12,4
	Especialização/MBA concluída	85	22,8		Ciência de Dados	37	9,95
	Mestrado em andamento	27	7,26		Ciências Econômicas	35	9,41
	Mestrado concluído	41	11		Ciências Contábeis	12	3,23
	Doutorado em andamento	18	4,84		Comunicação	12	3,23
	Doutorado concluído	24	6,45		Física	11	2,96
					Direito	9	2,42
			Relações Internacionais		8	2,15	
			Psicologia		5	1,34	
			Ciências Sociais		5	1,34	
			Ciência da Informação		5	1,34	
			Matemática		5	1,34	
			Geografia		4	1,08	
			Educação		2	0,54	
			Outras		10	2,69	
Função / Cargo	Analista	124	33,3	Senioridade	Júnior/Aprendiz/Estagiário	98	26,3
	Gerente/Administrador/Líder/Executivo /Coordenador/Diretor	106	28,5		Pleno	106	28,5
	Cientista	51	13,7		Senior/Especialista	168	45,2
	Engenheiro	34	9,14	Experiência Profissional	Menos de 2 anos	72	19,4
	Consultor/Especialista	19	5,11		Entre 2 e 5 anos	99	26,6
	Assistente/Estagiário/Aprendiz/Auxiliar	18	4,84		Entre 5 e 10 anos	84	22,6
	Desenvolvedor	10	2,69		Entre 10 e 15 anos	54	14,5
	Arquiteto	4	1,08		Entre 15 e 20 anos	37	9,95
	Estatístico	4	1,08		Entre 20 e 30 anos	17	4,57
	Auditor	2	0,54		Mais de 30 anos	9	2,42
			Porte da Organização (número de funcionários)		10 ou menos	13	3,49
				Entre 11 e 50	34	9,14	
				Entre 51 e 200	42	11,3	
				Entre 201 e 500	50	13,4	
				Entre 501 e 1.000	34	9,14	
				Entre 1.001 e 5.000	67	18	
				Entre 5.000 e 10.000	38	10,2	
				Mais de 10.001	83	22,3	
Setor da Organização	TI/SI	82		22			
	Bancário/Financeiro	79		21,2			
	Ciência de Dados/ Data Analytics	37		9,95			
	Varejo	27		7,26			
	Educação	19		5,11			
	Indústria	18		4,84			
	Saúde	17	4,57				
	Setor Público	16	4,3				
	Publicidade	16	4,3				
	Consultoria	16	4,3				
	Serviços	11	2,96				
	Agronegócio	10	2,69				
	Entretenimento	6	1,61				
	Logística	5	1,34				
Mobilidade	4	1,08					

Judiciário	2	0,54	N/I	11	2,96
Energia	3	0,81			
Outros	4	1,08			

Notas: * Alguns respondentes possuem mais de uma área de formação acadêmica, sendo assim, a soma de observações foi maior que 372.

N/I = Não Informado

Fonte: Elaborado pela autora com base nos dados da pesquisa.

Em relação ao **perfil dos respondentes**, a amostra do presente estudo é composta por uma maioria de respondentes do gênero masculino (n = 253) em comparação com o gênero feminino (n = 119). O intervalo de idade foi entre 18 e 66 anos, com uma média de 32 anos. 63,2% (n = 235) dos respondentes possuem entre 24 e 35 anos. A maioria dos respondentes (n = 308) possuem ensino superior concluído, sendo que 230 destes estão cursando ou já concluíram alguma pós-graduação. Administração (e áreas correlatas, como Marketing, Comércio Internacional, Inteligência Competitiva, Gestão de Projetos, Administração Financeira e Orçamentária ou Gestão de Pessoas) e TI/SI (e áreas correlatas como Arquitetura de Software, Análise de Sistemas, Ciência da Computação, Análise e Desenvolvimento de Sistemas, Gestão de TI ou Engenharia da Computação) foram as áreas de formação acadêmica mais citadas (n = 88, cada uma). Destaca-se que 52 respondentes possuem formação em Estatística e 37 em Ciência de Dados. Em relação às funções ou cargos exercidos pelos respondentes, evidencia-se que 124 são Analistas e 106 são Gerentes/ Administradores(as)/ Líderes/ Executivos(as) /Coordenadores(as) /Diretores (as) de Dados, de Negócios, de Business Intelligence, de Insights, de Inteligência de Mercado, de Pesquisa de Mercado, de Indicadores, de Performance ou de Machine Learning. Quanto à Senioridade desses profissionais, verificou-se que a maioria eram Plenos ou Senior/Especialistas (73,65%). Além disso, 255 respondentes (68,54%) possuem entre menos de 2 anos até 10 anos de experiência profissional. Já em relação a organização em que esses respondentes trabalham, salientam-se os setores de TI/SI (n = 82) e Bancário/Financeiro (n = 79). Outrossim, 50,5% dessas organizações possuem mais de 1.000 funcionários.

Foram realizados testes para **verificação de possíveis vieses** nas respostas. Para verificar a existência do viés de não resposta ([GROVES, 2006](#)), foi realizado um teste de hipóteses p, e, para verificar o viés de método comum, foi realizado o teste de fator único de Harman ([PODSAKOFF et al., 2003](#)). Ambos os testes foram realizados com o auxílio do *software* IBM SPSS Statistics 29.

O viés de não resposta foi analisado a partir da comparação das médias dos construtos dos respondentes iniciais (primeiros 75% da amostra final n = 279) com os finais (últimos 25%

da amostra final $n = 93$, estes considerados como proxy para os não respondentes) ([GROVES, 2006](#)). Foi realizado um teste T para amostras independentes ($p < 0,01$) que indicou que é improvável que a amostra esteja sendo prejudicada pelo viés de não resposta pois não houve diferenças significativas nos principais construtos do estudo entre os respondentes tardios e os demais respondentes.

O viés de método comum foi analisado a partir do teste de fator único de Harman. A solução não-rotacionada desse teste evidenciou que ao reduzir a escala a um único fator, este fator não extraia a maior parte da variância (% cumulativa = 21,064). Portanto, considera-se improvável que na amostra seja afetada pelo viés do método comum.

Cabe destacar que além do teste descrito anteriormente, empenhou-se em remediar o potencial viés de método comum de três maneiras: **1)** consultando especialistas; **2)** garantindo o anonimato dos respondentes; e **3)** lembrando-os da inexistência de respostas certas ou erradas ou de qualquer juízo de valor. As duas últimas medidas foram destacadas nas instruções do questionário visando reduzir a probabilidade de desejabilidade social nas respostas e incentivar a honestidade dos respondentes ([PODSAKOFF et al., 2003](#)).

Os dados foram analisados através de **Modelagem de Equações Estruturais com Mínimos Quadrados Parciais** (*Partial Least Squares Structural Equation Modeling - PLS-SEM*) com auxílio do *software* SmartPLS 4.0. Trata-se de uma técnica de análise quantitativa multivariada utilizada para estimar modelos compostos por associações complexas entre variáveis observáveis e latentes ([SARSTEDT et al., 2020](#)). Isto é, busca investigar associações preditivas causais criando modelos de caminho com variáveis latentes para estimar suas associações ([RICHTER et al., 2020](#)).

2.6.2 Resultados da Etapa 3

Primeiramente, realizou-se uma Análise Fatorial Exploratória (AFE) com auxílio do *software* IBM SPSS Statistics 29, considerando que a escala utilizada foi elaborada a partir da combinação e adaptação de estudos anteriores escritos em inglês. Buscou-se verificar se a estrutura das associações entre as variáveis observáveis nos dados obtidos corresponde às dimensões latentes originalmente propostas pela teoria.

Na sequência, passou-se aos procedimentos da PLS-SEM, seguindo as indicações de [Hair et al. \(2019\)](#) e [Hair, Howard e Nitzl \(2020\)](#). Analisou-se, primeiramente, as propriedades psicométricas do instrumento de coleta de dados utilizado. Para tal, foram examinadas a

confiabilidade dos indicadores, a confiabilidade da consistência interna, a validade convergente e a validade discriminante das variáveis latentes. Uma vez que o modelo de mensuração atendeu a todos os critérios exigidos, passou-se a avaliação do modelo estrutural. Analisou-se o ajuste do modelo, o coeficiente de determinação (R^2) e o tamanho do efeito de f^2 das variáveis endógenas e o tamanho e a significância dos coeficientes de caminho a partir da execução do procedimento de bootstrapping.

2.6.2.1 Análise Fatorial Exploratória

Analisou-se a **medida de adequação amostral de Kaiser-Meyer-Olkin** (KMO) que resultou em 0,875, e o **teste de esfericidade de Bartlett**, cuja significância resultou em 0,000, valores satisfatórios de acordo com a literatura ([KAISER, 1974](#); [TOBIAS; CARLSON, 1969](#)). Cinco fatores foram extraídos com uma **variância total cumulativa explicada** de 66,27% em que as variáveis foram agrupadas conforme o esperado.

2.6.2.2 Confiabilidade dos Indicadores

Seguindo as indicações de [Hair et al. \(2019\)](#) e [Hair, Howard e Nitzl \(2020\)](#), o primeiro passo na avaliação do modelo de mensuração é o exame de Confiabilidade dos Indicadores ou variáveis observáveis a partir do valor das **Cargas Externas** (*Outer Loads*) dos indicadores que devem ser acima de 0,708. Os indicadores apresentaram valores de acima do nível mínimo recomendado, com exceção dos itens ANS5, CE5 e SC1 que resultaram em valores inferiores a 0,708 (respectivamente, 0,687, 0,662 e 0,686). Portanto, esses três indicadores foram eliminados do modelo. Os valores das cargas externas dos itens mantidos no modelo podem ser visualizados na [Quadro 13](#).

Quadro 13 – Cargas Externas dos Itens do Modelo

Itens	Cargas Externas
AD1	0,817
AD2	0,766
AD3	0,876
AD4	0,786
AD5	0,737
ANS1	0,872
ANS2	0,895
ANS3	0,797
ANS4	0,834
CE1	0,794
CE2	0,834
CE3	0,835
CE4	0,762
FC1	0,868
FC2	0,914
FC3	0,856
FC4	0,873
FC5	0,754
SC2	0,823
SC3	0,836
SC4	0,785
SC5	0,814

Legenda: AD = Alfabetização em Dados; ANS = Ansiedade; CE = Comportamento de Evitação; FC = Fadiga Cognitiva; SC = Sobrecarga Cognitiva

Fonte: Elaborada pela autora com base nos dados da pesquisa e com auxílio do software SmartPLS 4.

2.6.2.3 Confiabilidade e Validade dos Construtos

Após a exclusão dos três itens mencionados anteriormente, estimou-se a confiabilidade da consistência interna e a validade convergente de cada variável latente. Todos os construtos analisados resultaram em valores de **Alfa de Cronbach** (α) acima do nível recomendado de 0,7 (CRONBACH; MEEHL, 1955) e uma **Confiabilidade Composta** (*Composite Reliability - CR*) superiores a 0,7 (HAIR et al., 2019). Isso indica que, para esta amostra específica, a escala apresenta um nível satisfatório de consistência interna e a confiabilidade dos construtos (HAIR et al., 2019; HAIR; HOWARD; NITZL, 2020).

A validade convergente foi verificada a partir da análise da **Variância Média Extraída** (*Average Variance Extracted - AVE*) de cada variável latente. Os resultados indicam que todos os valores de AVE foram superiores ao limite aceitável de 0,5, indicando que os construtos convergem com seus indicadores (HAIR et al., 2019; HAIR; HOWARD; NITZL, 2020).

Os valores de Alfa de Cronbach, Confiabilidade Composta e Variância Média Extraída de cada variável latente podem ser visualizados no [Quadro 14](#).

Quadro 14 – Alfa de Cronbach, Confiabilidade Composta e Variância Média Extraída dos Construtos do Modelo

Construto	Alfa de Cronbach	Confiabilidade Composta	Variância Média Extraída
AD	0,858	0,87	0,637
ANS	0,872	0,876	0,723
CE	0,821	0,827	0,651
FC	0,907	0,913	0,731
SC	0,831	0,832	0,664

Legenda: AD = Alfabetização em Dados; ANS = Ansiedade; CE = Comportamento de Evitação; FC = Fadiga Cognitiva; SC = Sobrecarga Cognitiva

Fonte: Elaborada pela autora com base nos dados da pesquisa e com auxílio do software SmartPLS 4.

2.6.2.4 Validade Discriminante

Para a análise da validade discriminante dos construtos, adotou-se o **critério de Fornell e Larcker** (FORNELL; LARCKER, 1981) que indica que o valor da Variância Média Extraída de cada construto deve ser mais alto que a correlação entre os construtos ao quadrado. Todos os valores das raízes quadradas dos construtos foram superiores aos valores das correlações entre os construtos. Além disso, realizou-se o **teste Heterotrait-Monotrait Ratio (HTMT)** (HENSELER et al., 2014), no qual todos os construtos resultaram em valores abaixo de 85%, conforme o recomendado. Assim, verifica-se que há validade discriminante entre as variáveis latentes analisadas. Os resultados de ambas as análises podem ser visualizados no [Quadro 15](#).

Quadro 15 – Critério Fornell-Larcker e Heterotrait-monotrait ratio (HTMT)

Critério Fornell-Larcker					
	AD	ANS	CE	FC	SC
AD	0,798				
ANS	-0,146	0,85			
CE	-0,144	0,215	0,807		
FC	0,023	0,548	0,29	0,855	
SC	-0,244	0,594	0,327	0,359	0,815
Heterotrait-monotrait ratio (HTMT)					
	AD	ANS	CE	FC	SC
AD					
ANS	0,174				
CE	0,173	0,251			
FC	0,05	0,61	0,329		
SC	0,279	0,699	0,393	0,413	

Legenda: AD = Alfabetização em Dados; ANS = Ansiedade; CE = Comportamento de Evitação; FC = Fadiga Cognitiva; SC = Sobrecarga Cognitiva

Fonte: Elaborada pela autora com base nos dados da pesquisa e com auxílio do software SmartPLS 4.

2.6.2.5 Ajuste do Modelo

Analisou-se o **SRMR (Root Mean Square Residual)** padronizado assumindo um valor máximo de 0,08 (HU; BENTLER, 1999). Identificou-se valores de SRMR do modelo saturado e do modelo estimado iguais a 0,072, atendendo ao parâmetro estabelecido na literatura.

2.6.2.6 Coeficiente de Determinação

Analisou-se o valor de R^2 de cada construto endógeno para avaliar até que ponto a variação dos outros construtos pode explicar sua variação. Conforme apresentado na [Figura 7](#), 6% da variação da Sobrecarga Cognitiva ($R^2 = 0,06$) pode ser explicada pela variação da Alfabetização em Dados. 35,3% da variação da Ansiedade ($R^2 = 0,353$) pode ser explicada pela variação da Sobrecarga Cognitiva e da Alfabetização em Dados. 31,5% da variação da Fadiga Cognitiva ($R^2 = 0,315$) pode ser explicada pela variação da Sobrecarga Cognitiva, da Ansiedade e da Alfabetização em Dados. Além disso, 15,4% da variação do Comportamento de Evitação ($R^2 = 0,154$) pode ser explicada pela variação da Sobrecarga Cognitiva, da Ansiedade, da Fadiga Cognitiva e da Alfabetização em Dados.

Segundo [Cohen \(1988\)](#), nas ciências sociais e comportamentais, valores de R^2 de 2%, 13% e 26% podem ser considerados, respectivamente, pequeno, médio e grande. Assim, pode-se considerar o valores de R^2 da Sobrecarga de Dados pequeno, o R^2 do Comportamento de Evitação médio e os R^2 da Ansiedade e da Fadiga Cognitiva grandes. Dada a possibilidade de fatores extrínsecos e alternativos envolvidos em fenômenos complexos, considera-se os valores de R^2 satisfatórios.

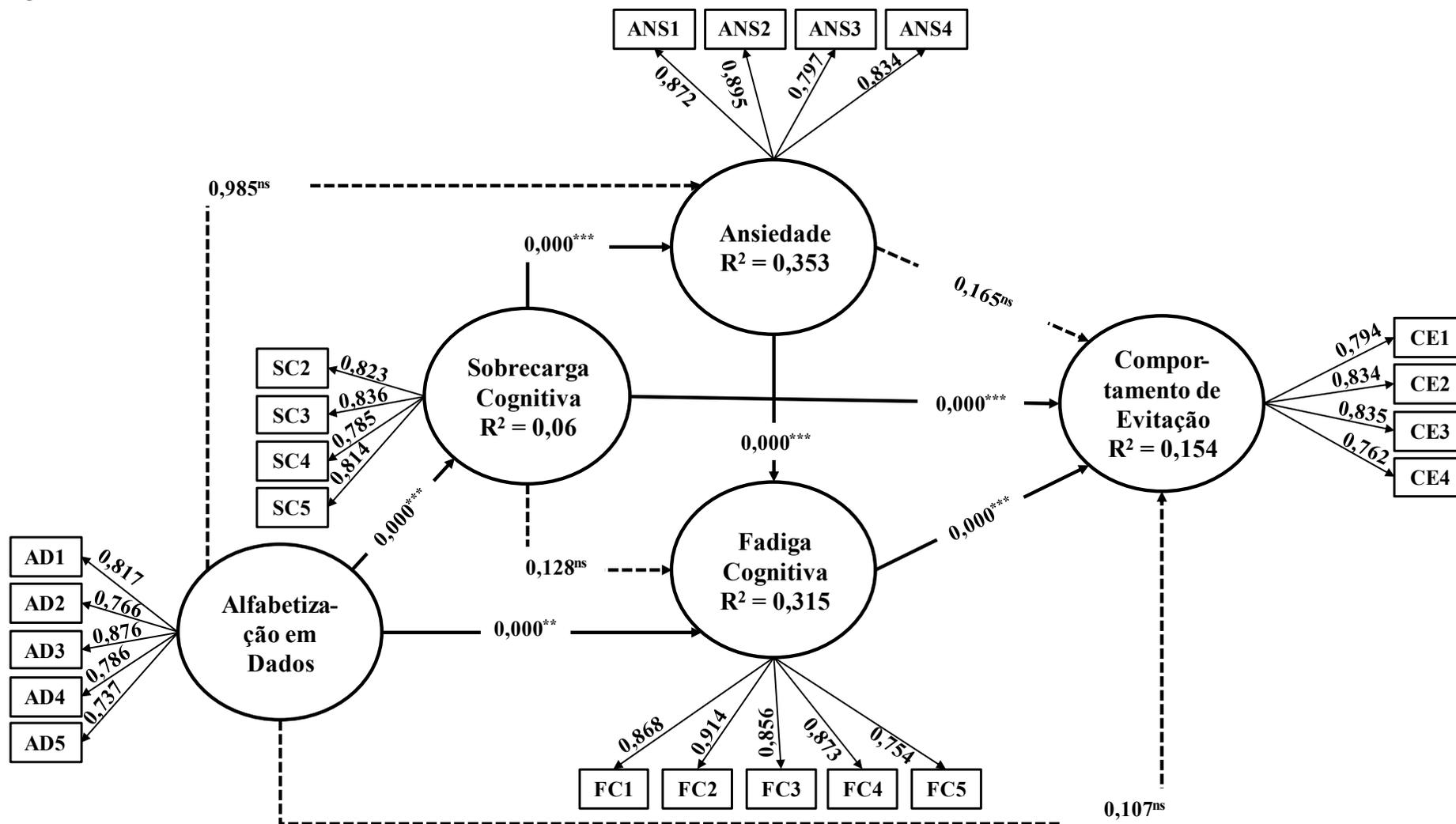
2.6.2.7 Tamanho do Efeito

Para avaliar a utilidade de cada construto para o modelo, analisou-se os valores de f^2 ([RINGLE et al., 2014](#)). Calcula-se o f^2 a partir da variação gerada no valor de R^2 , ao remover um determinado construto antecedente ([COHEN, 1988](#)). De acordo com [Hair et al. \(2021\)](#), valores de f^2 de 0,02, 0,15 e 0,35 podem ser considerados, respectivamente, pequeno, médio e grande. Portanto, verificou-se que as associações entre Alfabetização em Dados e Fadiga Cognitiva ($f^2 = 0,02$), Fadiga Cognitiva e Comportamento de Evitação ($f^2 = 0,049$), Sobrecarga Cognitiva e Comportamento de Evitação ($f^2 = 0,054$) e Sobrecarga Cognitiva e Alfabetização em Dados ($f^2 = 0,063$) apresentaram um tamanho de efeito pequeno. Enquanto a associação entre Ansiedade e Fadiga Cognitiva ($f^2 = 0,253$) apresentou um tamanho de efeito médio e a associação entre Sobrecarga Cognitiva e Ansiedade ($f^2 = 0,513$) apresentou um efeito grande. As demais associações não alcançaram o mínimo de 0,02.

2.6.2.8 Coeficientes de Caminho e Testes de Hipóteses

Realizou-se um procedimento de *bootstrapping* (com 10.000 amostras) para avaliar a significância dos caminhos hipotéticos ([HAIR et al., 2021](#)). Os resultados estão apresentados na [Figura 7](#) e no [Quadro 16](#).

Figura 7 – Modelo Estrutural



Legenda: AD = Alfabetização em Dados; ANS = Ansiedade; CE = Comportamento de Evitação; FC = Fadiga Cognitiva; SC = Sobrecarga Cognitiva
 *** = $T > 2,57$ e $p < 0,01$; ** = $T > 1,96$ e $p < 0,05$; ^{ns} = não significante.

Fonte: Elaborada pela autora com base nos dados da pesquisa.

Seis hipóteses foram suportadas, sendo H1 (SC → ANS), H3 (SC → CE), H4 (ANS → FC), H6 (FC → CE) e H7 (AD → SC) apresentando significância em um nível de 0,01 e H9 (AD → FC) apresentando significância em um nível de 0,05. A evidência empírica no âmbito deste estudo não suportou as demais hipóteses levantadas: H2 (SC → FC), H5 (ANS → CE), H8 (AD → ANS) e H10 (AD → CE).

Quadro 16 – Teste de Hipóteses

Hipóteses	Coefficiente de caminho	Estatística T	Valor P	Resultado
H1: SC → ANS	0,594	15,892	0	Suportada***
H2: SC → FC	0,08	1,524	0,128	Não Suportada ^{ns}
H3: SC → CE	0,271	3,811	0	Suportada***
H4: ANS → FC	0,518	10,598	0	Suportada***
H5: ANS → CE	-0,095	1,388	0,165	Não Suportada ^{ns}
H6: FC → CE	0,247	3,639	0	Suportada***
H7: AD → SC	-0,244	4,167	0	Suportada***
H8: AD → ANS	-0,001	0,019	0,985	Não Suportada ^{ns}
H9: AD → FC	0,118	2,525	0,012	Suportada**
H10: AD → CE	-0,097	1,612	0,107	Não Suportada ^{ns}

Legenda: AD = Alfabetização em Dados; ANS = Ansiedade; CE = Comportamento de Evitação; FC = Fadiga Cognitiva; SC = Sobrecarga Cognitiva

*** = $T > 2,57$ e $p < 0,01$; ** = $T > 1,96$ e $p < 0,05$; ^{ns} = não significante.

Fonte: Elaborada pela autora com base nos dados da pesquisa e com auxílio do software SmartPLS 4.

Assim, pode-se verificar que a Sobrecarga Cognitiva exerce um efeito positivo significativo ($p < 0,01$) na Ansiedade e no Comportamento de Evitação, suportando a H1 e a H3. Por outro lado, no âmbito da presente pesquisa, não constatou-se evidências suficientes ($p > 0,05$) para apoiar uma associação estatisticamente significativa entre a Sobrecarga Cognitiva e a Fadiga Cognitiva, não suportando a H2.

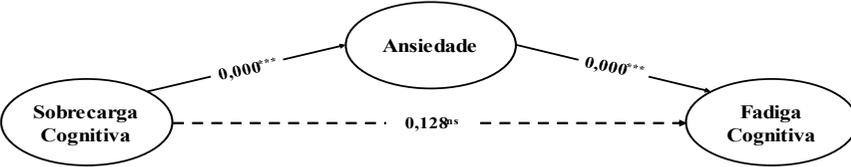
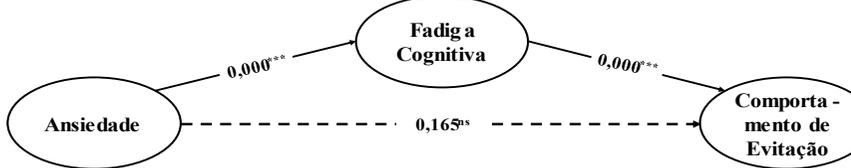
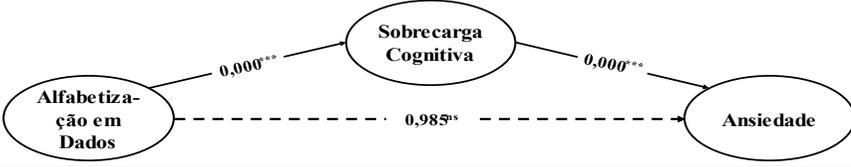
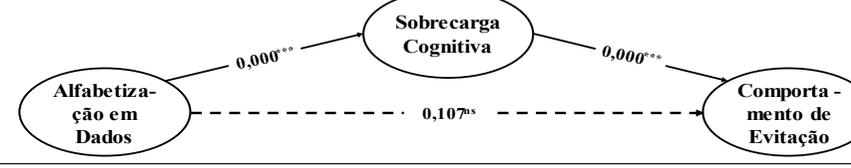
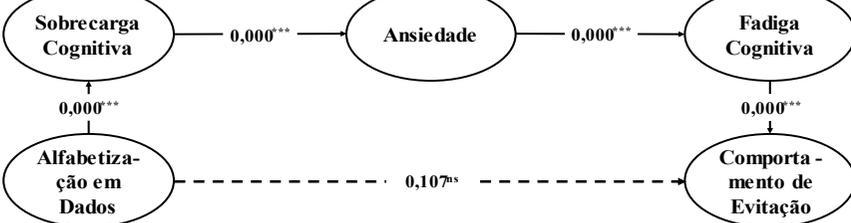
Em relação a Ansiedade, os resultados sugerem que existe uma associação positiva estatisticamente significativa ($p < 0,01$) com a Fadiga Cognitiva, suportando a H4. No entanto, na amostra estudada, não foi possível identificar uma associação direta estatisticamente significativa ($p > 0,05$) entre a Ansiedade e o Comportamento de Evitação, não suportando a H5. A Fadiga Cognitiva exerce um efeito positivo significativo ($p < 0,01$) no Comportamento de Evitação, suportando a H6.

Verificou-se que a Alfabetização em Dados exerceu um efeito inverso significativo ($p < 0,01$) na Sobrecarga Cognitiva, suportando a H7. Ademais, constatou-se uma associação positiva significativa ($p < 0,05$) entre a Alfabetização em Dados e a Fadiga Cognitiva, suportando a H9. No entanto, hipotetizou-se que a direção dessa associação fosse inversa. Por fim, no âmbito da presente pesquisa, não constatou-se evidências suficientes ($p > 0,05$) para

apoiar uma associação estatisticamente significativa entre a Alfabetização em Dados e a Ansiedade e entre a Alfabetização em Dados e o Comportamento de Evitação, não suportando a H8 e a H10.

Sendo assim, para explorar as hipóteses que não foram suportadas, realizou-se uma análise post-hoc de mediação, observando os efeitos indiretos existentes. Os resultados dessa análise estão apresentados no [Quadro 17](#).

Quadro 17 – Teste de Mediações

	Efeito Indireto Específico	Coefficiente de caminho	Estatística T	Valor P	Resultado
SC -> ANS -> FC		0,308	8,634	0	Suportada*** (Mediação Completa)
ANS -> FC -> CE		0,128	3,394	0,001	Suportada*** (Mediação Completa)
AD -> SC -> ANS		-0,145	3,912	0	Suportada*** (Mediação Completa)
AD -> SC -> CE		-0,066	2,683	0,007	Suportada*** (Mediação Completa)
AD -> SC -> ANS -> FC -> CE		-0,019	2,516	0,012	Suportada** (Mediação Completa)

Nota: *** = T > 2,57 e p < 0,01; ** = T > 1,96 e p < 0,05; ns = não significante.

Fonte: Elaborada pela autora com base nos dados da pesquisa e com auxílio do software SmartPLS 4.

Verificou-se que a associação entre a Sobrecarga Cognitiva e a Fadiga Cognitiva é completamente mediada pela Ansiedade. Ademais, constatou-se que a associação entre a Ansiedade e o Comportamento de Evitação é completamente mediada pela Fadiga Cognitiva. Verificou-se também que a associação entre a Alfabetização em Dados e a Ansiedade é completamente mediada pela Sobrecarga Cognitiva. Semelhantemente, identificou-se que a associação entre a Alfabetização em Dados e o Comportamento de Evitação é completamente mediada pela Sobrecarga Cognitiva. Por fim, também verificou-se um cenário com múltiplos mediadores na associação entre a Alfabetização em Dados e o Comportamento de Evitação. Os resultados indicaram que a associação entre a Alfabetização em Dados e o Comportamento de Evitação é completamente mediada pela Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva.

2.6.3 Discussão da Etapa 3

Tendo em vista os resultados apresentados anteriormente, pode-se auferir que esta etapa quantitativa foi **necessária** uma vez que proporcionou um olhar sobre a natureza e a significância estatística das associações entre a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva, o Comportamento de Evitação e a Alfabetização em Dados em ambientes organizacionais de Big Data. Isto é, pode-se constatar que algumas dessas associações são diretas, conforme proposto nas hipóteses enquanto outras são indiretas, o que também contribui para o avanço do conhecimento sobre as temáticas.

Os resultados revelaram que níveis mais elevados de Sobrecarga Cognitiva relacionados aos dados e aos processos envolvidos no seu manuseio estão associados a níveis mais elevados de Ansiedade e a uma tendência maior ao Comportamento de Evitação. Essas evidências corroboram com a literatura que indica que a Sobrecarga Cognitiva pode implicar nas emoções humanas ([CAO et al., 2021](#); [MAO; JIA; HUANG, 2022](#)). Isto é, lidar com cargas cognitivas superiores à sua capacidade de processamento pode ser estressante para o indivíduo ([SWAR; HAMEED; REYCHAV, 2017](#)). O que pode levá-lo a um estado de Ansiedade, que engloba os sentimentos de preocupação, tensão e/ou apreensão ([BAWDEN; ROBINSON, 2009](#)). Assim como o Comportamento de Evitação pode ser uma estratégia de enfrentamento de indivíduos que receberam uma carga cognitiva maior do que poderiam suportar ([PARK, 2019](#); [GUO et al., 2020](#); [LAURI; VIRKUS; HEIDMETS, 2020](#); [LI; WANG; ZHANG, 2020](#); [LINK, 2021](#); [SONG; YAO; WEN, 2021](#)).

Por outro lado, verificou-se que o nível de Sobrecarga Cognitiva não exerce efeito direto no nível de Fadiga Cognitiva na amostra estudada. Esse resultado diverge de [Sheng et al. \(2023\)](#) que argumentam que a Fadiga Cognitiva pode ocorrer quando a carga cognitiva demandada excede o limiar de processamento dos indivíduos, isto é, quando estes sentem-se sobrecarregados.

Verificou-se também que níveis mais altos de Ansiedade estão associados a níveis mais altos de Fadiga Cognitiva. Esse resultado corrobora com as evidências apresentadas por [Jiang \(2022\)](#) de que a tensão psicológica negativa das pessoas pode levar ao esgotamento mental. Ou seja, a Ansiedade consome recursos cognitivos do indivíduo, o que pode esgotá-lo ([ZHANG; HE; PENG, 2022](#)).

Nesse sentido, os resultados indicaram que a influência da Sobrecarga Cognitiva na Fadiga Cognitiva é completamente explicada pela presença da Ansiedade. Assim, a Ansiedade atua como um mecanismo ou caminho através do qual a Sobrecarga Cognitiva afeta a Fadiga Cognitiva.

Constatou-se que, no contexto de ambientes organizacionais de Big Data, a Ansiedade experienciada pelos profissionais não exerceu efeitos diretos na sua propensão a engajar-se em Comportamentos de Evitação. Em contrapartida, verificou-se que à medida que a Fadiga Cognitiva aumenta, a probabilidade ou a intensidade do Comportamento de Evitação também aumenta. O que corrobora com evidências encontradas na literatura de que a Fadiga Cognitiva, ao reduzir a atenção, motivação e interesse do indivíduo, torna-o mais propenso a adotar estratégias de enfrentamento de evitação para lidar com a exaustão mental ([DHIR et al., 2018](#); [WHELAN; ISLAM; BROOKS, 2020](#); [ZHANG et al., 2021](#); [JIANG, 2022](#); [MAO; JIA; HUANG, 2022](#)).

Nesse sentido, constatou-se que a associação entre a Ansiedade e o Comportamento de Evitação é completamente mediado pela Fadiga Cognitiva. Isto é, a Ansiedade impacta indiretamente o Comportamento de Evitação por meio de sua influência na Fadiga Cognitiva.

Pode-se observar que níveis mais altos de Alfabetização em Dados estão associados a níveis mais baixos de Sobrecarga Cognitiva. Essa evidência vai ao encontro dos estudos de [Bawden \(2001\)](#), [Ledzińska e Postek \(2017\)](#), [Soroya et al. \(2021\)](#), que salientam que o fato do indivíduo ser capaz de lidar de forma efetiva e autossuficiente com alguma atividade relevante para o desenvolvimento do contexto, grupo ou comunidade em está inserido, pode protegê-lo contra a Sobrecarga Cognitiva e suas implicações. Portanto, o resultado obtido corrobora com

[Li et al. \(2019\)](#) que indicam que a Alfabetização em Dados do indivíduo afeta significativamente sua cognição em termos de processamento, o que pode vir a mitigar a percepção de Sobrecarga Cognitiva.

Ademais, divergindo do hipotetizado, os resultados nos âmbitos da presente pesquisa apontaram que níveis mais altos de Alfabetização em Dados estão associados a níveis mais altos de Fadiga Cognitiva. Uma interpretação para esse resultado pode ser que indivíduos mais Alfabetizados em Dados podem vir a se envolver em tarefas mais complexas e que exigem maior atenção sustentada e esforço mental, além de assumir maiores responsabilidades e estarem sob expectativa e pressão mais altas, o que pode contribuir para níveis mais altos de Fadiga Cognitiva.

Por fim, os resultados sugerem que, na amostra estudada, a Alfabetização em Dados por si só não influencia diretamente os níveis de Ansiedade e tampouco afeta diretamente a tendência de um indivíduo de se engajar em Comportamentos de Evitação. Tais resultados divergem de [Koltay \(2017\)](#), [Wang, Wu e Huang \(2019\)](#), [Lee, Lee e Lee-Geiller \(2020\)](#) e [Soroya et al. \(2021\)](#) que argumentam que níveis mais altos de Alfabetização podem reduzir pressões afetivas sentidas pelo indivíduo. Assim como contrapõem os estudos de [Lauri, Virkus e Heidmets \(2020\)](#) e [Soroya et al. \(2021\)](#) que indicam que por serem capazes de lidar criticamente com altos níveis de carga cognitiva, indivíduos alfabetizados tendem agir sobre o problema, em vez de procurar uma válvula de escape como Comportamento de Evitação.

No entanto, ressalta-se que a associação inversa entre a Alfabetização de Dados e a Ansiedade é completamente explicada pela presença da Sobrecarga Cognitiva. Isso sugere que níveis mais altos de Alfabetização de Dados estão associados a níveis mais baixos de Ansiedade, mas essa associação só existe em razão da redução da Sobrecarga Cognitiva. O mesmo acontece em associação ao Comportamento de Evitação: quanto maior a Alfabetização em Dados do indivíduo, menor o nível de Sobrecarga Cognitiva experienciado por ele, o que, por sua vez, resulta na diminuição da propensão ao Comportamento de Evitação. Assim, a Alfabetização em Dados afeta indiretamente o Comportamento de Evitação por meio de seu impacto na Sobrecarga Cognitiva.

Por fim, também verificou-se que a Alfabetização em Dados afeta indiretamente o Comportamento de Evitação por meio das variáveis mediadoras Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva. Mais especificamente, à medida que a Alfabetização em Dados aumenta, a Sobrecarga Cognitiva diminui, fazendo com que a Ansiedade seja reduzida, o que

resulta na diminuição dos níveis de Fadiga Cognitiva e, conseqüentemente, a tendência do indivíduo em engajar-se em Comportamentos de Evitação também torna-se menor.

2.7 DISCUSSÃO GERAL

Com base nos resultados das três etapas apresentados e discutidos anteriormente, a seguir desenvolve-se uma triangulação dos resultados da RSL, das entrevistas e da survey e PLS-SEM.

A revisão de literatura indicou que a Sobrecarga Cognitiva pode estar associada a Ansiedade, devido ao aumento de estresse psicológico oriundo da exposição a altas cargas cognitivas ([CAO et al., 2021](#); [SONG; YAO; WEN, 2021](#); [SOROYA et al., 2021](#); [SILLENCE et al., 2022](#); [MAO; JIA; HUANG, 2022](#)). No entanto, pode-se constatar que essa associação não havia sido testada em ambientes organizacionais de Big Data e tampouco se tinha conhecimento sobre como tais fenômenos se manifestavam nesse contexto.

Sendo assim, a partir de entrevistas com profissionais que atuam em ambientes organizacionais de Big Data, observou-se que lidar com grandes volumes de dados, variados e em alta velocidade faz com que os indivíduos se sintam mentalmente sobrecarregados. Isto é, há a percepção de que os limites cognitivos individuais são excedidos pelas demandas do trabalho com dados. Ademais, as entrevistas destacaram a percepção de Ansiedade associada ao processo de lidar com dados manifestada a partir do estresse emocional decorrente da antecipação de possíveis frustrações ou fracassos. Em complemento, pode-se observar nas entrevistas que o estado de Sobrecarga Cognitiva em virtude dos dados e dos processos envolvidos no seu manuseio pode levar ao estado de Ansiedade, fazendo com que o profissional sinta-se preocupado, angustiado, tenso, nervoso, apreensivo ou inseguro.

Portanto, verificou-se por meio de testes estatísticos que a Sobrecarga Cognitiva exerce um impacto direto positivo significativo na Ansiedade. Assim, à medida que a carga de processamento cognitivo aumenta em um contexto de ambientes organizacionais de Big Data, os profissionais tornam-se mais propensos a experimentar níveis elevados de Ansiedade.

Também verificou-se que a literatura sugere a associação entre a Sobrecarga Cognitiva e a Fadiga Cognitiva ([GUO et al., 2020](#); [MA et al., 2022](#); [SHENG et al., 2023](#); [ZHANG et al., 2022](#); [CAO et al., 2021](#); [TENG; LIU; LUO, 2022](#); [ZHANG; DING; MA, 2022](#)). Visto que também há poucas evidências da manifestação do estado de Fadiga Cognitiva em ambientes organizacionais de Big Data, pode-se observar nas entrevistas que a demanda constante por altos níveis de atenção e esforço mental característica do trabalho com dados podem causar uma

percepção de exaustão no indivíduo. Ademais, identificou-se que os entrevistados percebem que quanto maior a Sobrecarga Cognitiva, maior o esgotamento mental sentido por estes.

No entanto, o impacto positivo direto da Sobrecarga Cognitiva na Fadiga Cognitiva não pode ser suportado estatisticamente. Por outro lado, a associação entre a Ansiedade e a Fadiga Cognitiva, apoiada pela literatura ([KOKUBUN; ISHIMURA, 2022](#); [MAO; JIA; HUANG, 2022](#); [TENG; LIU LUO, 2022](#)) e percebida pelos profissionais em Ambientes Organizacionais de Big Data, foi estatisticamente suportada. Considerando o contexto de ambientes organizacionais de Big Data, pode-se auferir que os profissionais que experenciam sentimentos de preocupação, tensão e apreensão relacionados aos dados e aos processos envolvidos no seu manuseio, são mais propensos a experimentar também um estado de esgotamento dos seus recursos mentais. Assim, os resultados revelaram que embora a Sobrecarga Cognitiva, sozinha, não contribua diretamente para a experiência de Fadiga Cognitiva, ao aumentar os níveis de Ansiedade, indiretamente, aumenta também os níveis de Fadiga Cognitiva.

A revisão de literatura também indicou uma associação entre a Sobrecarga Cognitiva e o Comportamento de Evitação ([PARK, 2019](#); [GUO et al., 2020](#); [LAURI; VIRKUS; HEIDMETS, 2020](#); [LI; WANG; ZHANG, 2020](#); [LINK, 2021](#); [SONG; YAO; WEN, 2021](#)). Constatou-se nas entrevistas que, em ambientes organizacionais de Big Data, o Comportamento de Evitação se manifesta como a tentativa de se distanciar do estresse resistindo, protelando, desistindo ou transferindo responsabilidade de algum aspecto do trabalho com dados. As falas dos entrevistados também indicam a percepção de que profissionais que se sentem sobrecarregados cognitivamente em seu trabalho com dados podem vir a engajar-se em Comportamentos de Evitação. Assim, verificou-se que a associação positiva direta entre a Sobrecarga Cognitiva e o Comportamento de Evitação é estatisticamente significativa. Isto é, profissionais que experenciam a Sobrecarga Cognitiva tornam-se mais propensos ao Comportamento de Evitação. Nesse sentido, a Sobrecarga Cognitiva, além de afetar aspectos emocionais humanos, ainda pode influenciar as respostas comportamentais dos indivíduos, promovendo o distanciamento como um mecanismo de enfrentamento.

A associação entre a Ansiedade e o Comportamento de Evitação identificada tanto na revisão de literatura ([SWAR et al., 2017](#); [SONG; YAO; WEN, 2021](#); [SOROYA et al., 2021](#); [JIANG, 2022](#)) quanto nas falas dos entrevistados, não pode ser suportada estatisticamente. Por outro lado, a associação entre a Fadiga Cognitiva e o Comportamento de Evitação também apoiada na literatura ([WHELAN; ISLAM; BROOKS, 2020](#); [ZHANG et al., 2021](#); [MAO; JIA;](#)

[HUANG, 2022](#)) e percebida pelos profissionais que atuam em ambientes organizacionais de Big Data foi estatisticamente suportada. Portanto, profissionais com níveis mais altos de Fadiga Cognitiva oriunda das complexas demandas do trabalho com dados tendem a se envolver em Comportamentos de Evitação. Nesse sentido, embora a Ansiedade, por si só, não exerça efeito direto significativo no Comportamento de Evitação, ao levar a maiores níveis de Fadiga Cognitiva, indiretamente, pode implicar em uma maior tendência ao Comportamento de Evitação.

A revisão de literatura também apontou associação entre a Alfabetização em Dados e a Sobrecarga Cognitiva ([CEZAR; MAÇADA, 2021](#)), o que foi percebido pelos profissionais entrevistados que manifestaram que quanto maior o nível de Alfabetização em Dados, menor a Sobrecarga Cognitiva. Sendo assim, verificou-se que o impacto inverso direto da Alfabetização em Dados na Sobrecarga Cognitiva é estatisticamente significativo. Portanto, em ambientes organizacionais de Big Data, profissionais que possuem um corpo maior de conhecimentos e habilidades relacionadas aos dados e aos processos envolvidos em seu manuseio são menos propensos a experimentar um estado de Sobrecarga Cognitiva ao desempenhar seu trabalho.

Já a associação entre a Alfabetização em Dados e a Ansiedade identificada tanto na revisão de literatura ([KOLTAY, 2017](#); [WANG; WU; HUANG, 2019](#); [LEE; LEE; LEE-GEILLER, 2020](#); [SOROYA et al., 2021](#)) quanto na fala dos profissionais entrevistados, não pode ser suportada estatisticamente. Contudo, ao reduzir a Sobrecarga Cognitiva, a Alfabetização em Dados indiretamente reduz a Ansiedade.

A associação entre a Alfabetização em Dados e a Fadiga Cognitiva não foi identificada na revisão de literatura. No entanto, pode-se verificá-la nas falas dos profissionais entrevistados que percebem que, em ambientes organizacionais de Big Data, quanto maior o nível de Alfabetização em Dados do indivíduo, menos este era propenso a experimentar o estado de Fadiga Cognitiva. Por outro lado, destaca-se que o impacto direto da Alfabetização em Dados na Fadiga Cognitiva foi estatisticamente suportado, porém, diferentemente do hipotetizado, esse impacto foi positivo e não inverso. Isto é, os resultados indicaram que quanto maior o nível de Alfabetização em Dados, maior a Fadiga Cognitiva.

Essa descoberta ressalta que é importante refletir sobre o construto Alfabetização em Dados. Entende-se que a hipótese foi desenvolvida a partir das falas dos profissionais entrevistados na etapa qualitativa do presente estudo com foco na definição básica de Alfabetização em Dados, isto é, o corpo de conhecimento e habilidades relacionados aos dados.

No entanto, esse resultado torna evidente a complexidade do construto, uma vez que pode envolver outros aspectos como a função desempenhada, o nível de responsabilidade do profissional, os stakeholders envolvidos, experiências vividas etc. O que indica um interessante caminho de pesquisas futuras.

Por fim, a associação entre a Alfabetização em Dados e o Comportamento de Evitação, identificada na literatura ([LAURI; VIRKUS; HEIDMETS, 2020](#); [SOROYA et al., 2021](#)) e abordada pelos entrevistados, não pode ser suportado estatisticamente. Entretanto, verificou-se dois caminhos indiretos pelos quais a Alfabetização em Dados pode exercer efeito no Comportamento de Evitação. O primeiro se dá mediante o impacto da Alfabetização em Dados na Sobrecarga Cognitiva. Ao reduzir a Sobrecarga Cognitiva, a Alfabetização em Dados, indiretamente, reduz o Comportamento de Evitação. O outro caminho se dá mediante múltiplos elementos mediadores. A Alfabetização em Dados ao reduzir a Sobrecarga Cognitiva, conseqüentemente, acaba por reduzir a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva e o Comportamento de Evitação.

2.8 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Embora relativamente recente, é evidente o potencial de valor econômico proporcionado pelos dados no mundo dos negócios. As empresas estão aproveitando cada vez mais o crescente volume de dados gerados por pessoas, dispositivos e sensores para obter uma vantagem competitiva no mercado em que atuam. No entanto, devido a esse "hype do Big Data", as organizações geralmente não consideram os fatores sociotécnicos complexos e dinâmicos envolvidos ao adotar tecnologias de inteligência de negócios e análise ([GROVER et al., 2018](#), [OESTERREICH et al., 2022](#)).

A questão é que, sem uma compreensão profunda dos fatores humanos, é difícil maximizar o potencial de negócios dos dados. Assim, também deve ser dada atenção à forma como o enorme volume de dados a que as pessoas estão atualmente expostas afeta a forma como processam e interpretam esses dados. As interações envolvidas são tão complexas que ultrapassam a capacidade cognitiva humana, muitas vezes tendo impactos cognitivos, psicológicos e comportamentais nos indivíduos ([MERENDINO et al., 2018](#); [BOLDOSOVA, 2019](#); [BOLDOSOVA; LUOTO, 2019](#); [CEZAR; MAÇADA, 2021](#); [SAMUEL et al., 2022](#)).

Dito isso, pode-se auferir que o objetivo de compreender, teórica e empiricamente, como a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva, o Comportamento de Evitação e a

Alfabetização em Dados se manifestam e estão associados em ambientes organizacionais de Big Data foi alcançado.

Primeiramente, a partir de uma Revisão Sistemática da Literatura, foi possível responder a seguinte questão de pesquisa: **Quais as associações entre as variáveis Sobrecarga, Ansiedade, Fadiga, Evitação e Alfabetização já foram discutidas, propostas e/ou constatadas na literatura em Administração e Sistemas de Informação?** Isto é, **concluiu-se que** as associações entre **1) Sobrecarga e Ansiedade, 2) Sobrecarga e Fadiga, 3) Sobrecarga e Comportamento de Evitação, 4) Sobrecarga e Alfabetização, 5) Ansiedade e Fadiga, 6) Ansiedade e Comportamento de Evitação, 7) Ansiedade e Alfabetização, 8) Fadiga e Comportamento de Evitação e 9) Comportamento de Evitação e Alfabetização** são apoiadas teoricamente pela literatura. No entanto, pode-se constatar que a maior parte dos estudos que discutiram, propuseram e/ou encontraram essas associações não concentraram-se no contexto de dados ou de Big Data, mas sim na informação, mídias sociais/redes sociais, saúde/covid-19, entre outros contextos. Isto é, pode-se concluir que há poucos estudos que investiguem as associações entre a Sobrecarga, a Ansiedade, a Fadiga, a Evitação e a Alfabetização no contexto de ambientes organizacionais de Big Data.

Tendo em vista essa lacuna identificada, pode-se por meio de entrevistas qualitativas, responder a seguinte questão de pesquisa: **De que forma a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva e o Comportamento de Evitação se manifestam em ambientes organizacionais de Big Data e qual a importância da Alfabetização em Dados considerando tais circunstâncias?** **Concluiu-se** que a Sobrecarga Cognitiva se manifesta em ambientes organizacionais de Big Data quando os dados e os processos envolvidos no seu manuseio excedem a capacidade cognitiva de processamento dos profissionais. Isto é, quando os profissionais são exigidos no seu trabalho além do seu limite cognitivo de lidar com os dados de maneira eficiente e eficaz.

Pode-se concluir também que a Ansiedade se manifesta em ambientes organizacionais de Big Data na forma de preocupação extensa, angústia, tensão, nervosismo, apreensão, frustração, insegurança ou medo sentidas pelo indivíduo em relação ao seu trabalho com dados. Em outras palavras, trata-se do sofrimento psicológico por antecipar o futuro em relação a possibilidade de não alcançar o sucesso no acesso, entendimento, manipulação e/ou uso de dados.

Ademais, concluiu-se que a Fadiga Cognitiva em ambientes organizacionais de Big Data se manifesta em diferentes níveis de desgaste mental do profissional ao trabalhar com dados.

Isto é, em termos de cansaço, exaustão, esgotamento após ou durante períodos prolongados de intensa atividade cognitiva, altos níveis de atenção e esforços mentais. O que pode se refletir na paralisia da capacidade analítica.

Concluiu-se que o Comportamento de Evitação se manifesta em ambientes organizacionais de Big Data na forma de resistência, procrastinação, desistência, negação ou transferência de responsabilidade de algum aspecto de seu trabalho com dados. Além de ser uma forma de reação ou uma estratégia de enfrentamento a Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva.

Outrossim, pode-se concluir que, além dos possíveis benefícios em termos de geração de valor a partir dos dados, a Alfabetização em Dados pode ser um fator determinante para mitigar desafios relacionados a aspectos cognitivos, afetivos e comportamentais.

Além dessas evidências, também concluiu-se que os profissionais inseridos em ambientes organizacionais de Big Data percebem nas suas rotinas diárias as nove associações identificadas na RSL. Além de também perceberem a associação entre a Alfabetização em Dados e a Fadiga Cognitiva.

Portanto, com base na RSL e nas entrevistas realizadas, pode-se desenvolver um modelo estrutural composto por 10 hipóteses que foi testado estatisticamente e possibilitou responder a seguinte questão de pesquisa: **Como a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva, o Comportamento de Evitação e a Alfabetização em Dados estão associados em ambientes organizacionais de Big Data?**

Pode-se **concluir** que a Sobrecarga Cognitiva exerce um efeito positivo significativo na Ansiedade e no Comportamento de Evitação, mas não há associação direta significativa entre a Sobrecarga Cognitiva e a Fadiga Cognitiva. No entanto, concluiu-se que a associação positiva entre a Sobrecarga Cognitiva e a Fadiga Cognitiva é completamente mediada pela Ansiedade.

Concluiu-se também que a Ansiedade está positivamente associada com a Fadiga Cognitiva, mas a associação direta entre a Ansiedade e o Comportamento de Evitação não foi significativa. Contudo, concluiu-se que a associação entre a Ansiedade e o Comportamento de Evitação é completamente mediada pela Fadiga Cognitiva. Uma vez que a Fadiga Cognitiva exerce um efeito positivo significativo no Comportamento de Evitação.

Concluiu-se que a Alfabetização em Dados exerceu um efeito inverso significativo na Sobrecarga Cognitiva e um efeito positivo na Fadiga Cognitiva, no entanto, as associações inversas diretas entre a Alfabetização em Dados e a Ansiedade e entre a Alfabetização em

Dados e o Comportamento de Evitação não foram significativas. Isto porque as associações entre a Alfabetização em Dados e a Ansiedade e entre a Alfabetização em Dados e o Comportamento de Evitação são completamente mediadas pela Sobrecarga Cognitiva. Assim como a associação entre a Alfabetização em Dados e o Comportamento de Evitação é completamente mediada pela Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva.

Nesse sentido, em termos de **contribuições acadêmicas**, pode-se fornecer evidências de que a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva e o Comportamento de Evitação são fenômenos consideravelmente presentes no contexto de ambientes organizacionais de Big Data e são significativamente associados. Assim como a Alfabetização em Dados exerce um papel importante nesse contexto, principalmente, ao reduzir a Sobrecarga Cognitiva, o que, indiretamente, contribui para mitigar a Ansiedade e o Comportamento de Evitação. No entanto, os resultados apontam a importância de se explorar ainda mais o construto de Alfabetização em Dados, principalmente seu efeito direto positivo na Fadiga Cognitiva.

No entanto, há **oportunidades de estudos futuros** para aprofundar a compreensão sobre a temática. Por exemplo, é necessário entender quais fatores podem causar a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva e o Comportamento de Evitação em ambientes organizacionais de Big Data. Assim como faz-se importante compreender como tais aspectos podem afetar o Desempenho do Profissional. Além disso, também é relevante analisar se a Alfabetização em Dados pode exercer um papel moderador nas associações entre tais fatores cognitivos, afetivos e comportamentais. Esses direcionamentos foram seguidos nos dois artigos seguintes que compõem a presente tese.

Em termos de **contribuições práticas e gerenciais**, este estudo fornece evidências que enfatizam a importância de reconhecer, abordar e gerenciar desafios relacionados a Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva e Comportamento de Evitação em ambientes organizacionais de Big Data. As organizações devem estar cientes de que a natureza do trabalho com dados e suas altas demandas cognitivas podem afetar os profissionais em termos cognitivos, afetivos e comportamentais. Portanto, salienta-se que estratégias e ações por parte da gestão são essenciais para melhorar o bem-estar dos funcionários que trabalham com grandes volumes de dados variados e em alta velocidade. Outrossim, fortalecer as habilidades de Alfabetização em Dados pode ser determinante para a força de trabalho gerenciar melhor a carga cognitiva recebida e reduzir os resultados negativos associados à Sobrecarga Cognitiva.

No entanto, é necessário atentar-se a Fadiga Cognitiva dos profissionais mais Alfabetizados em Dados, buscando promover formas de reduzi-la.

Á vista disso, considera-se a presente pesquisa como um primeiro passo para suprir a lacuna na literatura referente a fatores cognitivos, psicológicos e comportamentais no contexto de ambientes organizacionais de Big Data. No entanto, apesar de ter alcançado seu objetivo, reconhece-se que existem algumas **limitações**. Primeiramente, em relação a RSL, não foram considerados artigos de conferências científicas, dissertações de mestrado ou teses de doutorado o que pode ter reduzido o corpus de análise. Ademais, em relação as etapas empíricas, as unidades de análise e a amostra foram selecionadas por acessibilidade da autora e, portanto, não se pode generalizar os resultados obtidos, ainda que se tenha esforçado para alcançar uma diversidade de informantes em termos de gênero, idades, funções, setores ou portes.

3. ARTIGO 2

EFEITOS DO BIG DATA NA SOBRECARGA COGNITIVA, ANSIEDADE, FADIGA COGNITIVA E COMPORTAMENTO DE EVITAÇÃO, CONSEQUÊNCIAS PARA O DESEMPENHO DO PROFISSIONAL E O PAPEL DA ALFABETIZAÇÃO EM DADOS: UM ESTUDO À LUZ DO FRAMEWORK SOCC

RESUMO

Este artigo teve como objetivo verificar como o Big Data está associado a Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva, como tais estados contribuem para o Comportamento de Evitação, quais as consequências para o Desempenho do Profissional e qual o efeito moderador exercido pela Alfabetização em Dados nesse contexto. Para tal, apoiou-se no framework Situação–Organismo–Comportamento–Consequência para desenvolver o modelo de pesquisa. Os dados foram coletados por meio de uma *Survey* com 372 respondentes e analisados através de Modelagem de Equações Estruturais por Mínimos Quadrados Parciais e Análise de Condição Necessária. Os resultados indicaram que dentre as características do Big Data, somente a Veracidade dos Dados é um estímulo situacional significativo para os estados internos de Sobrecarga Cognitiva e Ansiedade. No entanto, o Volume, a Variedade e a Velocidade dos Dados são condições necessárias (embora não suficientes) para a ocorrência da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva, assim como a Veracidade dos Dados é uma condição necessária para a ocorrência da Fadiga Cognitiva. A Sobrecarga Cognitiva e a Fadiga Cognitiva suscitam o Comportamento de Evitação e a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade e o Comportamento de Evitação levam a queda no Desempenho do Profissional. A Fadiga Cognitiva é positivamente associada ao Desempenho do Profissional. A Alfabetização em Dados contribui positivamente para o Desempenho do Profissional e enfraquece os efeitos da Sobrecarga Cognitiva e da Ansiedade no Comportamento de Evitação. As descobertas sugerem a importância de atentar-se a problemática da Veracidade dos Dados uma vez que a falta de qualidade dos dados pode se traduzir em Sobrecarga Cognitiva e Ansiedade, que, por sua vez, podem levar ao Comportamento de Evitação e a uma queda no Desempenho do Profissional.

Palavras-chave: Big Data, SOCC, Alfabetização em Dados, Análise da Condição Necessária, Desempenho do Profissional.

EFFECTS OF BIG DATA ON COGNITIVE OVERLOAD, ANXIETY, COGNITIVE FATIGUE AND AVOIDANCE BEHAVIOR, CONSEQUENCES FOR PROFESSIONAL PERFORMANCE AND THE ROLE OF DATA LITERACY:

A STUDY IN THE LIGHT OF THE SOCC FRAMEWORK

ABSTRACT

This study aimed to verify how Big Data is associated with Cognitive Overload, Anxiety and Cognitive Fatigue, how such states contribute to Avoidance Behavior, what the consequences for Professional Performance are and identify what is the moderating effect exerted by Data Literacy in this context. To this end, the Situation–Organism–Behavior–Consequence framework was used to develop the research model. Data were collected through a Survey with 372 respondents and analyzed using Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) and Necessary Condition Analysis (NCA). The results indicate that among the characteristics of Big Data, only Data Veracity is a significant situational stimulus for the internal states of Cognitive Overload and Anxiety. However, Data Volume, Variety and Velocity are necessary (although not sufficient) conditions for the occurrence of Cognitive Overload, Anxiety and Cognitive Fatigue, just as Data Veracity is a necessary condition for the occurrence of Cognitive Fatigue. Cognitive Overload and Cognitive Fatigue lead to Avoidance Behavior and Cognitive Overload, Anxiety and Avoidance Behavior impact negatively Professional Performance. Cognitive Fatigue is positively associated with Professional Performance. Data Literacy contributes positively to Professional Performance and weakens the effects of Cognitive Overload and Anxiety on Avoidance Behavior. The findings suggest the importance of paying attention to the issue of Data Veracity since the lack of data quality can translate into Cognitive Overload and Anxiety, which in turn can lead to Avoidance Behavior and a drop in Performance of the Professional.

Keywords: Big Data, SOBC, Data Literacy, Necessary Condition Analysis, Professional Performance

3.1 INTRODUÇÃO

O crescente avanço da tecnologia da informação e comunicação e a maior facilidade de acesso a dispositivos e à conectividade por grande parte da sociedade, resultaram em um dilúvio de dados sem precedentes ([YUNITA; SANTOSO; HASIBUAN, 2022](#)). Esse fenômeno disruptivo, denominado Big Data, é caracterizado pela “*enorme quantidade, mudança rápida, grande variedade, alta incerteza e grande ambiguidade de dados*” ([ZHANG; JIA; CHEN, 2019, p. 2011](#)) que impacta pessoas, processos e tecnologias e, conseqüentemente, vem transformando os ambientes organizacionais contemporâneos ([ABBASI et al., 2016](#); [KIM, 2016](#); [DEMIR; DEMIR; YASAR, 2022](#); [GONZÁLEZ-GARCÍA; ÁLVAREZ-FERNÁNDEZ, 2022](#)).

Essa imensa disponibilidade de dados vem proporcionando crescentes oportunidades para as empresas. O Big Data tem sido considerado um recurso organizacional importante, uma vez que pode criar valor para os negócios e melhorar sua produtividade e desempenho frente aos concorrentes ([GHASEMAGHAEI, 2021](#)). Valor esse que, para ser alcançado, depende de um processo ativo de engajamento entre os indivíduos, dados e ferramentas analíticas ([SIVARAJAH et al., 2017](#); [BOŽIČ; DIMOVSKI, 2019](#)).

Sendo o indivíduo um marco crítico do sucesso de iniciativas de Big Data, [Boldosova e Luoto \(2019\)](#) salientam que sem uma compreensão profunda dos fatores que afetam o comportamento humano no uso de Big Data, é difícil maximizar o potencial dos dados para os negócios. Portanto, se faz importante investigar como o **Big Data (Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade de Dados)** pode afetar internamente o indivíduo, como este reage e qual o impacto no seu **Desempenho Profissional**.

Assim como abordado no [Artigo 1](#) da presente tese, o Big Data tornou mais complexa a forma como os dados são recebidos, interpretados e efetivamente utilizados na tomada de decisão processual e estratégica ([SAMUEL et al., 2022](#)). Os indivíduos são expostos a mais dados do que são capazes de processar, isto é, experenciam um estado de **Sobrecarga Cognitiva** ([MERENDINO et al., 2018](#); [SAXENA; LAMEST, 2018](#)). Essa superestimulação cognitiva exerce mais estressores nos profissionais, levando-os à **Ansiedade** ([ZHANG; JIA; CHEN, 2019](#)) além de demandar um considerável esforço mental sustentado, ou seja, suscitando a **Fadiga Cognitiva** ([GHASEMAGHAEI; TUREL, 2022a](#); [2022b](#)). Conseqüentemente, esses aspectos cognitivos e afetivos podem influenciar o comportamento do indivíduo numa tentativa de se distanciar desse estresse, engajando-se em um

Comportamento de Evitação ([DAI; ALI; WANG, 2020](#), [GUO et al., 2020](#); [SAMUEL et al., 2022](#)). O que ressalta a importância da **Alfabetização em Dados** dos indivíduos, principalmente em reduzir a Sobrecarga Cognitiva que pode ser responsável pelos demais desafios cognitivos, afetivos e comportamentais ([KOLTAY, 2017](#); [LI et al., 2019](#); [SOROYA et al., 2021](#)).

Nesse sentido, ([GHASEMAGHAEI; TUREL, 2022a, p. 12](#)) apontam que “*estudos futuros poderiam abrir as caixas pretas e avaliar os mecanismos através dos quais o Big Data influencia o estresse no trabalho [...] usando outras bases teóricas para investigar o impacto de cada característica do big data nos profissionais*”. Portanto, algumas **Questões de Pesquisa (QP)** ainda precisam ser respondidas:

QP1: *Qual o efeito o Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade dos Dados, isto é, o Big Data, exercem na Sobrecarga Cognitiva, na Ansiedade e na Fadiga Cognitiva?*

QP2: *Quais as implicações da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva e Comportamento de Evitação no Desempenho dos Profissionais?*

QP3: *Qual o efeito moderador exercido pela Alfabetização em Dados nas associações entre o Big Data, os referidos fatores cognitivos, afetivos e comportamentais e o Desempenho dos Profissionais?*

Sendo assim, o presente estudo tem como **objetivo** *Verificar como o Big Data está associado a Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva, como tais estados contribuem para o Comportamento de Evitação, quais as consequências para o Desempenho do Profissional e qual o efeito moderador exercido pela Alfabetização em Dados nesse contexto.*

A presente pesquisa foi desenvolvida à luz do framework teórico **Situação – Organismo – Comportamento – Consequência (SOCC)** que postula que estímulos situacionais (S), tanto externos quanto internos, influenciam os estados internos ou organísmicos (O) dos indivíduos, que, por sua vez, impulsionam suas respostas comportamentais (C) e resultam em consequências (C) ([DAVIS; LUTHANS, 1980](#)). Assim, ao fundamentar o presente modelo de pesquisa no SOCC, busca-se examinar a associação dinâmica entre as características do Big Data (Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade dos Dados), sendo estas consideradas estímulos situacionais (S), a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade e a Fadiga Cognitiva,

consideradas estados internos dos indivíduos (O), o Comportamento de Evitação (C), e o Desempenho do Profissional, sendo esse considerado a consequência subsequente (C). Em complemento analisa-se o efeito da Alfabetização em Dados no Desempenho do Profissional, assim como o efeito moderador da Alfabetização em Dados nas demais associações propostas.

Para tal, desenvolveu-se um estudo quantitativo a partir do método *survey* com profissionais que atuam em ambientes organizacionais de Big Data. Os dados coletados foram analisados através de Modelagem de Equações Estruturais por Mínimos Quadrados Parciais (PLS-SEM) e Análise de Condição Necessária (NCA).

Em síntese, **as descobertas deste estudo contribuem** com uma compreensão mais abrangente das temáticas de interesse da presente tese. Isto é, proporciona-se uma análise das características do Big Data (Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade dos Dados) como antecedentes da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva, assim como o Desempenho do Profissional como consequente de tais estados internos e do Comportamento de Evitação. Ademais, aborda-se o efeito da Alfabetização em Dados no Desempenho do Profissional e reflete-se acerca do papel moderador dessa variável nas associações propostas.

Este artigo está **estruturado** da seguinte forma: primeiramente, contextualiza-se a temática da pesquisa e apresenta-se o objetivo que guia seu desenvolvimento. Em seguida, definem-se os construtos de interesse do presente estudo: Big Data e o Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade dos Dados, Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva, Comportamento de Evitação, Desempenho do Profissional e Alfabetização em Dados. Logo após, disserta-se sobre o framework teórico SOCC. A partir disso são desenvolvidas as hipóteses que constituem o modelo de pesquisa a ser testado. Na sequência, explicitam-se os procedimentos metodológicos adotados. Em seguida, apresentam-se os resultados obtidos e, após, estes são discutidos junto à teoria. Por fim, discorre-se sobre as considerações finais.

3.2 REFERENCIAL TEÓRICO

3.2.1 Big Data: Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade dos Dados

Dados são fatos brutos que refletem as características de uma entidade ou evento ([DETLOR et al., 2013](#)). Trata-se da essência da cadeia de valor da informação, isso é, do conjunto cíclico de atividades necessárias para convertê-los em informação e, subsequentemente, em conhecimento a ser usado na tomada de decisão e em ações que, por sua vez, resultam em valor de negócios e dados adicionais ([ABBASI; SARKER; CHIANG, 2016](#);

[FAROUKHI et al., 2020](#)). A ampla difusão e adoção de dispositivos móveis, plataformas de mídia social, e internet das coisas deu origem ao **Big Data**, artefato da digitalização da relação humano-tecnologia na qual praticamente todas as ações humanas podem ser documentadas, medidas e capturadas digitalmente e, portanto, transformadas em dados ([WAMBA et al., 2015](#); [DE MAURO; GRECO; GRIMALDI, 2016](#); [SIVARAJAH et al. 2017](#)).

O Big Data representa conjuntos de ativos informacionais de alto volume (grande escala e magnitude), alta velocidade (em movimento), alta variedade (heterogeneidade de estrutura, formato e origem) e de natureza imprecisa e incerta (precisa de alguma manipulação para garantir sua veracidade) que exigem formas inovadoras de processamento ([GARTNER, N.D. a](#); [CHEN; PRESTON; SWINK, 2015](#); [GANDOMI; HAIDER, 2015](#)). Essas formas são abrangidas pelo conceito de *Business Intelligence and Analytics* (BI&A) proposto por [Chen, Chiang e Storey \(2012\)](#) para unificar termos semelhantes como *Business Intelligence*, *Business Analytics* e *Big Data Analytics* que referem-se ao conjunto de técnicas, tecnologias, sistemas, práticas, metodologias e aplicações habilitadas para coletar, armazenar, manipular, gerenciar e analisar grandes quantidades de dados.

Isto é, o conceito de Big Data geralmente é definido de acordo com as características ou atributos dos dados. O Volume, a Variedade e a Velocidade, popularmente conhecidas como 3Vs, são consideradas as principais dimensões do Big Data ([CHEN; CHIANG STOREY, 2012](#)), no entanto, há autores que acrescentam um quarto V: a Veracidade ([HARTMANN et al., 2016](#); [GHASEMAGHAEI; CALIC, 2019](#)).

O **Volume dos Dados** é o diferencial fundamental do Big Data. Ao contrário de conjuntos de dados tradicionais, o Big Data só pode ser armazenado e processado por tecnologias avançadas de banco de dados devido ao seu imenso tamanho ([GEERTS; O'LEARY, 2022](#)). Isso por que, com o acúmulo de muitas variáveis e de um aglomerado ainda maior de observações para cada variável, o Volume dos Dados está aumentando radicalmente ([WAMBA et al., 2015](#); [GANDOMI; HAIDER, 2015](#); [GEORGE et al., 2016](#); [GEERTS; O'LEARY, 2022](#)).

A **Variedade dos Dados** é atribuída a heterogeneidade estrutural do Big Data em comparação com conjuntos de dados tradicionais que costumam ser mais homogêneos ([GEERTS; O'LEARY, 2022](#)). Há uma grande diversidade de tipos de dados disponíveis, sendo estes estruturados, semiestruturados ou não estruturados, em diferentes formatos, como, por exemplo, texto, imagens, vídeos, sensores, fluxos de cliques etc., e oriundos de diferentes fontes, sendo estas internas ou externas à organização ([GANDOMI; HAIDER, 2015](#); [GEORGE](#)

[et al., 2016](#); [GHASEMAGHAEI; EBRAHIMI; HASSANEIN, 2018](#)). Essa alta Variedade de Dados, com diferentes tipos de entradas e saídas, requer uma maior integração o que só é possível com tecnologias avançadas de processamento de dados ([GANDOMI; HAIDER, 2015](#); [GEERTS; O'LEARY, 2022](#)).

A **Velocidade dos Dados** envolve o rápido fluxo e frequência de geração, entrega, processamento de novos dados ou de atualização dos dados existentes ([GANDOMI; HAIDER, 2015](#); [GEORGE et al., 2016](#); [GHASEMAGHAEI; EBRAHIMI; HASSANEIN, 2018](#); [GEERTS; O'LEARY, 2022](#)). Isto é, o Big Data é capturado e processado em tempo real, o que o torna em constante movimento, em comparação com dados tradicionais que, geralmente, são capturados para análise *ad hoc* ou em lote ([ABBASI; SARKER; CHIANG, 2016](#); [GEERTS; O'LEARY, 2022](#)). Os sistemas de gerenciamento de dados tradicionais não são capazes de lidar com enormes *feeds* de dados instantaneamente, portanto, a alta Velocidade dos Dados também requer tecnologias avançadas ([GANDOMI; HAIDER, 2015](#)).

Já a **Veracidade dos Dados** refere-se a verdade, precisão, integridade e autenticidade dos dados, que os qualificam como confiáveis ([SIVARAJAH et al. 2017](#); [GEERTS; O'LEARY, 2022](#)). A Veracidade dos Dados torna-se uma dimensão do Big Data uma vez que há discrepâncias integrais em quase todos os dados coletados. Isto é, há uma falta de confiabilidade inerente a muitas fontes de dados estruturados e não estruturados ([SIVARAJAH et al. 2017](#)). Portanto, considerando a natureza do Big Data que envolve questões como o anonimato, imprecisão, inconsistência, ambiguidade, obsolescência, ruídos e vieses, a Veracidade dos Dados só é alcançada como resultado de um processo rigoroso de integração e preparação/limpeza ([WAMBA et al., 2015](#); [GANDOMI; HAIDER, 2015](#); [SIVARAJAH et al. 2017](#)). Por exemplo, um conjunto de dados gerenciado por um sistema ERP, por envolver controles e monitoramento contínuo, geralmente, é altamente confiável. No entanto, um conjunto de dados que não são controlados por um administrador de banco de dados (por exemplo, dados de mídias sociais), podem não ser confiáveis ([GEERTS; O'LEARY, 2022](#)). Assim, o Big Data requer ferramentas e análises avançadas desenvolvidas para gerenciamento e mineração de dados incertos ([GANDOMI; HAIDER, 2015](#)).

3.2.2 Sobrecarga Cognitiva

De maneira geral, o termo sobrecarga refere-se a um estado causado por estímulos que excedem a capacidade de um indivíduo de lidar ([CAO; SUN, 2018](#)). Ou seja, um “*desequilíbrio*

entre a quantidade inesperada de demandas no ambiente e a capacidade limitada de manuseio do indivíduo” (YU et al., 2019, p. 2657).

Em termos cognitivos, a sobrecarga resulta do desajuste entre a necessidade e a capacidade de processamento (GALBRAITH, 1974; TUSHMAN; NADLER, 1978). Isto é, a **Sobrecarga Cognitiva** ocorre quando a carga cognitiva imposta por alguma tarefa específica (SWELLER; VAN MERRIËNBOER; PAAS, 2019) é superior a capacidade de processamento do indivíduo, que é limitada por natureza (MILLER, 1956).

Sendo assim, trazendo essa definição para o contexto de dados, pode-se conceituar a Sobrecarga Cognitiva como o estado no qual o indivíduo considera que a quantidade e/ou complexidade dos dados excedem sua capacidade de gerenciá-los de forma eficaz (WOODS; PATTERSON; ROTH, 2001; KOLTAY, 2017; CEZAR; MAÇADA, 2021). Em outras palavras, a Sobrecarga Cognitiva ocorre quando os dados disponíveis se tornam um obstáculo em vez de uma ajuda, mesmo que sejam potencialmente úteis e relevantes (BAWDEN; ROBINSON, 2009) e inibem a capacidade do indivíduo de determinar de maneira ideal a melhor decisão possível a ser tomada (EPPLER; MENGIS 2004; ROETZEL, 2019).

3.2.3 Ansiedade

A **Ansiedade** é oriunda da percepção de auto ineficácia do indivíduo em relação a sua capacidade de enfrentamento de aspectos potencialmente prejudiciais do ambiente (BANDURA, 1988). Sendo assim, Bandura (1988, p. 77) define a Ansiedade como “*um estado de apreensão antecipada sobre possíveis acontecimentos deletérios*” e destaca que em virtude dessa percepção de ineficácia, o indivíduo se angustia.

O estado de Ansiedade é uma resposta emocional a estímulos avaliados pelo indivíduo como ameaçadores. Nesse sentido, caracteriza-se pelos sentimentos de medo, preocupação, apreensão e/ou nervosismo que podem variar em intensidade e extensão (LAVOIE, 2013).

Sendo assim, trazendo essa definição para o contexto de dados e considerando a “*lacuna cada vez maior entre o que compreendemos e o que pensamos que deveríamos compreender*” (WURMAN, 2001, p. 14), a Ansiedade pode ser definida como a preocupação, tensão e apreensão sentidas pelo indivíduo em relação a sua capacidade de alcançar sucesso no uso de dados para a realização de suas atividades. Isto é, o sofrimento emocional por antecipar o futuro em relação ao acesso, entendimento, manipulação ou uso de dados (NAVEED; ANWAR, 2020). O que também se reflete no medo de perder dados ou cometer erros graves (ADIKOESWANTO et al., 2022).

3.2.4 Fadiga Cognitiva

A fadiga é definida como uma “*sensação subjetiva e desagradável de cansaço que possui múltiplas dimensões, variando em duração, desagrado e intensidade*” ([PIPER; LINDSEY; DODD, 1987, p. 19](#)). Isto é, pode manifestar-se física ou mentalmente na forma de uma sensação de estafa até experiências mais persistentes como o estado de esgotamento ([LEWIS; WESSLEY, 1992](#); [FRIEDBERG, 2013](#); [RAVINDRAN; YEOW KUAN; HOE LIAN, 2014](#)).

Nesse sentido, a **Fadiga Cognitiva** ou mental consiste nos efeitos que os indivíduos podem sentir após ou durante períodos prolongados de intensa atividade cognitiva ([BOKSEM; MEIJMAN; LORIST, 2005](#); [FRIEDBERG, 2013](#)). Portanto, trata-se da extensão em que um indivíduo se sente exausto em relação a demandas constantes por esforço cognitivo e outras atividades cognitivas (como pensar, resolver problemas e encontrar respostas etc.) que requerem um alto nível de atenção ([ACKERMAN et al., 2010](#)).

Sendo assim, trazendo essa definição para o contexto de dados, a Fadiga Cognitiva pode ser descrita como o estado de enfraquecimento ou até esgotamento dos recursos mentais do indivíduo devido a uma profunda estimulação cognitiva exercida pelo processamento de dados, extração de informações e geração de ideias ([ACKERMAN et al., 2010](#); [GUO et al., 2020](#)). À vista disso, considerando que a capacidade de processamento cognitivo é prejudicada pelo cansaço mental, a Fadiga Cognitiva pode gerar no indivíduo uma paralisia de sua capacidade analítica ([SONG; JUNG; KIM, 2017](#); [PIGNATIELLO; MARTIN; HICKMAN, 2020](#)).

3.2.5 Comportamento de Evitação

O indivíduo, após avaliar uma situação estressante como oportunidade ou ameaça e ponderar sobre o que pode ser feito para superar ou prevenir danos ou melhorar suas perspectivas de benefício acerca desse estresse, passa a pôr em prática estratégias de enfrentamento, isto é, respostas comportamentais para gerenciar as demandas ou cargas da sua relação com o ambiente contextual ([FOLKMAN et al., 1986](#); [LAZARUS, 1993](#)). Nesse sentido, [Endler e Parker \(1990\)](#) sugerem a existência de três categorias de estratégias de enfrentamento, cada uma servindo a um propósito diferente: **a)** Estratégias de enfrentamento focadas no problema, direcionadas à própria situação estressante visando gerenciá-la ou alterá-la; **b)** Estratégias de enfrentamento focadas na emoção, adotadas visando regular o significado relacional da situação estressante para minimizar o sofrimento emocional, sem alterar

propriamente os aspectos que causaram o estresse; e, por fim, c) Estratégias de evitação, que envolvem tentativas de escapar ou fugir da situação estressante.

O **Comportamento de Evitação** envolve a ação deliberada do indivíduo em desengajar-se ou ficar longe de uma situação estressante e suas consequências comportamentais, cognitivas e emocionais ([NATER, 2013](#)). Por essa perspectiva, pode compreender reações como ignorar, prevenir, atrasar deliberadamente, resistir, transferir responsabilidade ([CASE et al., 2005](#); [BAWDEN; ROBINSON, 2009](#); [SWEENEY et al., 2010](#); [GUO et al., 2020](#)).

Por essa perspectiva, trazendo essa definição para o contexto de dados, pode-se definir Comportamento de Evitação como uma reação comportamental ao estresse gerado pelos dados. O que pode incluir comportamentos como ignorar, prevenir, atrasar deliberadamente, resistir e/ou transferir responsabilidade de algum aspecto do trabalho com dados ([CASE et al., 2005](#); [BAWDEN; ROBINSON, 2009](#); [SWEENEY et al., 2010](#); [GUO et al., 2020](#)).

3.2.6 Desempenho do Profissional

O **Desempenho do Profissional** captura todos os aspectos do comportamento do indivíduo que são de valor benéfico para a empresa ([PARKER, 2007](#)). Consiste na realização profissional do indivíduo após exercer o esforço necessário (ou seja, sua função formal) esperado pela organização ([PRADHAN; JENA, 2016](#)) e em sua contribuição para atingir os objetivos organizacionais ([SEPDININGTYAS; SANTOSO, 2017](#)). Conceitualmente, é dividido em duas dimensões: o Desempenho na Tarefa (*Task Performance*) que pode ser definido como o valor agregado por um indivíduo a partir da realização de atividades essenciais para os objetivos organizacionais; e o Desempenho Contextual (*Contextual Performance*) que engloba esforços individuais que não estão diretamente relacionados às principais funções de um profissional, mas que apoiam o ambiente de trabalho gerencial, social e psicológico no trabalho ([BORMAN; MOTOWIDLO, 1997](#)). Para fins da presente pesquisa, concentra-se no Desempenho na Tarefa, isto é, o quanto bem o indivíduo realiza as tarefas exigidas pelo trabalho em termos de resultados objetivos como produtividade, eficácia, eficiência e qualidade ([GOODMAN; SVYANTEK, 1999](#); [RICH; LEPINE; CRAWFORD, 2010](#)). Portanto, considera-se que desempenhos mais altos implicam alguma combinação de eficiência/eficácia aprimorada, produtividade aprimorada e/ou qualidade superior o que pode proporcionar a resolução de problemas, melhora nos fluxos de trabalho e processos de negócios, identificação de oportunidades, desenvolvimento de estratégias, aumento de lucros, entre outros resultados

organizacionais ([GOODHUE; THOMPSON, 1995](#); [FREDRIKSSON, 2018](#); [MÜLLER; JENSEN, 2017](#); [LINE et al., 2020](#)).

Considerando que “*o objetivo final de acumular e analisar dados é conduzir a tomada de decisões e ações enquanto cria valor em todos os níveis da organização*” ([BUMBLAUSKAS et al., 2017, p. 707](#)), a forma como os dados são utilizados (ou o grau em que são subutilizados) é de especial interesse no contexto de Big Data e ambientes organizacionais ricos em dados ([DESOUZA; JACOB, 2017](#); [FREDRIKSSON, 2018](#)). Isso por que “*dados sem análise objetiva e conhecimento sem ação têm valor relativamente marginal para as organizações*” ([BUMBLAUSKAS et al., 2017, p. 708](#)). Isto é, a disponibilidade de grande volume, velocidade e variedade de dados, por si só, não cria valor de negócios a não ser que seja aplicada em algum contexto relevante para a organização atuando como catalisadora para alcance de alguma vantagem competitiva ([ZHANG, 2013](#); [MÜLLER; JENSEN, 2017](#); [LINE et al., 2020](#)).

Nesse sentido, coletar, manipular e analisar os dados de modo a dar a eles algum significado, gerar informações valiosas e compartilhá-las com as partes interessadas para orientar a tomada de decisão trata-se de uma tarefa essencial para empresas que tem como objetivo o alcance de diferenciais significativos frente ao mercado a partir do Big Data ([BUMBLAUSKAS et al., 2017](#); [CARILLO, 2017](#); [AKTER et al., 2019](#); [BOŽIČ; DIMOVSKI, 2019](#)). Sendo assim, a presente pesquisa leva em consideração os processos que compõem o ciclo de vida dos dados ([WANG; WU; HUANG, 2019](#)), isto é, desde sua geração até a tomada de decisão real (coleta, armazenamento, gerenciamento, manipulação, limpeza, análise, visualização, transformação e compartilhamento de dados) ([BIZER et al., 2012](#); [ZHOU et al., 2014](#); [JANSSEN; VAN DER VOORT, 2017](#)). Portanto concentra-se no Desempenho do Profissional como o quão bem o indivíduo usa os dados disponíveis e relevantes de maneira extensiva e sistemática como base para sua tomada de decisão na realização de suas funções laborais visando legitimá-la e otimizá-la ([POWER, 2015](#); [MÜLLER; JENSEN, 2017](#); [FREDRIKSSON, 2018](#); [SCHILDKAMP; DATNOW, 2020](#)).

Isso posto, há evidências na literatura que apontam que fatores cognitivos, afetivos e comportamentais como a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva e o Comportamento de Evitação podem ser prejudiciais para o indivíduo, tanto em termos de bem-estar ([PHILLIPS-WREN; ADYA, 2020](#); [HANSEN; BUGGE; SKIBREK, 2020](#)) quanto em termos de Desempenho ([EPPLER; MENGIS 2004](#); [NAVEED; ANWAR, 2020](#); [WYLIE et al., 2020](#); [DAI; ALI; WANG, 2020](#)). Dentre possíveis implicações negativas para o Desempenho

do Profissional, pode-se citar um maior potencial de interpretações errôneas, conclusões prematuras, uso ineficiente do tempo e análises frágeis em virtude de vieses ([EPPLER; MENGIS 2004](#); [SAMUEL et al., 2022](#); [SOROYA et al., 2021](#)).

3.2.7 Alfabetização em Dados

A definição de alfabetização, em sua forma genuína, está relacionada à capacidade de ler e escrever. No entanto, quando analisada sob uma perspectiva funcional, pode ser descrita como a habilidade/competência do indivíduo no desempenho efetivo de alguma atividade que seja relevante para o desenvolvimento do contexto, grupo ou comunidade em que está inserido ([BAWDEN, 2001](#)).

O conceito de **Alfabetização em Dados** surge da proeminência dos dados em vários setores e disciplinas, sua crescente disponibilidade em termos de volume, variedade e velocidade, e o importante papel do indivíduo no processo de extração de insights de valor ([YANG; LI, 2020](#)). Segundo [Mandinach e Gummer \(2013, p. 30\)](#), a Alfabetização em Dados pode ser definida como *“a capacidade de entender e usar os dados de forma eficaz para informar as decisões. É composta por um conjunto de habilidades específicas e uma base de conhecimento que [...] inclui saber como identificar, coletar, organizar, analisar, resumir e priorizar dados. Elas também incluem como desenvolver hipóteses, identificar problemas, interpretar os dados e determinar, planejar, implementar e monitorar cursos de ação”*. As mesmas autoras ([MANDINACH; GUMMER, 2016](#)) acrescentam que o conceito envolve ser capaz de transformar dados em informações e essas informações em conhecimentos e práticas acionáveis *“por meio da coleta, análise e interpretação de todos os tipos de dados”*.

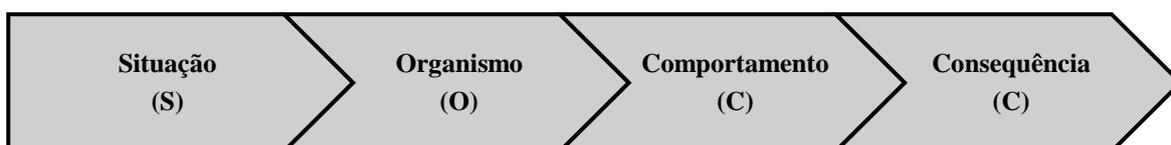
Na visão de [D'ignazio e Bhargava \(2016\)](#), a Alfabetização em Dados envolve entender o que são dados e quais aspectos do mundo eles representam. Portanto, o conceito engloba conhecimentos básicos de dados sobre formatos, tipos e características dos dados e, principalmente, habilidades relacionadas a cada processo ou etapa que compõe o ciclo de vida dos dados. Além disso, também pode compreender conhecimentos sobre o uso de ferramentas e questões éticas como segurança, privacidade, leis e regulamentos, além de características como raciocínio analítico e pensamento crítico ([WANG; WU; HUANG, 2019](#)).

3.2.8 Framework SOCC: Situação – Organismo – Comportamento – Consequência

A estrutura teórica **Situação – Organismo – Comportamento – Consequência (SOCC)** (*Situation – Organism – Behaviour – Consequence*) foi inicialmente proposta por [Davis e Luthans \(1980\)](#) para explicar o mecanismo complexo do comportamento humano. Trata-se de uma extensão do modelo Estímulo – Organismo – Resposta (EOR) (*Stimulus – Organism – Response*) proposto por [Mehrabian e Russell \(1974\)](#), ambas fundamentadas na Teoria da Aprendizagem Social (TAS) (*Social Learning Theory*) desenvolvida por [Bandura \(1977\)](#). A TAS sustenta que o comportamento, o ambiente e os fatores cognitivos e outros fatores individuais estão envolvidos em uma interação recíproca contínua ([COMPEAU; HIGGINS, 1991](#)). Portanto, tanto a EOR quanto a SOCC apoiam-se na TAS para explicar o comportamento humano nas organizações com foco na natureza interativa, contínua e recíproca entre o ambiente (fatores organizacionais), a pessoa (cognições internas) e o próprio comportamento ([DAVIS; LUTHANS, 1980](#)). Isto é, “*o comportamento organizacional é visto como afetando e sendo afetado pelas cognições do participante, pelo ambiente e pelas interações pessoa-situação*” ([DAVIS; LUTHANS, 1980, p. 283](#)).

Sendo assim, a SOCC postula que diferentes elementos da situação ambiental ou contextual (S) atuam como estímulos ou gatilhos para os estados internos dos seres humanos, ou seja, dos organismos (O). Por sua vez, esses estados internos impulsionam respostas comportamentais específicas (C), desencadeando consequências a nível individual (C) como resultado ([DAVIS; LUTHANS, 1980](#)). A [Figura 8](#) ilustra a referida estrutura teórica.

Figura 8 – Estrutura teórica Situação – Organismo – Comportamento – Consequência (SOCC)



Fonte: Elaborada pela autora com base em Davis e Luthans (1980)

[Davis e Luthans \(1980\)](#) argumentam que o comportamento e seus elementos interativos devem ser observados em situações específicas. Portanto, na estrutura SOCC, a **Situação (S)** compreende fatores circunstanciais capazes de estimular estados internos no indivíduo ou influenciar o seu bem-estar psicológico ([FU et al., 2020](#)). De acordo com [Javed et al. \(2021\)](#), esses estímulos podem decorrer tanto de fatores ambientais quanto de aspectos sociais e aspectos intrínsecos ao indivíduo, assim como uma combinação entre eles.

O **Organismo (O)** representa, portanto, os estados internos despertados pela Situação. Assim, consiste nos processos cognitivos e psicológicos humanos como percepções, emoções, sentimentos, expectativas e intenções que ocorrem de maneira subconsciente ([PARK; CHOI; JUNG, 2021](#)). Isto é, trata-se de como os vários aspectos situacionais são recebidos e processados pelo indivíduo ([DAVIS; LUTHANS, 1980](#)).

O **Comportamento (C)** está relacionado ao padrão comportamental resultante do processamento interno à situação ([DAVIS; LUTHANS, 1980](#)). Refere-se a resposta comportamental e atitudinal passiva ou ativa por parte do indivíduo, que podem ser positivas como, por exemplo, permanecer, explorar ou resolver, ou negativas, como, por exemplo, evitar, escapar ou ignorar ([MEHRABIAN; RUSSELL, 1974](#)). De maneira geral, essa resposta comportamental pode ser classificada em duas vertentes, 1) o confronto/aproximação ou 2) a evitação dos estados internos organísmicos decorrente das situações ([JAVED et al., 2021](#)).

Por fim, a SOCC de [Davis e Luthans \(1980\)](#) estendeu o modelo EOR de [Mehrabian e Russell \(1974\)](#) para incluir as **Consequências (C)** resultantes dos comportamentos humanos. Tais consequências podem ser a nível organizacional, ou seja, uma consequência ambiental externa ou a nível do indivíduo, sendo esta uma consequência auto avaliativa interna ([DAVIS; LUTHANS, 1980](#)).

A Estrutura teórica SOCC vem sendo adotada por pesquisadores para alcançar uma compreensão mais profunda do comportamento do consumidor, como, por exemplo, compra por pânico durante a pandemia de COVID-19 ([WANG; DING; XU, 2023](#)), consumo de produtos *ayurveda* ([CHAKRABORTY et al., 2022](#)), consumo de vestuário verde ([DHIR et al., 2021](#)), entre outros. Assim como para compreender o comportamento de uso de tecnologia, como, por exemplo, o uso de plataformas de mídia social ([JABEEN et al., 2023b](#)), de *smartwatches* ([SAHEB; CABANILLAS; HIGUERAS, 2022](#)), de aplicativos *fitness* ([CHAKRABORTY; SINGU; PATRE, 2022](#)), de *e-Government* ([FAN et al., 2022](#)), entre outros.

Considera-se que a SOCC seja **aderente** ao presente estudo uma vez que permite uma visão ampla e conjunta de fatores cognitivos, afetivos e comportamentais, seus antecedentes e seus consequentes. Sendo assim, a partir da lente teórica SOCC, busca-se compreender como as características do Big Data (Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade dos Dados) atuam como estímulos situacionais (S) que levam os profissionais aos estados internos (O) de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva, como tais estados suscitam o

Comportamento de Evitação como uma resposta (C) e como tais fatores trazem consequências (C) para o Desempenho do Profissional.

3.3 DESENVOLVIMENTO DO MODELO DE PESQUISA

Assim como abordado anteriormente, o Framework Situação – Organismo – Comportamento – Consequência postula que aspectos de uma situação ambiental (S) afetam o estado interno das pessoas ou do organismo (O), que, por sua vez, atua sobre suas respostas comportamentais (C), acarretando consequências contingentes (C) (DAVIS; LUTHANS, 1980, 1980). Sob essa perspectiva, hipotetiza-se que o Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade dos Dados sejam estímulos situacionais (S) que impulsionam a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade e a Fadiga Cognitiva, que representam os estados internos ou organísmicos (O) dos profissionais que atuam em ambientes organizacionais de Big Data. Hipotetiza-se também que esses estados organísmicos induzam o Comportamento de Evitação, que representa a resposta comportamental (C) dos indivíduos. Assim como hipotetiza-se que tais fatores impactam negativamente o Desempenho do Profissional, que representa uma consequência (C). Outrossim, desenvolvem-se hipóteses acerca do papel exercido pela Alfabetização em Dados nesse contexto, tanto seu efeito direto no Desempenho do Profissional quanto seu efeito moderador nas associações propostas.

3.3.1 Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade dos Dados como estímulos situacionais da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva em ambientes organizacionais de Big Data

O crescimento surpreendente e a multiplicidade de dados não estruturados afetaram intensamente a maneira como as pessoas processam e interpretam novos conhecimentos a partir de dados brutos (SIVARAJAH et al., 2017). Profissionais inseridos em ambientes organizacionais de Big Data “*devem processar maiores volumes de dados que chegam de várias formas em um ritmo crescente e podem ser combinados com outros dados, mas podem ser incompletos ou de qualidade questionável*” (BHARADWAJ; NOBLE, 2017, p. 560). O que faz com que esses indivíduos “*experimentem mais estressores no local de trabalho devido à enorme quantidade, mudança rápida, grande variedade, alta incerteza e grande ambiguidade de dados*” (ZHANG; JIA; CHEN, 2019, p. 2013).

O grande Volume de Dados, é um grande desafio por si só: Big Data envolve quantidades massivas de dados que representam uma carga cognitiva muito superior ao que o ser humano é capaz de lidar de maneira efetiva e eficaz ([TARKA, 2018](#); [SIVARAJAH et al. 2017](#); [PERNAGALLO; TORRISI, 2022](#)). Além disso, deve-se considerar que esse enorme volume de dados é heterogêneo, isto é, não é consistente e nem segue um modelo ou formato específico ([SIVARAJAH et al. 2017](#)). Soma-se a esses desafios a ubiquidade e natureza dinâmica dos diferentes recursos e dispositivos de geração de dados ([BARNAGHI et al., 2013](#)). Outrossim, esses volumes extraordinários de dados variados e gerados em alta velocidade caracterizam-se pela imprecisão ou inconsistência inerentes, o que demanda um complexo processo de preparação e limpeza ([SHANKARANARAYANAN; ZHU, 2021](#); [GEERTS; O'LEARY, 2022](#)).

Nesse sentido, por uma perspectiva orientada à cognição humana, o Big Data envolve interações tão complexas e massivas que excedem a capacidade cognitiva humana de processamento e compreensão ([EK BIA et al., 2015](#)). Assim, [Merendino et al. \(2018\)](#), [Saxena e Lamest \(2018\)](#), [Ghasemaghaei e Turel \(2021\)](#) e [Hezam, Anthonysamy e Suppiah \(2023\)](#) discutem em seus estudos que o Big Data pode causar Sobrecarga Cognitiva uma vez que os 4 V's do Big Data excedem a capacidade cognitiva limitada dos profissionais.

Portanto, pelo ponto de vista da SOCC, lidar com Big Data, isto é, com Volume, Variedade e Velocidade de Dados podem ser situações que estimulam o estado interno de Sobrecarga Cognitiva. Assim como a falta de Veracidade de Dados também pode ser um estímulo situacional ao estado interno em questão. Dito isso, estabelecem-se as seguintes hipóteses:

H1: *O Volume de Dados (H1a), a Variedade de Dados (H1b) e a Velocidade dos Dados (H1c) são positivamente associados a Sobrecarga Cognitiva, enquanto a Veracidade dos Dados (H1d) é inversamente associada a Sobrecarga Cognitiva em ambientes organizacionais de Big Data.*

A crescente quantidade de dados diversos não se apresentam aos indivíduos de maneira passiva, mas sim se inserem ativamente nos ambientes e nas atenções humanas ([SHEDROFF, 2001](#)). Portanto, o profissional inserido em ambientes organizacionais de Big Data, ao tentar lidar com uma grande e diversa quantidade de dados disponíveis e não conseguir acompanhar, pode sentir-se impotente, perdido ou incapaz de se orientar ([GROES, 2017](#); [BAWDEN;](#)

[ROBINSON, 2009](#); [JIAO; ONWUEGBUZIE, 2004](#)). Além disso, a velocidade com os quais os dados são gerados pode suscitar a tensão de manter-se constantemente atualizado ([EDMUND; MORRIS, 2000](#); [WURMAN, 2001](#); [EKLOF, 2013](#)). Assim como a natureza incerta da maioria dos dados disponíveis pode suscitar alguma forma de tensão ou apreensão nos indivíduos ([KIRSH, 2000](#); [GIRARD, 2006](#); [EKLOF, 2013](#)).

Portanto, com base na SOCC, o estado interno de Ansiedade pode ser explicado pelas características Big Data como estímulos situacionais. Isto é, o grande Volume, Variedade e Velocidade de Dados, assim como a falta de Veracidade dos Dados podem suscitar a Ansiedade. Portanto, levantam-se as seguintes hipóteses:

H2: *O Volume de Dados (H2a), a Variedade de Dados (H2b) e a Velocidade dos Dados (H2c) são positivamente associados a Ansiedade, enquanto a Veracidade dos Dados (H2d) é inversamente associada a Ansiedade em ambientes organizacionais de Big Data.*

Ter muitos dados significa muito tempo para processá-los e interpretá-los, o que pode esgotar os profissionais ([GHASEMAGHAEI; TUREL, 2022a, 2022b](#)). Assim como a alta Variedade de Dados, com diferentes tipos de entradas e saídas, requer uma maior esforço para integração e preparação, o que torna mais difícil o processamento, análise e uso dos dados ([GANDOMI; HAIDER, 2015](#); [GEERTS; O'LEARY, 2022](#)). O rápido fluxo de dados e a necessidade de processá-los e entendê-los de maneira ágil pode, potencialmente, consumir os recursos cognitivos dos indivíduos ([GHASEMAGHAEI; TUREL, 2022a, 2022b](#)). Ademais, destaca-se o desafio enfrentado pelos profissionais que lidam com Big Data em encontrar informações precisas e confiáveis frente a uma infinidade de dados disponíveis, o que requer muito tempo e energia ([FAN; HAN; LIU, 2014](#)).

Nesse sentido, de acordo com a SOCC, o Volume, Variedade e Velocidade de Dados e a falta de Veracidade dos Dados característicos do Big Data, podem ser considerados situações ambientais que explicam o estado interno de Fadiga Cognitiva. Assim, desenvolvem-se as seguintes hipóteses:

H3: *O Volume de Dados (H3a), a Variedade de Dados (H3b) e a Velocidade dos Dados (H3c) são positivamente associados a Fadiga Cognitiva, enquanto a Veracidade dos Dados (H3d) é inversamente associada a Fadiga Cognitiva em ambientes organizacionais de Big Data.*

3.3.2 Comportamento de Evitação como uma Resposta aos Estados Internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva em ambientes organizacionais de Big Data

Os indivíduos, quando confrontados por estados internos considerados negativos, podem adotar comportamentos de autoproteção como uma estratégia de enfrentamento ([LINK, 2021](#)). Isto é, estados internos negativos podem induzir o indivíduo a distanciar-se da fonte desse estresse, o que traduz-se em um Comportamento de Evitação ([SONG; YAO; WEN, 2021](#); [GHASEMAGHAEI; TUREL, 2022a](#)).

Nesse sentido, quando os indivíduos deparam-se com níveis de carga cognitiva maiores do que sua capacidade de processamento, estes tendem a se proteger dessa superexposição se desconectando cognitivamente e reduzindo o esforço mental ([PARK, 2019](#)). O Comportamento de Evitação pode ser uma estratégia de enfrentamento adotada pelo indivíduo para reduzir a carga cognitiva a qual está exposto e restaurar seu senso de controle ([SONG; YAO; WEN, 2021](#)).

Portanto, de acordo com a SOCC, o Comportamento de Evitação pode ser uma reação comportamental ao estado interno de Sobrecarga Cognitiva, no qual o indivíduo pode optar por se distanciar da origem desse estresse ([PARK, 2019](#); [GUO et al., 2020](#); [LAURI; VIRKUS; HEIDMETS, 2020](#); [LI; WANG; ZHANG, 2020](#); [LINK, 2021](#); [SONG; YAO; WEN, 2021](#); [SOROYA et al., 2021](#)). No caso da presente pesquisa, o indivíduo sobrecarregado por uma alta carga cognitiva relacionada aos dados e aos processos envolvidos em seu manuseio pode tender a evitar deliberadamente aspectos relacionados ao seu trabalho com dados. Dito isso, propõe-se a seguinte hipótese:

H4: *A Sobrecarga Cognitiva é positivamente associada ao Comportamento de Evitação em ambientes organizacionais de Big Data.*

Quando os indivíduos experimentam o estado de Ansiedade, estes deparam-se com sentimentos de preocupação, tensão, apreensão ou angústia, assim como uma percepção de ameaça ([SONG; YAO; WEN, 2021](#); [SOROYA et al., 2021](#)). Portanto, na tentativa de escapar do desconforto associado à Ansiedade, os indivíduos tendem a se envolver em Comportamentos de Evitação ([SONG; YAO; WEN, 2021](#)).

Pela perspectiva da SOCC, o estado interno de Ansiedade pode induzir o indivíduo ao Comportamento de Evitação, como uma reação comportamental para reduzir pensamentos,

emoções ou sensações indesejáveis ([SONG; YAO; WEN, 2021](#); [SOROYA et al., 2021](#)). Isto é, no contexto da presente pesquisa, as preocupações relacionadas ao acesso, entendimento, manipulação ou uso de dados podem desviar o profissional de seus objetivos, fazendo com que este evite aspectos do seu trabalho com dados. Assim, desenvolve-se a seguinte hipótese:

H5: *A Ansiedade é positivamente associada ao Comportamento de Evitação em ambientes organizacionais de Big Data.*

A Fadiga Cognitiva pode reduzir a atenção, motivação e interesse do indivíduo ([JIANG, 2022](#)). Isso porque o ser humano, devido ao seu instinto de autoproteção, tende a distanciar-se da complexidade que exige maiores esforços cognitivos quando esse esforço lhe causa desconforto ([CAO; SUN, 2018](#); [LAATO et al., 2020](#)). Assim, ao experienciar o estado interno de Fadiga Cognitiva, os indivíduos tendem a evitar fazer esforços cognitivos extras para processar cargas cognitivas adicionais ([WHELAN; ISLAM; BROOKS, 2020](#); [MAO; JIA; HUANG, 2022](#); [JIANG, 2022](#)).

Isso posto, de acordo com a SOCC, a Fadiga Cognitiva, por ser um estado interno considerado negativo, pode suscitar o Comportamento de Evitação ([DHIR et al., 2018](#); [ZHANG et al., 2021](#)). No contexto da presente pesquisa, considerando que o trabalho com dados exige dos profissionais uma quantidade substancial de esforço cognitivo, tempo e atenção, o Comportamento de Evitação pode ser uma reação comportamental a Fadiga Cognitiva causada pelos dados e pelos processos envolvidos em seu manuseio ([GHASEMAGHAEI; TUREL, 2022a](#); [2022b](#)). Por essa perspectiva, levanta-se a seguinte hipótese:

H6: *A Fadiga Cognitiva é positivamente associada ao Comportamento de Evitação em ambientes organizacionais de Big Data.*

3.3.3 Consequências da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva e Comportamento de Evitação para o Desempenho do Profissional em ambientes organizacionais de Big Data

Do ponto de vista cognitivo, a aquisição de dados/informações só é favorável aos indivíduos até atingir o limiar de sua capacidade de processamento. Isto é, quando a carga cognitiva excede esse limite dando origem ao estado de Sobrecarga Cognitiva, o indivíduo passa a ser prejudicado ([SIMON, 1971](#); [O'REILLY, 1980](#)).

Nesse sentido, quando os indivíduos experimentam o estado de Sobrecarga Cognitiva, o processamento eficaz e a tomada de decisões tornam-se mais desafiadores o que pode afetar negativamente sua produtividade e desempenho, seja em termos de precisão/qualidade ou agilidade ([EPPLER; MENGIS, 2004](#)). Isso porque a Sobrecarga Cognitiva pode resultar em interpretações errôneas e conclusões prematuras em virtude de vieses cognitivos ([JACKSON; FARZANEH, 2012](#); [VOSHELL et al., 2014](#); [REINER, 2015](#)).

No contexto da presente pesquisa, a Sobrecarga Cognitiva pode limitar a capacidade do indivíduo de conduzir análises abrangentes com eficácia, fazendo com que os indivíduos sintam-se perdidos com a abundância de dados ou concentrem-se em dados irrelevantes, em vez de focar nos essenciais para a realização de suas tarefas ([MERENDINO et al., 2018](#); [SPEIER-PERO, 2019](#)). Isto é, pelo ponto de vista da SOCC, a queda no Desempenho do Profissional pode ser uma consequência do estado interno de Sobrecarga Cognitiva. Sendo assim, desenvolve-se a seguinte hipótese:

H7: *A Sobrecarga Cognitiva é inversamente associada ao Desempenho do Profissional em ambientes organizacionais de Big Data.*

O estado de Ansiedade pode impactar de maneira negativa o processamento cognitivo de um indivíduo ([CONTRERAS; GONZALEZ, 2020](#)). Isto é, sentimentos de preocupação, tensão e apreensão consomem parte da capacidade cognitiva da qual os indivíduos necessitam para se concentrar em suas tarefas, o que afeta significativamente seu desempenho ([MCCARTHY; TROUGAKOS; CHENG, 2016](#); [CONTRERAS; GONZALEZ, 2020](#); [SCHMALBACH et al., 2023](#)). Além disso, o estado de Ansiedade pode fazer com que os indivíduos não se sintam confiantes em sua capacidade de exercer de maneira efetiva suas funções, o que traz implicações substanciais para seu desempenho ([KOKUBUN; INO; ISHIMURA, 2022](#)).

[Ghasemaghaei e Turel \(2022a\)](#) abordam que o estresse psicológico tem um enorme potencial de reduzir o pleno emprego das faculdades cognitivas do indivíduo. Dessarte, os autores ressaltam que, considerando o contexto de ambientes organizacionais de Big Data, a percepção do estresse pode prejudicar a capacidade de raciocínio e concentração no processo de tomada de decisão. Sendo assim, de acordo com a SOCC, o estado interno de Ansiedade pode implicar na queda no Desempenho do Profissional como uma consequência. Nesse sentido, o sofrimento psicológico do profissional devido a possibilidade de não alcançar o

sucesso no acesso, entendimento, manipulação e/ou uso de dados pode impactar negativamente seu desempenho no trabalho.

Portanto, levanta-se a seguinte hipótese:

H8: *A Ansiedade é inversamente associada ao Desempenho do Profissional.*

O estado de Fadiga Cognitiva evoca pensamentos errantes que podem interferir em outros processos mentais ([CHRISTOFF et al., 2016](#)). À vista disso, o processamento de dados, a extração de informações e a geração de ideias tornam-se onerosos, passando a desenvolver sentimentos negativos de apatia, indiferença, desmotivação, retraimento, desinteresse negligência, distração e falta de concentração ([POTEMPA et al., 1986](#); [LEWIS, 1996](#); [ACKERMAN, 2011](#); [RAVINDRAN et al., 2014](#); [ZHANG et al., 2016](#); [CAO et al., 2021](#)).

Nesse sentido, por implicar um esgotamento de recursos, a Fadiga Cognitiva resulta na falha do indivíduo em manter sua atenção da maneira desejada na realização de atividades para cumprir suas propostas de valor e alcançar seus objetivos ([DHIR et al., 2018](#); [VAFEAS; HUGHES, 2021](#)). Portanto, considerando que a capacidade de processamento cognitivo do indivíduo é prejudicada pelo cansaço mental ([PIGNATIELLO; MARTIN; HICKMAN JR., 2020](#)), sua eficiência e desempenho, bem como sua atenção, concentração, criatividade e aprendizado são significativamente afetados ([BOKSEM; MEIJMAN; LORIST, 2005](#); [DHIR et al., 2018](#); [HWANG et al., 2020](#); [IQBAL; FAHEEM; ASLAM, 2020](#); [WYLIE et al., 2020](#)).

No contexto da presente pesquisa, o desgaste mental experienciado pelo indivíduo ao trabalhar com dados após ou durante períodos prolongados de intensa atividade cognitiva pode acarretar uma paralisia da capacidade analítica ([LEWIS, 1996](#); [GOULDING, 2001](#); [ACKERMAN, 2011](#); [SONG; JUNG; KIM, 2017](#)). Isto é, a Fadiga Cognitiva pode implicar negativamente no Desempenho do Profissional, devido ao esgotamento de recursos cognitivos imprescindíveis para a condução eficaz de atividades e tarefas tão complexas quanto o manuseio de dados ([GHASEMAGHAEI; TUREL, 2022a; 2022b](#)). Assim, à luz da SOCC, a queda no Desempenho do Profissional pode ser uma consequência do estado interno de Fadiga Cognitiva. Dito isso, desenvolve-se a seguinte hipótese:

H9: *A Fadiga Cognitiva é inversamente associada ao Desempenho do Profissional em ambientes organizacionais de Big Data.*

Embora o Comportamento de Evitação possa ser uma válvula de escape para estados internos indesejáveis como a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade e a Fadiga Cognitiva ([GUO et al., 2020](#); [SOROYA et al., 2021](#)) essa reação comportamental tem sido associada ao baixo desempenho ([NG; SHAO; LIU, 2016](#); [ANDRES, 2020](#)). Isso porque o Comportamento de Evitação pode envolver uma má gestão do tempo, distração e desengajamento e, portanto, pode impactar negativamente na produtividade e qualidade da entrega ([NG; SHAO; LIU, 2016](#)).

Isto é, considerando o contexto da presente pesquisa, apesar do Comportamento de Evitação minimizar as chances do indivíduo experimentar estados internos negativos, também pode diminuir as chances de o mesmo alcançar seus objetivos e realizar suas tarefas com a eficiência esperada ([BAWDEN; ROBINSON, 2009](#); [SOROYA et al., 2021](#)). Ao optar por evitar aspectos do seu trabalho com dados, o indivíduo pode vir a tomar decisões com base em dados insuficientes, suscitando erros e mal-entendidos ([DAI; ALI; WANG, 2020](#)). Isso pode impactar o Desempenho do Profissional em termos de produtividade, eficácia, eficiência e/ou qualidade com o qual este usa os dados disponíveis e relevantes de maneira extensiva e sistemática como base para sua tomada de decisão na realização de suas funções laborais visando legitimá-la e otimizá-la ([POWER, 2015](#); [MÜLLER; JENSEN, 2017](#); [FREDRIKSSON, 2018](#); [LINE et al., 2020](#); [SCHILDKAMP; DATNOW, 2020](#)). Nesse sentido, com base na SOCC, o Comportamento de Evitação pode implicar na queda do Desempenho do Profissional como consequência. Sendo assim, propõe-se a seguinte hipótese:

H10: *O Comportamento de Evitação é inversamente associado ao Desempenho do Profissional em ambientes organizacionais de Big Data.*

3.3.4 Efeito da Alfabetização em Dados no Desempenho do Profissional em ambientes organizacionais de Big Data

Uma vez que um número crescente de organizações vem implantando iniciativas de Big Data para transformar o potencial dos dados em uma vantagem competitiva, é imprescindível que a força de trabalho esteja em sinergia com os objetivos organizacionais ([CARTER, 2019](#); [POTHIER; CONDON, 2019](#); [TABESH et al., 2019](#); [CEZAR; MAÇADA, 2021](#); [ONGENA, 2023](#)). Isso porque o potencial dos dados não é inerente aos próprios dados ([MERK; OPHOFF; KELAVA, 2023](#)). Para alcançá-lo, os profissionais devem transformá-los em informações e em conhecimento acionável para tomar decisões e agir de forma benéfica ([MANDINACH; GUMMER, 2016](#)). Nesse sentido, para ser bem sucedido em organizações orientadas por dados,

os profissionais devem ser capazes de encontrar e obter dados relevantes, avaliar a qualidade dos dados, detectar anomalias e repará-las, definir adequadamente quais problemas de negócios podem ser respondidos ou solucionados com os dados, apresentar os resultados da análise de dados transformando os insights em narrativas e visualizações compreensíveis por cada parte interessada, além de refletir criticamente sobre as implicações éticas do manuseio de dados ([POTHIER; CONDON, 2019](#); [ONGENA, 2023](#)).

Portanto, principalmente em ambientes organizacionais de Big Data, a Alfabetização em Dados torna-se essencial para que os profissionais tenham uma carreira de sucesso ([WANG et al., 2019](#); [JEWELL et al., 2020](#)). A Alfabetização em Dados permite que os profissionais deem sentido a grandes quantidades de dados, descubram padrões e relacionamentos, e obtenham insights valiosos que possam orientar a tomada de decisão para aprimorar os processos internos e criar de valor no mercado em relação aos seus concorrentes ([ONGENA, 2023](#)). Assim, o nível de Alfabetização em Dados do Indivíduo pode estar positivamente associado ao Desempenho do Profissional ([CEZAR; MAÇADA, 2021](#)). Portanto, estabelece-se a seguinte hipótese:

H11: *A Alfabetização em Dados é positivamente associada ao Desempenho do Profissional em ambientes organizacionais de Big Data.*

3.3.4.1 Papel Moderador da Alfabetização em Dados

Além de examinar a associação direta entre as variáveis de interesse do presente estudo, é necessário compreender se há algum mecanismo subjacente pelo qual essas associações e efeitos fluem. Por essa perspectiva, [Franke e Hiebl \(2022\)](#) sugerem que as competências humanas já foram identificadas como contribuindo diretamente para o sucesso de iniciativas de Big Data, no entanto, sua influência ou interações com outros fatores ainda precisa ser explorada.

Nesse sentido, [Ghasemaghaei e Turel \(2022\)](#) argumentam que as competências dos profissionais podem atenuar o impacto do Big Data na percepção de estresse e seus efeitos adversos, isto é, moderá-lo. Portanto, introduz-se a Alfabetização em Dados como variável moderadora no modelo para entender como o nível de habilidades e conhecimentos relacionados aos dados do indivíduo afetam (ou não) as associações entre o Big Data como estímulo situacional, Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva como estados internos, Comportamento de Evitação como reação comportamental e Desempenho do Profissional como consequência. Mais especificamente, busca-se verificar se a presença da

variável Alfabetização em Dados é capaz de enfraquecer os efeitos dos estímulos situacionais nos estados internos, os efeitos dos estados internos no comportamento e os efeitos dos estados internos e do comportamento na consequência.

Alguns autores verificaram o efeito moderador da Alfabetização: [Yu, Lin e Liao \(2017\)](#) descobriram que o efeito negativo do Technostress no comportamento de adoção de tecnologias da informação e comunicação é moderado (enfraquecido) pelo nível de Alfabetização do indivíduo. [Abideen et al. \(2023\)](#), [Ahmah e Shah \(2020\)](#) e [Quddoos et al. \(2020\)](#) verificaram que a Alfabetização do indivíduo enfraquece o efeito dos vieses cognitivos e comportamentais na qualidade da tomada de decisão e no desempenho no contexto de investimentos financeiros. Enquanto [Kim e Lee \(2023\)](#) constataram que a Alfabetização enfraquece o efeito das mídias sociais em fatores afetivos negativos, como a solidão. Assim como [Alshammari, Alshammari e Alshammari \(2021\)](#) identificaram que a Alfabetização dos indivíduos enfraquece o efeito negativo da preocupação na probabilidade de adotar tecnologias de e-saúde.

Nesse sentido, o conjunto de habilidades e conhecimentos relacionados aos dados parecem exercer um papel importante na superação de efeitos negativos de fatores cognitivos, afetivos e comportamentais ([AHMAH; SHAH, 2020](#)). Isto é, parte-se do pressuposto de que, quanto maior o nível de Alfabetização em Dados do indivíduo, menos este experienciará desafios oriundos do grande volume de dados variados gerados em alta velocidade cuja veracidade é incerta. Portanto, propõe-se que a Alfabetização em Dados possa minimizar o efeito do Big Data na Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva, o efeito desses estados internos no Comportamento de Evitação e o efeito desses quatro fatores no Desempenho do Profissional ([EPPLER; MENGIS 2004](#); [BAWDEN; ROBINSON, 2009](#); [KOLTAY, 2017](#)).

A Alfabetização em Dados do indivíduo afeta significativamente sua cognição em termos de processamento de dados ([LI et al., 2019](#)). Sendo assim, a capacidade de lidar com a abundância de dados é crucial para reduzir os possíveis efeitos negativos do Big Data para o indivíduo ([NAVEED; ANWAR, 2020](#); [XIAO et al., 2020](#); [SOROYA et al., 2021](#)). A Alfabetização em Dados dos indivíduos permite que estes estejam preparados para sintetizar e processar criticamente grandes quantidades de dados e entender quais perguntas devem ser feitas a esses dados para atender a uma necessidade comercial específica, por que, caso contrário, estes provavelmente sentirão pressões cognitivas e afetivas e tomarão decisões

erradas ([KOLTAY, 2017](#); [WANG; WU; HUANG, 2019](#); [LEE; LEE; LEE-GEILLER, 2020](#); [SOROYA et al., 2021](#)). Dito isso, levantam-se as seguintes hipóteses:

H12: *A Alfabetização em Dados modera (enfraquece) as associações positivas entre o Volume de Dados e a Sobrecarga Cognitiva (H12a), a Variedade de Dados e a Sobrecarga Cognitiva (H12b), a Velocidade de Dados e a Sobrecarga Cognitiva (H12c) e a associação inversa entre a Veracidade dos Dados e a Sobrecarga Cognitiva (H12d).*

H13: *A Alfabetização em Dados modera (enfraquece) as associações positivas entre o Volume de Dados e a Ansiedade (H13a), a Variedade de Dados e a Ansiedade (H13b), a Velocidade de Dados e a Ansiedade (H13c) e a associação inversa entre a Veracidade dos Dados e a Ansiedade (H13d).*

H14: *A Alfabetização em Dados modera (enfraquece) as associações positivas entre o Volume de Dados e a Fadiga Cognitiva (H14a), a Variedade de Dados e a Fadiga Cognitiva (H14b), a Velocidade de Dados e a Fadiga Cognitiva (H14c) e a associação inversa entre a Veracidade dos Dados e a Fadiga Cognitiva (H14d).*

De acordo com [Ghasemaghaei e Turel \(2022\)](#), profissionais sem habilidades analíticas podem tender a adiar ou evitar tarefas relacionadas ao uso de Big Data. Nesse sentido, argumenta-se que indivíduos Alfabetizados em Dados, ao serem capazes de lidar de maneira eficiente e eficaz com o Big Data, tendem a enfrentar estados internos desconfortáveis como a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade e a Fadiga Cognitiva agindo sobre o problema, em vez de procurar uma válvula de escape como o Comportamento de Evitação ([LAURI; VIRKUS; HEIDMETS, 2020](#); [SOROYA et al., 2021](#); [LLOYD; HICKS, 2022](#); [GHASEMAGHAEI; EBRAHIMI; HASSANEIN, 2018](#)). Ou seja, em ambientes organizacionais de Big Data, quanto maior a Alfabetização em Dados, menor a propensão dos indivíduos em adiar suas tarefas ou até evitá-las como uma resposta comportamental a Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva. Nesse sentido, desenvolve-se as seguintes hipóteses:

H15: *A Alfabetização em Dados modera (enfraquece) a associação positiva entre a Sobrecarga Cognitiva e o Comportamento de Evitação.*

H16: *A Alfabetização em Dados modera (enfraquece) a associação positiva entre a Ansiedade e o Comportamento de Evitação.*

H17: *A Alfabetização em Dados modera (enfraquece) a associação positiva entre a Fadiga Cognitiva e o Comportamento de Evitação.*

Semelhantemente, a Alfabetização em Dados pode desempenhar um papel crucial na mitigação dos efeitos negativos da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva e Comportamento de Evitação no desempenho profissional. Ao desenvolver conhecimentos e habilidades relacionadas aos dados, os indivíduos tornam-se capazes de lidar de maneira efetiva com o Big Data, navegando melhor e compreendendo o grande volume de dados variados gerados em alta velocidade cuja qualidade é incerta (CEZAR; MAÇADA, 2021). Nesse sentido, quanto maior o nível de Alfabetização em Dados do indivíduo, este tende a enfrentar desafios cognitivos, afetivos e comportamentais de maneira com que estes não prejudiquem seu desempenho (CEZAR; MAÇADA, 2021). Isso porque a Alfabetização em Dados pode aumentar a capacidade dos indivíduos de filtrar e priorizar dados relevantes dentre a infinidade de dados disponíveis e simplificá-los para torná-los mais gerenciáveis e compreensíveis (KOLTAY, 2017). Além de estar relacionada com a consciência por parte do indivíduo de suas limitações cognitivas e de gatilhos emocionais, assim como uma sensação de controle, o que permite o emprego de estratégias como automonitoramento, autorreflexão e autorregulação para enfrentar desafios cognitivos e afetivos (KHAMMARNIA et al., 2022; SCHMITT; BREUER; WULF, 2021; HU; YE; TAN, 2021). Outrossim, a Alfabetização em Dados pode aprimorar a comunicação eficaz de ideias, pensamentos, preocupações e necessidades para buscar apoio (SMITH; KAHLKE; JUDD, 2020). Estabelecem-se as seguintes hipóteses:

H18: *A Alfabetização em Dados modera (enfraquece) a associação inversa entre a Sobrecarga Cognitiva e o Desempenho do Profissional.*

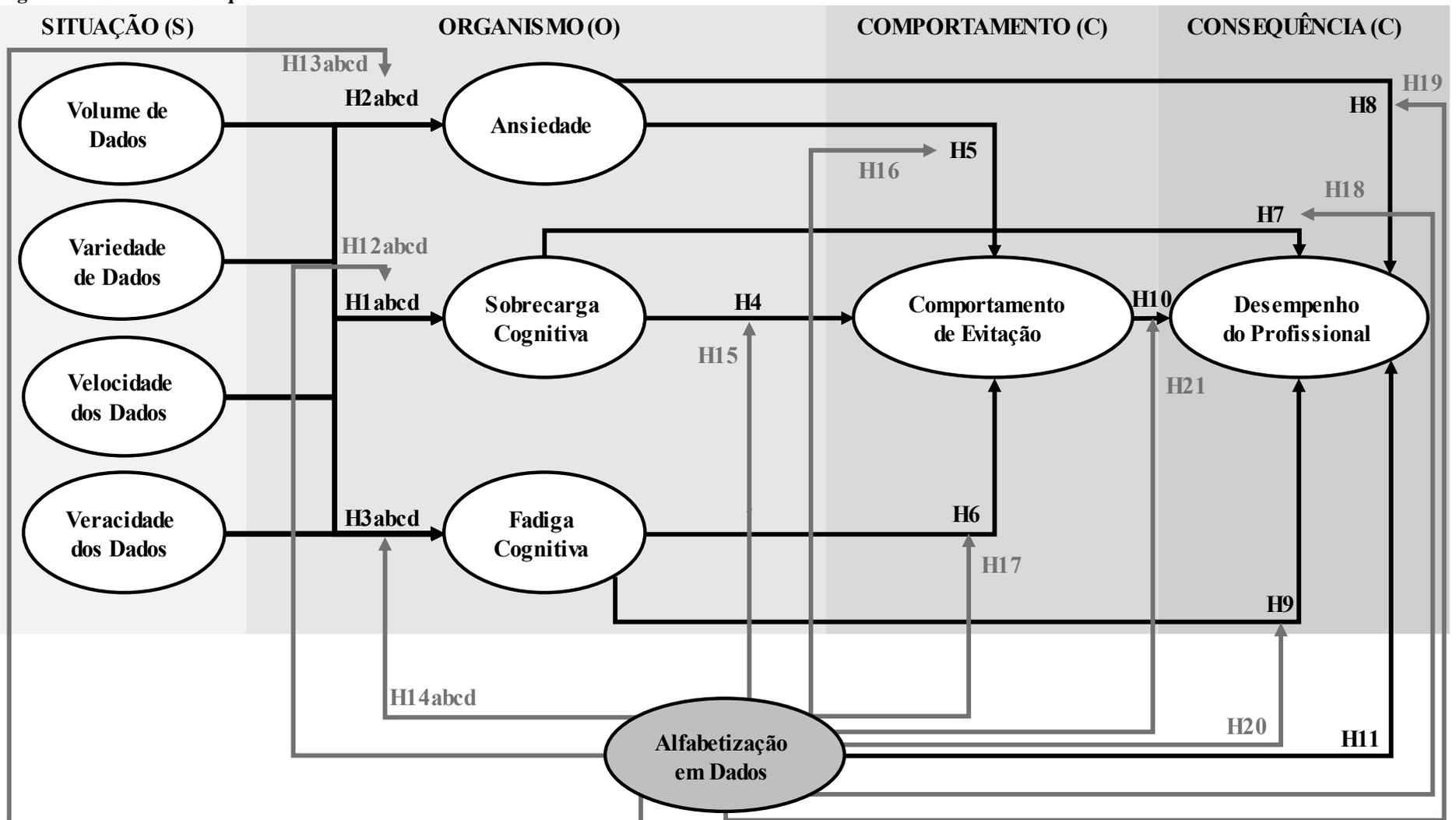
H19: *A Alfabetização em Dados modera (enfraquece) a associação inversa entre a Ansiedade e o Desempenho do Profissional.*

H20: *A Alfabetização em Dados modera (enfraquece) a associação inversa entre a Fadiga Cognitiva e o Desempenho do Profissional.*

H21: *A Alfabetização em Dados modera (enfraquece) a associação inversa entre o Comportamento de Evitação e o Desempenho do Profissional.*

O modelo de pesquisa está ilustrado na [Figura 9](#), a seguir.

Figura 9 – Modelo de Pesquisa



Fonte: Elaborada pela autora.

3.4 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

3.4.1 Natureza da Pesquisa

O presente estudo foi desenvolvido a partir de uma **abordagem quantitativa**, visando testar teorias objetivas por meio da verificação de associações entre variáveis mensuradas por dados numéricos e analisadas por procedimentos estatísticos ([CRESWELL; CRESWELL, 2021](#)). Ademais, essa pesquisa baseia-se em expectativas teoricamente fundamentadas sobre como e por que determinadas variáveis devem ser associadas e qual a direcionalidade dessa associação. Assim, busca-se verificar se as hipóteses levantadas podem ser suportadas ([MALHOTRA; GROEVER, 1998](#)).

3.4.2 Método

A presente pesquisa foi operacionalizada através do método *survey*. De acordo com [Pinsonneault e Kraemer \(1993\)](#) esse método exige informações padronizadas de e/ou sobre as unidades de análise a partir de questões em escala estruturadas e predefinidas aplicadas a uma fração da população do estudo, isto é, uma amostra.

3.4.3 Desenvolvimento e Validação do Instrumento de Coleta de Dados

Para o desenvolvimento do instrumento de coleta de dados algumas recomendações de [MacKenzie, Podsakoff e Podsakoff \(2011\)](#) foram atendidas. O instrumento de coleta de dados utilizado foi um **questionário** estruturado com 42 questões adaptadas da literatura. Para mensurar as variáveis de interesse adotou-se uma escala de concordância tipo *Likert* de 7 pontos, variando de 1 (discordo totalmente) até 7 (concordo totalmente), visando facilitar a medição da variância ([COOPER; SCHINDLER, 2014](#)).

Para validação do instrumento de coleta de dados contou-se com o apoio de 17 especialistas na área de Gestão de Sistemas e Tecnologia da Informação e Dados. Dentre esses especialistas, 10 são acadêmicos e pesquisadores de temáticas correlatas ao foco do presente estudo, sendo estes 6 doutores e 4 doutorandos. Os outros 7 especialistas são profissionais da área de dados e tecnologia da informação. Buscou-se verificar o grau em que o instrumento possui itens apropriados para medir os construtos de interesse, isto é, sua validade de conteúdo ([SHI; MO; SUN, 2012](#)).

O processo de **validação** foi realizado por meio de um formulário eletrônico no qual os especialistas puderam avaliar o quanto os indicadores/itens propostos são adequados para representar cada construto de interesse de acordo com o seu conhecimento, experiência e percepção. Utilizou-se o Indicador de Validade de Conteúdo (IVC) que mensura a proporção de especialistas que concordam com os itens propostos ([POLIT; BECK; OWEN, 2007](#); [ALEXANDRE; COLUCI, 2011](#); [SHI; MO; SUN, 2012](#); [ADRIAN et al., 2019](#)). Para tal, utilizou-se uma escala tipo *Likert* com pontuação de um a quatro, no qual: 1 = Item inadequado, incompreensível, irrelevante e/ou não representativo; 2 = Item pouco adequado, pouco compreensível, pouco relevante e/ou pouco representativo; 3 = Item adequado, compreensível, relevante e/ou representativo; e 4 = Item muito adequado, muito compreensível, muito relevante e/ou muito representativo.

Calcula-se o valor do IVC para cada item pelo número de especialistas que respondendo as opções 3 ou 4) dividido pelo total número de especialistas. Sendo assim, para que o item seja considerado válido, é recomendado um valor de IVC superior a 0,8, isto é, valores entre 0,79 e 0,7 devem ser revistos e valores menores de 0,7 excluídos ([POLIT; BECK; OWEN, 2007](#); [ALEXANDRE; COLUCI, 2011](#); [SHI; MO; SUN, 2012](#); [ADRIAN et al., 2019](#)). Como resultado, os itens propostos na presente pesquisa resultaram em valores de IVC entre 0,94 e 1, o que indica que são adequados, compreensíveis, relevantes e representativos em relação aos seus respectivos construtos.

Foi disponibilizado aos especialistas um espaço livre para que pudessem fazer observações subjetivas em relação a cada item. Com base nas respostas de alguns especialistas, foram feitos ajustes no instrumento em termos de redação dos itens. No [Quadro 18](#) estão apresentados os construtos e seus respectivos itens pós validação de face e conteúdo por especialistas:

Quadro 18 – Instrumento de Coleta de Dados

Construtos	Itens		Adaptado de
Volume dos Dados	<i>Na empresa em que eu trabalho...</i>		JOHNSON; FRIEND; LEE, 2017; GHASEMAGHAEI; CALIC, 2019; GHASEMAGHAEI; CALIC, 2020;
	(VOLD1)	... coletamos grandes quantidades de dados.	
	(VOLD2)	... analisamos grandes quantidades de dados.	
	(VOLD3)	... utilizamos grandes quantidades de dados.	
Variedade dos Dados	<i>Na empresa em que eu trabalho...</i>		
	(VARD1)	... usamos várias fontes diferentes de dados.	
	(VARD2)	... analisamos vários tipos de dados.	
	(VARD3)	... temos acesso a vários bancos de dados.	
Velocidade dos Dados	<i>Na empresa em que eu trabalho...</i>		
	(VELD1)	... obtemos novos dados frequentemente.	
	(VELD2)	... atualizamos dados frequentemente.	
	(VELD3)	... analisamos os dados assim que os recebemos.	
Veracidade dos Dados	<i>Na empresa em que eu trabalho...</i>		
	(VERD1)	... lidamos com dados precisos e certos.	
	(VERD2)	... analisamos dados de alta qualidade.	
	(VERD3)	... processamos dados confiáveis e consistentes.	
Sobrecarga Cognitiva	<i>O volume de dados variados e gerados em alta velocidade que tenho que lidar no meu trabalho ...</i>		CAO; SUN, 2018; CHEN; SHANG; KAO, 2009; DAI; ALI; WANG, 2020; HATTINGH et al., 2022; KARR-WISNIEWSKI; LU, 2010; LEE; LEE; LEE-GEILLER, 2020; LIN et al., 2020; SONG; YAO; WEN, 2021; SOROYA et al., 2021; WADHAR et al., 2023; WANG; LI, 2019; WHELAN; ISLAM; BROOKS, 2020; WILLIAMSON; EAKER; LOUNSBURY, 2012; ZHANG et al., 2016;
	(SC1)	... faz com que eu me sinta sobrecarregado (a) na realização de tarefas.	
	(SC2)	... faz com que eu me sinta perdido (a) na realização de tarefas.	
	(SC3)	... faz com que eu sinta mais dificuldade na realização de tarefas.	
	(SC4)	... faz com que eu me sinta assustado (a) na realização de tarefas.	
	(SC5)	... faz com que eu me sinta desconfortável na realização de tarefas.	
Ansiedade	<i>O volume de dados variados e gerados em alta velocidade que tenho que lidar no meu trabalho ...</i>		DAI; ALI; WANG, 2020; DHIR et al., 2018; JABEEN et al., 2023; LI; ZHANG; AO, 2023; LIN; CHENG; CHUANG, 2021; LÓPEZ-BONILLA; LÓPEZ-BONILLA, 2011; NAVEED; ANWAR, 2022; SONG; YAO; WEN, 2021; SOROYA et al., 2021; THATCHER et al., 2007; TSAI; WU, 2021;
	(ANS1)	... faz com que eu me sinta ansioso (a).	
	(ANS2)	... faz com que eu me sinta tenso (a).	
	(ANS3)	... faz com que eu me sinta inseguro (a).	
	(ANS4)	... faz com que eu me sinta preocupado (a).	
	(ANS5)	... faz com que eu me sinta frustrado (a).	

Fadiga Cognitiva	<i>O volume de dados variados e gerados em alta velocidade que tenho que lidar no meu trabalho ...</i>		CAO; SUN, 2018 ; CHOI; PARK; JUNG, 2018 ; DAI; ALI; WANG, 2020 ; GAUDIOSO; TUREL; GALIMBERTI, 2017 ; JABEEN et al., 2023 ; KAUR et al., 2021 ; LEE; SON; KIM, 2016 ; LIN et al., 2020 ; SONG; JUNG; KIM, 2017 ; WANG; LI, 2019 ; ZHANG et al., 2016 ;
	(FC1)	... faz com que eu me sinta mentalmente cansado (a), pois requer um elevado nível de atenção.	
	(FC2)	... faz com que eu me sinta mentalmente esgotado (a), pois requer um intenso esforço cognitivo.	
	(FC3)	... faz com que eu me sinta mentalmente desgastado (a), a ponto de afetar o meu desempenho.	
	(FC4)	... faz com que eu me sinta mentalmente exausto (a) ao final do expediente.	
	(FC5)	... faz com que eu sinta um bloqueio ou paralisia da minha capacidade analítica.	
Comportamento de Evitação	<i>Quando não consigo lidar com um grande volume de dados variados e gerados em alta velocidade no meu trabalho...</i>		CARVER; SCHEIER; WEINTRAUB, 1989 ; CHO, 2004 ; CHOI; PARK; JUNG, 2018 ; DAI; ALI; WANG, 2020 ; GAUDIOSO; TUREL; GALIMBERTI, 2017 ; GUO et al., 2020 ; LI; ZHANG; AO, 2023 ; SHIN; LIN, 2016 ; SOROYA et al., 2021 ;
	(CE1)	... eu desisto de prosseguir com a tarefa.	
	(CE2)	... eu paro de me esforçar na tarefa.	
	(CE3)	... eu tento esquivar-me da tarefa.	
	(CE4)	... eu deixo a tarefa para depois.	
	(CE5)	... eu repasso a responsabilidade da tarefa para outra pessoa.	
Desempenho do Profissional	<i>Considerando tarefas que envolvem um grande volume de dados variados e gerados em alta velocidade, ...</i>		GOODMAN; SVYANTEK, 1999 ; KARR-WISNIEWSKI; LU, 2010 ; PRADHAN; JENA, 2017
	(DP1)	... eu costumo desenvolvê-las com a qualidade necessária.	
	(DP2)	... eu costumo concluí-las no prazo determinado.	
	(DP3)	... eu costumo entregá-las com a eficácia que a organização espera de mim.	
	(DP4)	... eu costumo desempenhá-las efetivamente sem precisar de supervisão.	
	(DP5)	... eu costumo apresentar um bom desempenho.	
Alfabetização em Dados	<i>Considerando meus conhecimentos e habilidades relacionados a grandes volumes de dados variados e gerados em alta velocidade, eu me sinto capaz de ...</i>		AHMAD; WIDÉN; HUVILA, 2020 ; ÇOKLAR; YAMAN; YURDAKUL, 2017 ; LEE; LEE; LEE-GEILLER, 2020 ; LI et al., 2019 ; WADHAR et al., 2023
	(AD1)	... encontrar e obter dados úteis e relevantes de acordo com as necessidades do negócio.	
	(AD2)	... preparar dados brutos para análise futura.	
	(AD3)	... analisar dados para descobrir informações significativas.	
	(AD4)	... extrair insights dos dados para auxiliar no processo de tomada de decisão.	
	(AD5)	... comunicar mensagens a diferentes públicos com base nos dados.	

Fonte: Elaborado pela autora.

Após a consolidação do instrumento de coleta de dados apresentado anteriormente, realizou-se um **pré-teste**. Acrescentou-se questões de perfil sociodemográfico e profissional e aplicou-se o questionário virtualmente na plataforma Microsoft Forms para **129 respondentes** cujo perfil se adequa nos requisitos definidos para amostra. Esse processo foi realizado durante o início do mês de Março de 2023. Analisaram-se indicadores de consistência interna (Alpha de Crombach, Confiabilidade Composta e Variância Média Extraída) e de validade discriminante (Critério de Fornell-Larcker) com auxílio do Software SmartPLS 4.0. Os resultados do pré-teste podem ser visualizados no [Quadro 19](#), a seguir.

Quadro 19 - Resultados do Pré-teste

	AD	ANS	CE	DP	FC	SC	VARD	VELD	VERD	VOLD
AD	0,804									
ANS	-0,07	0,857								
CE	-0,21	0,408	0,749							
DP	0,384	-0,26	-0,32	0,73						
FC	0,037	0,613	0,417	-0,13	0,88					
SC	-0,11	0,738	0,516	-0,25	0,56	0,836				
VARD	0,176	-0,05	-0,16	-0,05	-0,1	-0,21	0,799			
VELD	0,214	-0,12	-0,11	0,063	-0,11	-0,26	0,514	0,812		
VERD	0,117	-0,14	-0,18	-0,01	-0,18	-0,19	0,404	0,551	0,901	
VOLD	0,21	-0,04	-0,13	0,051	0,08	-0,09	0,514	0,468	0,415	0,889
Alfa de Crombach	0,868	0,909	0,799	0,71	0,926	0,891	0,826	0,526	0,884	0,883
Confiabilidade Composta	0,917	0,912	0,81	0,731	0,931	0,896	2,1	0,706	0,887	0,974
Variância Média Extraída	0,646	0,735	0,562	0,533	0,774	0,699	0,638	0,659	0,812	0,791

Fonte: Elaborado pela autora com auxílio do software SmartPLS

Todos os construtos obtiveram valores de Alpha de Crombach e de Confiabilidade Composta superiores a 0,70 e valores de Variância Média Extraída superiores a 0,5 ([HAIR et al., 2019](#)). Quanto à validade discriminante, a raiz quadrada da AVE de todas as variáveis latentes resultou em um valor maior que as correlações com as outras variáveis latentes ([FORNELL; LARCKER, 1981](#));

Portanto, pode-se auferir que o instrumento de coleta de dados é válido para mensurar os construtos de interesse e testar as hipóteses de pesquisa. Sendo assim, uma vez que não foi necessário realizar mudanças no instrumento, considerou-se adequado incorporar essas 129 respostas do pré-teste à amostra geral da pesquisa.

3.4.4 População e Amostra

Para o presente estudo, foi considerada como **população** profissionais, executivos e gestores que trabalham em ambientes organizacionais de Big Data, isto é,

organizações/instituições que fazem uso extensivo e sistemático de dados em seus processos de negócio e gerenciais ([DALLEMULE; DAVENPORT, 2017](#)). A investigação se deu a **nível individual**, isto é, os indivíduos pesquisados são representantes de si mesmos ([MALHOTRA; GROEVER, 1998](#)).

O tamanho mínimo da amostra foi estimado com auxílio do software G*Power ([FAUL et al., 2009](#)) seguindo as recomendações de [Cohen \(1998\)](#) e [Hair et al. \(2021\)](#). Sendo assim, considerando que o modelo proposto tem o máximo de 4 preditores em uma variável dependente e adotando um tamanho de efeito de f^2 de 0,15, uma probabilidade de erro de 0,05 e um poder de 0,95, calculou-se no software G*Power o tamanho mínimo de amostra de 129 respondentes.

A **coleta de dados** foi realizada por meio de aplicação on-line de questionários autoadministrados no Microsoft Forms, compartilhados através da rede social LinkedIn, durante o período entre Março e Abril de 2023. Sendo assim, a seleção da amostra final caracteriza-se como não probabilística e por acessibilidade da pesquisadora.

Convidou-se cerca de 3.200 potenciais respondentes para participar do estudo e alcançou-se o total de 400 respostas, equivalente a uma taxa de retorno de aproximadamente 12,5%. Desses 400 respondentes foram desconsiderados 28 que apresentaram comportamento indevido de resposta, isto é, concentraram suas respostas em 2 ou menos pontos da escala. Após essa limpeza dos dados, obteve-se uma **amostra de 372 observações** consideradas válidas. Além de ultrapassar o tamanho mínimo de amostra calculado no software G*Power, cumpriu-se com as recomendações de [Kline \(2015\)](#) e [Barrett \(2007\)](#) de, no mínimo, 200 respondentes.

O perfil dos 372 respondentes é apresentado no [Quadro 20](#), a seguir.

Quadro 20 – Perfil dos Respondentes

		N	%			N	%
Gênero	Feminino	119	32	Idade	18-23 anos	47	12,6
	Masculino	253	68		24-29 anos	141	37,9
30-35 anos					94	25,3	
					36-41 anos	47	12,6
					42-47 anos	24	6,45
					48-53 anos	10	2,69
					54-59 anos	5	1,34
					60+ anos	4	1,08
Formação Acadêmica	Ensino fundamental, médio ou técnico	2	0,54	Área de Formação Acadêmica*	Administração	88	23,7
	Ensino superior em andamento	62	16,7		TI/SI	88	23,7
	Ensino superior concluído	78	21		Estatística	52	14
	Especialização/MBA em andamento	35	9,41		Engenharia	46	12,4
	Especialização/MBA concluída	85	22,8		Ciência de Dados	37	9,95
	Mestrado em andamento	27	7,26		Ciências Econômicas	35	9,41
	Mestrado concluído	41	11		Ciências Contábeis	12	3,23
	Doutorado em andamento	18	4,84		Comunicação	12	3,23
	Doutorado concluído	24	6,45		Física	11	2,96
					Direito	9	2,42
			Relações Internacionais		8	2,15	
			Psicologia		5	1,34	
			Ciências Sociais		5	1,34	
			Ciência da Informação		5	1,34	
			Matemática		5	1,34	
			Geografia		4	1,08	
			Educação		2	0,54	
			Outras		10	2,69	
Função / Cargo	Analista	124	33,3	Senioridade	Júnior/Aprendiz/Estagiário	98	26,3
	Gerente/Administrador/Líder/Executivo /Coordenador/Diretor	106	28,5		Pleno	106	28,5
	Cientista	51	13,7		Senior/Especialista	168	45,2
	Engenheiro	34	9,14	Experiência Profissional	Menos de 2 anos	72	19,4
	Consultor/Especialista	19	5,11		Entre 2 e 5 anos	99	26,6
	Assistente/Estagiário/Aprendiz/Auxiliar	18	4,84		Entre 5 e 10 anos	84	22,6
	Desenvolvedor	10	2,69		Entre 10 e 15 anos	54	14,5
	Arquiteto	4	1,08		Entre 15 e 20 anos	37	9,95
	Estatístico	4	1,08		Entre 20 e 30 anos	17	4,57
	Auditor	2	0,54		Mais de 30 anos	9	2,42
			Porte da Organização (número de funcionários)		10 ou menos	13	3,49
				Entre 11 e 50	34	9,14	
				Entre 51 e 200	42	11,3	
				Entre 201 e 500	50	13,4	
				Entre 501 e 1.000	34	9,14	
				Entre 1.001 e 5.000	67	18	
				Entre 5.000 e 10.000	38	10,2	
				Mais de 10.001	83	22,3	
Setor da Organização	TI/SI	82		22			
	Bancário/Financeiro	79		21,2			
	Ciência de Dados/ Data Analytics	37		9,95			
	Varejo	27		7,26			
	Educação	19		5,11			
	Indústria	18		4,84			
	Saúde	17	4,57				
	Setor Público	16	4,3				
	Publicidade	16	4,3				
	Consultoria	16	4,3				
	Serviços	11	2,96				
	Agronegócio	10	2,69				
	Entretenimento	6	1,61				
	Logística	5	1,34				
Mobilidade	4	1,08					

Judiciário	2	0,54	N/I	11	2,96
Energia	3	0,81			
Outros	4	1,08			

Legenda: * Alguns respondentes possuem mais de uma área de formação acadêmica, sendo assim, a soma de observações foi maior que 372.

N/I = Não Informado

Fonte: Elaborado pela autora com base nos dados da pesquisa.

Em relação ao **perfil dos respondentes**, a amostra do presente estudo é composta por uma maioria de respondentes do gênero masculino (n = 253) em comparação com o gênero feminino (n = 119). O intervalo de idade foi entre 18 e 66 anos, com uma média de 32 anos. 63,2% (n = 235) dos respondentes possuem entre 24 e 35 anos. A maioria dos respondentes (n = 308) possuem ensino superior concluído, sendo que 230 destes estão cursando ou já concluíram alguma pós-graduação. Administração (e áreas correlatas, como Marketing, Comércio Internacional, Inteligência Competitiva, Gestão de Projetos, Administração Financeira e Orçamentária ou Gestão de Pessoas) e TI/SI (e áreas correlatas como Arquitetura de Software, Análise de Sistemas, Ciência da Computação, Análise e Desenvolvimento de Sistemas, Gestão de TI ou Engenharia da Computação) foram as áreas de formação acadêmica mais citadas (n = 88, cada uma). Destaca-se que 52 respondentes possuem formação em Estatística e 37 em Ciência de Dados. Em relação às funções ou cargos exercidos pelos respondentes, evidencia-se que 124 são Analistas e 106 são Gerentes/ Administradores(as)/ Líderes/ Executivos(as) /Coordenadores(as) /Diretores (as) de Dados, de Negócios, de Business Intelligence, de Insights, de Inteligência de Mercado, de Pesquisa de Mercado, de Indicadores, de Performance ou de Machine Learning. Quanto à Senioridade desses profissionais, verificou-se que a maioria eram Plenos ou Senior/Especialistas (73,65%). Além disso, 255 respondentes (68,54%) possuem entre menos de 2 anos até 10 anos de experiência profissional. Já em relação a organização em que esses respondentes trabalham, salientam-se os setores de TI/SI (n = 82) e Bancário/Financeiro (n = 79). Outrossim, 50,5% dessas organizações possuem mais de 1.000 funcionários.

3.4.5 Teste de Vieses

Foi realizado com o auxílio do *software* IBM SPSS Statistics 20 um teste de hipóteses para verificar a existência do viés de não resposta ([GROVES, 2006](#)) e o teste de fator único de Harman para verificar o viés de método comum ([PODSAKOFF et al., 2003](#)).

O **viés de não resposta** foi analisado a partir da comparação das médias dos construtos dos respondentes iniciais (primeiros 75% da amostra final n = 279) com os finais (últimos 25%

da amostra final $n = 93$, estes considerados como proxy para os não respondentes) ([GROVES, 2006](#)). Foi realizado um teste T para amostras independentes ($p < 0,01$) que indicou que é improvável que a amostra esteja sendo prejudicada pelo viés de não resposta pois não houve diferenças significativas nos principais construtos do estudo entre os respondentes tardios e os demais respondentes.

Para assegurar a ausência do **viés de método comum**, executou-se o teste de fator único de Harman, também com o auxílio do software IBM SPSS Statistics 29. A solução não-rotacionada desse teste evidenciou que ao reduzir a escala a um único fator, este fator não extraia a maior parte da variância (% cumulativa = 21,064). Portanto, considera-se improvável que na amostra seja afetada pelo viés do método comum.

Cabe destacar que além do teste descrito anteriormente, empenhou-se em remediar o potencial viés de método comum de três maneiras: **1)** consultando especialistas; **2)** garantindo o anonimato dos respondentes; e **3)** lembrando-os da inexistência de respostas certas ou erradas ou de qualquer juízo de valor. As duas últimas medidas foram destacadas nas instruções do questionário visando reduzir a probabilidade de desejabilidade social nas respostas e incentivar a honestidade dos respondentes ([PODSAKOFF et al., 2003](#)).

3.4.6 Análise dos Dados

Realizou-se uma **Modelagem de Equações Estruturais com Mínimos Quadrados Parciais** (*Partial Least Squares Structural Equation Modeling* - PLS-SEM) com auxílio do software SmartPLS 4.0. Trata-se de um técnica de análise quantitativa multivariada utilizada para estimar modelos compostos por associações complexas entre variáveis observáveis e latentes ([SARSTEDT et al., 2020](#)). Isto é, busca investigar associações preditivas causais criando modelos de caminho com variáveis latentes para estimar suas associações ([RICHTER et al., 2020](#)). Portanto, a PLS-SEM é comumente utilizada e recomendada para problemas de pesquisa em diversas áreas, inclusive administração ([HENSELER et al., 2014](#)) e gestão de tecnologia e sistemas de informação ([RINGLE; SARSTEDT, 2016](#); [MIKALEF; PATELI, 2017](#)).

Em complemento a PLS-SEM, realizou-se uma **Análise de Condição Necessária** (*Necessary Condition Analysis* - NCA) com o auxílio do software SmartPLS 4 e o pacote NCA do software RStudio. Essa técnica de análise de dados permite a identificação da presença de condições necessárias, mas não suficientes, para o alcance de um resultado específico em

conjuntos de dados ([DUL, 2016](#)). Uma condição necessária é uma restrição, um gargalo ou um fator crítico para um resultado, isto é, na ausência dessa condição necessária, o resultado não ocorrerá. No entanto, a presença de uma condição necessária, por si só, não garante o resultado. ([HAIR et al., 2021](#); [DUL; HAUFF; BOUNCKEN, 2023](#)). Seguindo essa lógica, a NCA não busca explicar como as mudanças de uma variável modificam outra um resultado (ou seja, a lógica aditiva da regressão ou equações estruturais), mas sim busca identificar se uma variável pode existir se uma determinada condição não é dada ([DUL; HAUFF; BOUNCKEN, 2023](#)).

A NCA vem sendo uma técnica cada vez mais usada ou sugerida no campo de conhecimento de administração e negócios ([DUL; HAUFF; BOUNCKEN, 2023](#)) em diversas áreas de concentração, incluindo a gestão de tecnologia e sistemas de informação ([DABIĆ et al., 2021](#); [LYU et al., 2022](#)). Para [Dul \(2016\)](#), condições necessárias, mas não suficientes são comuns nas ciências organizacionais uma vez que os fenômenos estudados são complexos. [Dul, Hauff e Bouncken \(2023\)](#) salientam a relevância da NCA para a construção de teoria em estudos exploratórios e para complementar testes empíricos já realizados (*post-hoc*) em outras técnicas de análise.

3.5 APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS

Os dados da presente pesquisa foram analisados da seguinte maneira: primeiramente, apresentam-se os resultados da Análise Fatorial Exploratória realizada e, em seguida, com base nas orientações de [Hair et al. \(2019\)](#), apresentam-se os resultados da análise da PLS-SEM, começando pela avaliação do modelo de mensuração e, posteriormente, o teste do modelo estrutural. Em complemento, apresentam-se os resultados da análise post-hoc realizada através de NCA, seguindo as indicações de [Richter et al. \(2020\)](#).

3.5.1 Análise Fatorial Exploratória

Considerando que a escala utilizada foi elaborada a partir da combinação e adaptação de estudos anteriores e traduzida do inglês para o português, realizou-se uma **Análise Fatorial Exploratória (AFE)** com auxílio do software IBM SPSS Statistics 29. Buscou-se verificar se a estrutura das associações entre as variáveis observáveis nos dados obtidos corresponde às dimensões latentes originalmente propostas pela teoria.

Analisou-se a **medida de adequação amostral de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO)** que resultou em 0,871, e o **teste de esfericidade de Bartlett**, cuja significância resultou em 0,000,

valores satisfatórios de acordo com a literatura ([KAISER, 1974](#); [TOBIAS; CARLSON, 1969](#)). Oito fatores foram extraídos com uma **variância total cumulativa explicada** de 69,037% em que as variáveis foram agrupadas conforme o esperado, com exceção dos itens de VOLD, VARD e VELD que se agruparam em um único fator.

3.5.2 Modelo de Mensuração

Apresenta-se a análise das propriedades psicométricas do instrumento de coleta de dados utilizado, calculadas com o auxílio do software SmartPLS 4. Foram adotados os critérios de avaliação sugeridos por [Hair et al. \(2019\)](#) e [Hair, Howard e Nitzl \(2020\)](#). De acordo com [Hair et al. \(2019\)](#) o modelo de mensuração consiste na primeira etapa da avaliação dos resultados do PLS-SEM e, se este atender a todos os critérios exigidos, passa-se a segunda etapa: a avaliação do modelo estrutural. Para tal, foram examinadas a confiabilidade dos indicadores, a confiabilidade da consistência interna, a validade convergente e a validade discriminante das variáveis latentes.

3.5.2.1 Confiabilidade dos Indicadores

Seguindo as indicações de [Hair et al. \(2019\)](#) e [Hair, Howard e Nitzl \(2020\)](#), o primeiro passo na avaliação do modelo de mensuração é o exame confiabilidade de cada variável observável a partir do valor das **Cargas Externas** (*Outer Loads*) dos indicadores que devem ser acima de 0,708. Os indicadores apresentaram valores de acima do nível mínimo recomendado, com exceção dos itens SC1, CE5, DP2 e DP4 que resultaram em valores inferiores a 0,708 (respectivamente, 0,611, 0,682, 0,66 e 0,685). Portanto, esses quatro indicadores foram eliminados do modelo. Os valores das cargas externas dos itens mantidos no modelo podem ser visualizados no [Quadro 21](#).

Quadro 21 – Cargas Externas dos Itens do Modelo

Itens	Cargas Externas
VOLD1	0,718
VOLD2	0,997
VOLD3	0,811
VARD1	0,841
VARD2	0,775
VARD3	0,96
VELD1	0,774
VELD2	0,899
VELD3	0,715
VERD1	0,91
VERD2	0,942
VERD3	0,926
SC2	0,835
SC3	0,823
SC4	0,765
SC5	0,81
ANS1	0,745
ANS2	0,795
ANS3	0,841
ANS4	0,791
ANS5	0,793
FC1	0,833
FC2	0,895
FC3	0,88
FC4	0,874
FC5	0,78
CE1	0,807
CE2	0,806
CE3	0,802
CE4	0,716
DP1	0,792
DP3	0,831
DP5	0,874
AD1	0,81
AD2	0,762
AD3	0,882
AD4	0,8
AD5	0,734

Legenda: VOLD = Volume dos Dados; VARD = Variedade dos Dados; VELD = Velocidade dos Dados; VERD = Veracidade dos Dados; AD = Alfabetização em Dados; ANS = Ansiedade; CE = Comportamento de Evitação; FC = Fadiga Cognitiva; SC = Sobrecarga Cognitiva

Fonte: Elaborada pela autora com base nos dados da pesquisa e com auxílio do software SmartPLS 4.

3.5.2.2 Confiabilidade e Validade dos Construtos

Após a exclusão dos quatro itens mencionados anteriormente, estimou-se a confiabilidade da consistência interna e a validade convergente de cada variável latente. Todos os construtos analisados resultaram em valores de **Alfa de Cronbach** (α) acima do nível recomendado de 0,7 ([CRONBACH; MEEHL, 1955](#)) e uma **Confiabilidade Composta** (*Composite Reliability - CR*) superiores a 0,7 ([HAIR et al., 2019](#)). Isso indica que, para esta amostra específica, a escala

apresenta um nível satisfatório de consistência interna e a confiabilidade dos construtos ([HAIR et al., 2019](#); [HAIR; HOWARD; NITZL, 2020](#)).

A validade convergente foi verificada a partir da análise da **Variância Média Extraída** (*Average Variance Extracted* - AVE) de cada variável latente. Os resultados indicaram que todos os valores de AVE foram superiores ao limite aceitável de 0,5, indicando que os construtos convergem com seus indicadores ([HAIR et al., 2019](#); [HAIR; HOWARD; NITZL, 2020](#)).

Os valores de Alfa de *Cronbach*, Confiabilidade Composta e Variância Média Extraída de cada variável latente podem ser visualizados no [Quadro 22](#).

Quadro 22 – Alfa de *Cronbach*, Confiabilidade Composta e Variância Média Extraída dos Construtos do Modelo

Construto	Alfa de Cronbach	Confiabilidade Composta	Variância Média Extraída
VOLD	0,885	3,704	0,746
VARD	0,869	1,384	0,755
VELD	0,72	0,777	0,639
VERD	0,917	0,923	0,858
SC	0,831	0,836	0,664
ANS	0,864	0,926	0,628
FC	0,907	0,918	0,73
CE	0,821	0,832	0,651
DP	0,823	0,83	0,739
AD	0,858	0,866	0,639

Legenda: VOLD = Volume dos Dados; VARD = Variedade dos Dados; VELD = Velocidade dos Dados; VERD = Veracidade dos Dados; AD = Alfabetização em Dados; ANS = Ansiedade; CE = Comportamento de Evitação; FC = Fadiga Cognitiva; SC = Sobrecarga Cognitiva

Fonte: Elaborada pela autora com base nos dados da pesquisa e com auxílio do software SmartPLS 4.

3.5.2.3 Validade Discriminante

Para a análise da validade discriminante dos construtos, adotou-se o **critério de Fornell e Larcker** ([FORNELL; LARCKER, 1981](#)) que indica que o valor da AVE de cada construto deve ser mais alto que a correlação entre os construtos ao quadrado. Todos os valores das raízes quadradas dos construtos foram superiores aos valores das correlações entre os construtos. Além disso, realizou-se o **teste *Heterotrait-Monotrait Ratio* (HTMT)** ([HENSELER et al., 2015](#)), no qual todos os construtos resultaram em valores abaixo de 85%, conforme o recomendado. Assim, verifica-se que há validade discriminante entre as variáveis latentes analisadas. Os resultados de ambas as análises podem ser visualizados no [Quadro 23](#).

Quadro 23 – Critério Fornell-Larcker e Heterotrait-monotrait ratio (HTMT)

Critério Fornell-Larcker										
	VOLD	VARD	VELD	VERD	SC	ANS	FC	CE	DP	AD
VOLD	0,864									
VARD	0,636	0,869								
VELD	0,592	0,622	0,8							
VERD	0,42	0,356	0,503	0,926						
SC	-0,092	-0,076	-0,162	-0,177	0,815					
ANS	-0,123	-0,025	-0,161	-0,22	0,631	0,793				
FC	-0,037	-0,054	-0,04	-0,068	0,356	0,506	0,854			
CE	-0,186	-0,151	-0,195	-0,119	0,332	0,281	0,28	0,807		
DP	0,242	0,14	0,281	0,151	-0,353	-0,324	-0,03	-0,26	0,859	
AD	0,181	0,159	0,261	0,089	-0,244	-0,205	0,018	-0,15	0,529	0,799
Heterotrait-monotrait ratio (HTMT)										
	VOLD	VARD	VELD	VERD	SC	ANS	FC	CE	DP	AD
VOLD										
VARD	0,753									
VELD	0,759	0,825								
VERD	0,467	0,414	0,626							
SC	0,078	0,083	0,2	0,202						
ANS	0,099	0,073	0,158	0,201	0,735					
FC	0,089	0,083	0,076	0,075	0,413	0,611				
CE	0,173	0,181	0,253	0,138	0,393	0,301	0,329			
DP	0,234	0,19	0,354	0,179	0,422	0,33	0,093	0,31		
AD	0,192	0,202	0,334	0,099	0,279	0,201	0,05	0,173	0,617	

Legenda: VOLD = Volume dos Dados; VARD = Variedade dos Dados; VELD = Velocidade dos Dados; VERD = Veracidade dos Dados; AD = Alfabetização em Dados; ANS = Ansiedade; CE = Comportamento de Evitação; FC = Fadiga Cognitiva; SC = Sobrecarga Cognitiva

Fonte: Elaborada pela autora com base nos dados da pesquisa e com auxílio do software SmartPLS 4.

3.5.3 Modelo Estrutural

Tendo garantido a confiabilidade e validade do modelo de mensuração, avaliou-se o modelo estrutural. Para tal, seguiu-se as orientações de [Hair et al. \(2019\)](#) e [Hair, Howard e Nitzl \(2020\)](#) e analisou-se o ajuste do modelo, a medida de redundância da validação cruzada a partir da execução do procedimento de *blindfolding* (Q^2), o coeficiente de determinação (R^2) e o tamanho do efeito de f^2 das variáveis endógenas e o tamanho e a significância dos coeficientes de caminho a partir da execução do procedimento de *bootstrapping*.

3.5.3.1 Ajuste do Modelo

Analisou-se o **SRMR** (*Root Mean Square Residual*) padronizado assumindo um valor máximo de 0,08 ([HU; BENTLER, 1999](#)). Identificou-se que o valor de SRMR do modelo saturado de 0,068, atendendo ao parâmetro estabelecido na literatura, enquanto o SRMR do modelo estimado (modelo estrutural original) apresentou o valor de 0,131, o que é superior ao recomendado. Isso indica a existência de regressões presentes no modelo que não foram

hipotetizadas. Acredita-se que tais associações possam ser as que foram testadas e apresentadas na [Etapa 3 do Artigo 1](#) da presente tese.

3.5.3.2 Redundância da Validação Cruzada dos Construtos

Para verificar a **redundância da validação cruzada dos construtos** (*Construct cross-validated redundancy*) foi realizado o procedimento de *blindfolding* com distância de omissão 7. Os valores do indicador *Stone-Geisser* ou Q^2 devem ser superiores a 0 e sua relevância preditiva pode ser classificada como pequena (Q^2 entre 0 e 0,24), média (Q^2 entre 0,25 e 0,49) e grande (Q^2 acima de 0,50). Obteve-se como resultado os seguintes valores de Q^2 : Sobrecarga Cognitiva = 0,021; Ansiedade = 0,027; Fadiga Cognitiva = 0,001; Comportamento de Evitação = 0,088; e Desempenho do Profissional = 0,259. Esses resultados indicam que a acurácia preditiva de caminhos no modelo é pequena para os construtos Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva e Comportamento de Evitação, e média para o construto Desempenho do Profissional ([HAIR et al., 2019](#); [HAIR; HOWARD; NITZL, 2020](#)).

3.5.3.3 Coeficiente de Determinação

Analisou-se o valor de R^2 de cada construto endógeno para avaliar até que ponto a variação dos outros construtos pode explicar sua variação. Conforme apresentado na [Figura 10](#), apenas 4% da variação da Sobrecarga Cognitiva ($R^2 = 0,04$), 6,6% da variação da Ansiedade ($R^2 = 0,066$) e 0,6% da variação da Fadiga Cognitiva ($R^2 = 0,006$) podem ser explicadas pela variação do Volume dos Dados, Variedade dos Dados, Velocidade dos Dados e Veracidade dos Dados. Além disso, 14,1% da variação do Comportamento de Evitação ($R^2 = 0,141$) pode ser explicada pela variação da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva. Por fim, 36,8% da variação do Desempenho do Profissional ($R^2 = 0,368$) pode ser explicada pela variação da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva, Comportamento de Evitação e Alfabetização em Dados.

Segundo [Cohen \(1988\)](#), nas ciências sociais e comportamentais, valores de R^2 de 2%, 13% e 26% podem ser considerados, respectivamente, pequeno, médio e grande. Assim, pode-se considerar os valores de R^2 de Sobrecarga Cognitiva e Ansiedade pequenos, o de Comportamento de Evitação médio e o de Desempenho do Profissional grande. Dada a possibilidade de fatores extrínsecos e alternativos envolvidos em fenômenos complexos, considera-se os valores de R^2 satisfatórios. Com exceção do valor de R^2 de Fadiga Cognitiva

que resultou abaixo do valor de 0,02, o que pode ser explicado pelo fato das quatro características do Big Data não serem suficientes para determiná-la.

3.5.3.4 Tamanho do Efeito

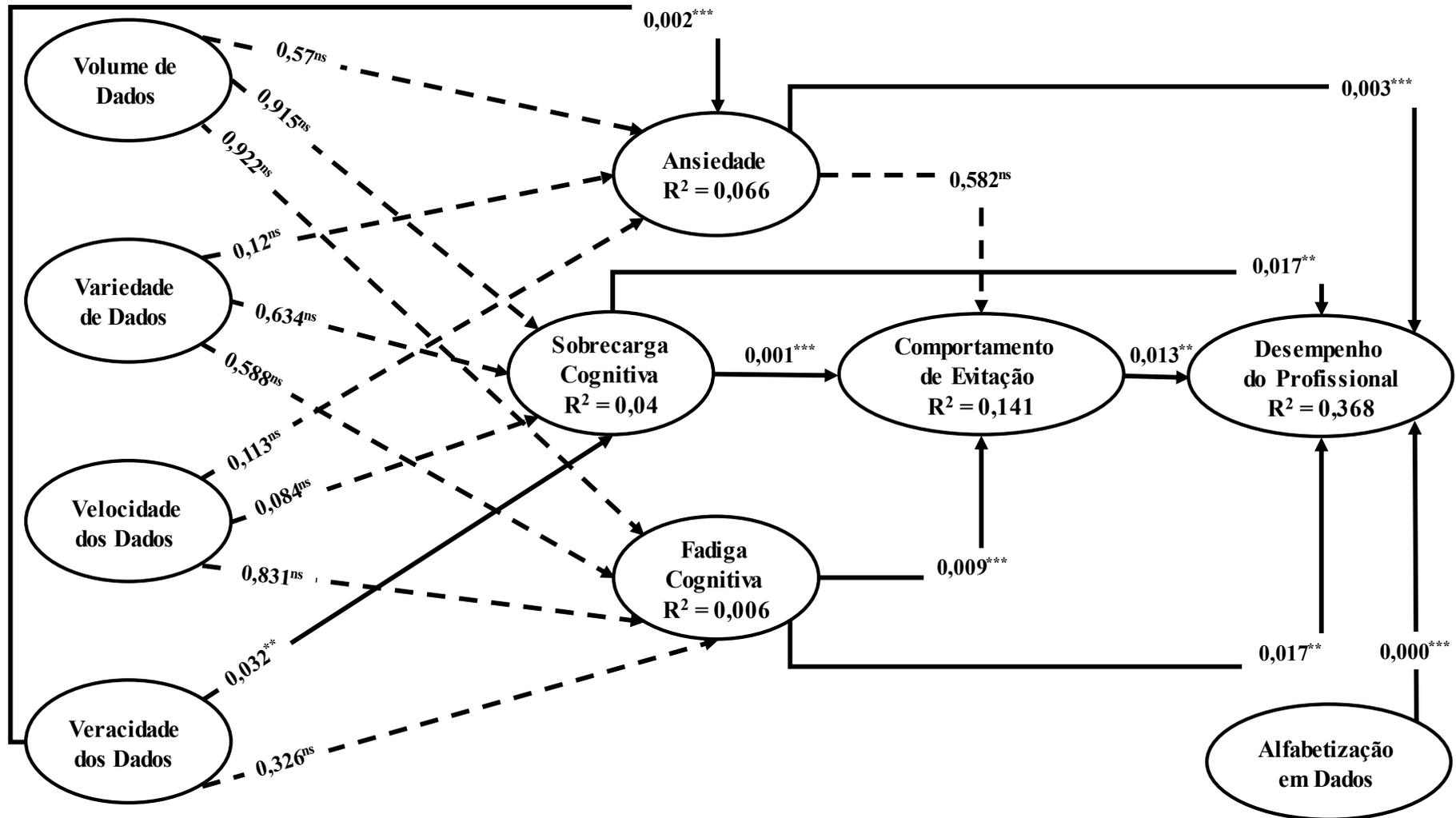
Para avaliar a utilidade de cada construto para o modelo, analisou-se os valores de f^2 (RINGLE et al., 2014). Calcula-se o f^2 a partir da variação gerada no valor de R^2 , ao remover um determinado construto antecedente (COHEN, 1988). De acordo com Hair et al. (2021), valores de f^2 de 0,02, 0,15 e 0,35 podem ser considerados, respectivamente, pequeno, médio e grande. Portanto, verificou-se que as associações entre Veracidade dos Dados e Ansiedade ($f^2 = 0,026$), Sobrecarga Cognitiva e Comportamento de Evitação ($f^2 = 0,042$), Ansiedade e Desempenho do Profissional ($f^2 = 0,025$), Fadiga Cognitiva e Comportamento de Evitação ($f^2 = 0,026$), Fadiga Cognitiva e Desempenho do Profissional ($f^2 = 0,02$) e Comportamento de Evitação e Desempenho do Profissional ($f^2 = 0,025$) apresentaram um tamanho de efeito pequeno, enquanto a associação entre Alfabetização em Dados e Desempenho do Profissional ($f^2 = 0,272$) apresentou um tamanho de efeito médio. As demais associações não alcançaram o mínimo de 0,02.

3.5.3.5 Coeficientes de Caminho e Testes de Hipóteses

Realizou-se um procedimento de *bootstrapping* (com 10.000 amostras) para avaliar a significância dos caminhos hipotéticos (HAIR et al., 2021). Os resultados são apresentados na Figura 10 e no Quadro 24.

Nove hipóteses foram suportadas, sendo H2d (VERD \rightarrow ANS), H4 (SC \rightarrow CE), H6 (FC \rightarrow CE), H8 (ANS \rightarrow DP) e H11 (AD \rightarrow DP) apresentando significância em um nível de 0,01 e H1d (VERD \rightarrow SC), H7 (SC \rightarrow DP), H9 (FC \rightarrow DP) e H10 (CE \rightarrow DP) apresentando significância em um nível de 0,05. A evidência empírica no âmbito deste estudo não suportou as demais hipóteses levantadas (H1a, H1b, H1c, H2a, H2b, H2c, H3a, H3b, H3c, H3d e H5).

Figura 10 – Modelo Estrutural



Legenda: *** = $T > 2,57$ e $p < 0,01$; ** = $T > 1,96$ e $p < 0,05$; ns = não significante.

Fonte: Elaborada pela autora com base nos dados da pesquisa e com auxílio do software SmartPLS 4.

Quadro 24 – Teste de hipóteses

Hipóteses	Coefficiente de caminho	Estatística T	Valor P	Resultado
H1a: VOLD → SC	0,012	0,106	0,915	Não suportada ^{ns}
H1b: VARD → SC	0,043	0,476	0,634	Não suportada ^{ns}
H1c: VELD → SC	-0,129	1,729	0,084	Não suportada ^{ns}
H1d: VERD → SC	-0,132	2,15	0,032	Suportada ^{**}
H2a: VOLD → ANS	-0,079	0,568	0,57	Não suportada ^{ns}
H2b: VARD → ANS	0,17	1,554	0,12	Não suportada ^{ns}
H2c: VELD → ANS	-0,129	1,586	0,113	Não suportada ^{ns}
H2d: VERD → ANS	-0,183	3,127	0,002	Suportada ^{***}
H3a: VOLD → FC	0,011	0,098	0,922	Não suportada ^{ns}
H3b: VARD → FC	-0,049	0,542	0,588	Não suportada ^{ns}
H3c: VELD → FC	0,016	0,213	0,831	Não suportada ^{ns}
H3d: VERD → FC	-0,063	0,981	0,326	Não suportada ^{ns}
H4: SC → CE	0,246	3,37	0,001	Suportada ^{***}
H5: ANS → CE	0,038	0,55	0,582	Não suportada ^{ns}
H6: FC → CE	0,174	2,616	0,009	Suportada ^{***}
H7: SC → DP	-0,136	2,388	0,017	Suportada ^{**}
H8: ANS → DP	-0,178	2,957	0,003	Suportada ^{***}
H9: FC → DP	0,135	2,388	0,017	Suportada ^{**}
H10: CE → DP	-0,138	2,476	0,013	Suportada ^{**}
H11: AD → DP	0,436	8,32	0	Suportada ^{***}

Legenda: VOLD = Volume dos Dados; VARD = Variedade dos Dados; VELD = Velocidade dos Dados; VERD = Veracidade dos Dados; AD = Alfabetização em Dados; ANS = Ansiedade; CE = Comportamento de Evitação; FC = Fadiga Cognitiva; SC = Sobrecarga Cognitiva

*** = $T > 2,57$ e $p < 0,01$; ** = $T > 1,96$ e $p < 0,05$; ns = não significativa.

Fonte: Elaborada pela autora com base nos dados da pesquisa e com auxílio do software SmartPLS 4.

Assim, pode-se verificar que dentre as características dos dados analisadas, somente a Veracidade exerce um efeito significativo ($p < 0,05$) na Sobrecarga Cognitiva, efeito esse inverso, conforme hipotetizado. Isto é, quanto menor a Veracidade dos Dados, maior a Sobrecarga Cognitiva percebida pelos indivíduos. O Volume de Dados, Variedade de Dados e Velocidade dos Dados não exerceram efeito significativo ($p > 0,05$) na Sobrecarga Cognitiva.

O mesmo foi identificado em relação a Ansiedade: somente verificou-se um efeito significativo ($p < 0,01$) exercido pela Veracidade, este, também inverso. Nesse sentido, quanto menor a Veracidade dos Dados, maior a Ansiedade experienciada pelos indivíduos. O Volume de Dados, Variedade de Dados e Velocidade dos Dados não exerceram efeito significativo ($p > 0,05$) na Ansiedade.

A Fadiga Cognitiva, por sua vez, no âmbito do presente estudo, não foi impactada significativamente por nenhuma das quatro características dos dados. Assim, o Volume de Dados, a Variedade de Dados, a Velocidade dos Dados e a Veracidade dos Dados não exerceram efeito significativo ($p > 0,05$) na Fadiga Cognitiva.

Verificou-se que a Sobrecarga Cognitiva e a Fadiga Cognitiva exercem um efeito positivo significativo ($p < 0,01$) no Comportamento de Evitação. No entanto, o mesmo não foi verificado em relação a Ansiedade. Isto é, não constatou-se um efeito significativo ($p > 0,05$) da Ansiedade em relação ao trabalho com dados e o Comportamento de Evitação.

Identificou-se efeitos significativos exercidos pela Sobrecarga Cognitiva ($p < 0,01$), Ansiedade ($p < 0,05$) e Fadiga Cognitiva ($p < 0,01$) no Desempenho do Profissional. Conforme hipotetizado, os efeitos exercidos pela Sobrecarga Cognitiva e pela Ansiedade no Desempenho do Profissional são inversos. Assim, quanto maior a Sobrecarga Cognitiva e/ou a Ansiedade percebida pelo profissional, menor seu desempenho. No entanto, diferentemente do proposto na hipótese, a Fadiga Cognitiva apresentou um efeito positivo sobre o Desempenho do Profissional. Isto é, quanto maior a Fadiga Cognitiva experienciada pelo profissional, maior seu desempenho.

Ademais, verificou-se também que o impacto significativo ($p < 0,05$) do Comportamento de Evitação sobre o Desempenho do Profissional. Constatou-se um efeito inverso, ou seja, o Comportamento de Evitação leva a uma queda no Desempenho do Profissional.

Por fim, a última associação direta suportada ($p < 0,01$) foi o efeito positivo exercido pela Alfabetização em Dados no Desempenho do Profissional. Assim, constatou-se que quanto maior a Alfabetização em Dados do profissional, maior será o seu desempenho.

3.5.3.5.1 Efeito Moderador da Alfabetização em Dados

Investigou-se o efeito moderador exercido pela Alfabetização em Dados nas associações diretas apresentadas anteriormente por meio do procedimento de *bootstrapping* (com 10.000 amostras). Dentre as 19 previstas, somente **6 hipóteses de moderação foram suportadas**, sendo essas a H14c (AD x VELD \rightarrow FC) e a H21 (AD x CE \rightarrow DP) a um nível de significância de 0,01 e a H15 (AD x SC \rightarrow CE), a H16 (AD x ANS \rightarrow CE), a H18 (AD x SC \rightarrow DP) e a H19 (AD x ANS \rightarrow DP) a um nível de significância de 0,05. A evidência empírica no âmbito deste estudo não suportou as demais hipóteses de moderação levantadas (H12a, H12b, H12c, H12d, H13a, H13b, H13c, H13d, H14a, H14b, H14d, H17 e H20). Os resultados estão apresentados no [Quadro 25](#).

Quadro 25 – Teste de hipóteses de efeito moderador

Hipóteses	Coefficiente de caminho	Estatística T	Valor P	Resultado
H12a: AD x VOLD → SC	0,062	1,038	0,299	Não suportada ^{ns}
H12b: AD x VARD → SC	0,071	1,018	0,309	Não suportada ^{ns}
H12c: AD x VELD → SC	0,099	1,791	0,073	Não suportada ^{ns}
H12d: AD x VERD → SC	0,102	1,804	0,071	Não suportada ^{ns}
H13a: AD x VOLD → ANS	0,004	0,066	0,947	Não suportada ^{ns}
H13b: AD x VARD → ANS	0,003	0,046	0,963	Não suportada ^{ns}
H13c: AD x VELD → ANS	0,065	1,161	0,246	Não suportada ^{ns}
H13d: AD x VERD → ANS	0,053	1,014	0,311	Não suportada ^{ns}
H14a: AD x VOLD → FC	0,064	1,055	0,292	Não suportada ^{ns}
H14b: AD x VARD → FC	0,126	1,879	0,06	Não suportada ^{ns}
H14c: AD x VELD → FC	0,133	2,607	0,009	Suportada ^{***}
H14d: AD x VERD → FC	0,099	1,813	0,07	Não suportada ^{ns}
H15: AD x SC → CE	-0,1	2,207	0,027	Suportada ^{**}
H16: AD x ANS → CE	-0,095	1,983	0,047	Suportada ^{**}
H17: AD x FC → CE	-0,008	0,142	0,887	Não suportada ^{ns}
H18: AD x SC → DP	0,117	2,387	0,017	Suportada ^{**}
H19: AD x ANS → DP	0,174	3,649	0	Suportada ^{***}
H20: AD x FC → DP	0,087	1,37	0,171	Não suportada ^{ns}
H21: AD x CE → DP	0,163	3,044	0,002	Suportada ^{***}

Legenda: VOLD = Volume dos Dados; VARD = Variedade dos Dados; VELD = Velocidade dos Dados; VERD = Veracidade dos Dados; AD = Alfabetização em Dados; ANS = Ansiedade; CE = Comportamento de Evitação; FC = Fadiga Cognitiva; SC = Sobrecarga Cognitiva

*** = $T > 2,57$ e $p < 0,01$; ** = $T > 1,96$ e $p < 0,05$; ns = não significativa.

Fonte: Elaborada pela autora com base nos dados da pesquisa e com auxílio do software SmartPLS 4.

O resultados revelaram que a associação entre a Velocidade dos Dados e a Fadiga Cognitiva é moderada significativamente pela Alfabetização em Dados ($p < 0,05$). Verificou-se que a Alfabetização em Dados fortalece a referida associação, diferentemente do hipotetizado. Em outras palavras, a Alfabetização em Dados amplifica o efeito da Velocidade dos Dados na Fadiga Cognitiva, mesmo que este efeito direto não seja significativo. Portanto, a associação positiva entre a Velocidade dos Dados e a Fadiga Cognitiva é mais forte para indivíduos com níveis mais altos de Alfabetização em Dados em comparação com aqueles com níveis mais baixos. Vale ressaltar que a associação direta entre a Velocidade dos Dados e a Fadiga Cognitiva não foi suportada. No entanto, a Alfabetização em Dados não exerce efeito moderador significativo nas demais associações entre as características dos dados e os estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva.

Verificou-se que a Alfabetização em Dados exerce um efeito moderador significativo ($p < 0,05$) na associação positiva entre a Sobrecarga Cognitiva e o Comportamento de Evitação, enfraquecendo-a. Nesse caso, o efeito exercido pela Sobrecarga Cognitiva no Comportamento de Evitação é mais fraco para indivíduos com níveis mais altos de Alfabetização em Dados do que indivíduos com uma Alfabetização em Dados mais baixa.

Por outro lado, verificou-se que a Alfabetização em Dados exerce um efeito moderador significativo ($p < 0,05$) na associação inversa entre a Sobrecarga Cognitiva e o Desempenho do Profissional, fortalecendo-a. O que diverge da hipótese proposta. Portanto, os resultados apontam que a associação inversa entre Sobrecarga Cognitiva e o Desempenho do Profissional é mais forte para indivíduos com níveis mais altos de Alfabetização em Dados.

A Alfabetização em Dados exerce um efeito moderador significativo ($p < 0,05$) na associação entre a Ansiedade e o Comportamento de Evitação, enfraquecendo-a. Isso significa que o efeito exercido pela Ansiedade no Comportamento de Evitação é mais fraco para indivíduos com níveis mais altos de Alfabetização em Dados em comparação com indivíduos que apresentam níveis mais baixos. Vale lembrar que a associação direta entre a Ansiedade e o Comportamento de Evitação não foi significativa.

Ademais, verificou-se que a Alfabetização em Dados exerce um efeito moderador significativo ($p < 0,01$) na associação inversa entre a Ansiedade e o Desempenho do Profissional, fortalecendo-a. Resultado este que diverge da hipótese proposta. Assim, no âmbito da presente pesquisa, constatou-se que a associação inversa entre a Ansiedade e o Desempenho do Profissional é mais forte para indivíduos com níveis mais altos de Alfabetização em Dados em comparação com indivíduos com níveis mais baixos.

Por fim, verificou-se que a Alfabetização em Dados exerce um efeito moderador significativo ($p < 0,01$) na associação inversa entre o Comportamento de Evitação e o Desempenho do Profissional, fortalecendo-a. Esse resultado também diverge do proposto na hipótese. Especificamente, esse resultado sugere que o efeito inverso exercido pelo Comportamento de Evitação no Desempenho do Profissional é mais forte para indivíduos com níveis mais altos de Alfabetização em Dados do que para indivíduos com níveis mais baixos.

3.5.4 Análise de Condição Necessária

Tendo em vista que a maior parte das hipóteses levantadas a respeito das características dos dados como estímulos situacionais que levam a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade e a Fadiga Cognitiva não puderam ser empiricamente suportadas na PLS-SEM, realizou-se uma **Análise de Condição Necessária** (*Necessary Condition Analysis - NCA*) como um complemento para compreender melhor os resultados. Portanto, buscou-se verificar se o Volume de Dados, Variedade de Dados, Velocidade dos Dados e Veracidade dos Dados podem ser consideradas condições necessárias (embora não suficientes) para a existência dos estados

internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva. Com exceção da Veracidade dos Dados como condição necessária para a Sobrecarga Cognitiva e para a Ansiedade, uma vez que as associações diretas entre ambas as variáveis foram suportadas de maneira significativa na PLS-SEM. Sendo assim, seguindo as orientações de [Richter et al. \(2020\)](#), após avaliação dos modelos de mensuração e estrutural, realizou-se três procedimentos de NCA, uma para cada variável endógena.

Uma primeira maneira de avaliar a existência ou não de uma condição necessária é a partir da inspeção visual do **gráfico de dispersão**. A NCA identifica um espaço vazio (*ceiling zone*), onde não há casos presentes, em um canto de um gráfico de dispersão XY, no qual o eixo y representa a variável endógena e o x a variável analisada como condição necessária. Esse espaço vazio sem observações é formado no canto superior esquerdo do gráfico quando os valores do construto endógeno (eixo y) aumentam verticalmente para cima e os valores do construto antecedente (eixo x) aumentam horizontalmente para a direita. ([DUL, 2016](#); [HAIR et al., 2021](#); [DUL; HAUFF; BOUNCKEN, 2023](#)).

Esse espaço vazio é demarcado pela linha de teto (*ceiling line*) que identifica o nível mínimo de um construto antecedente que é condição necessária para obter um certo nível de um construto endógeno. Existem duas linhas de teto: a *Ceiling Envelopment - Free Disposal Hull* (CE-FDH) e a *Ceiling Regression - Free Disposal Hull* (CR-FDH). A CE-FDH é uma linha resultante de uma função linear por partes enquanto a CR-FDH é uma linha de tendência através dos cantos superiores esquerdos da CE-FDH ([DUL; HAUFF; BOUNCKEN, 2023](#)).

Se o canto superior esquerdo do gráfico de dispersão estiver vazio, é uma evidência de condição necessária. Se o canto superior esquerdo tiver observações, ou seja, não houver nenhum espaço vazio, a condição necessária não está presente. Quanto maior o espaço vazio, maior a condição que X impõe em Y ([DUL, 2016](#); [DUL; HAUFF; BOUNCKEN, 2023](#)).

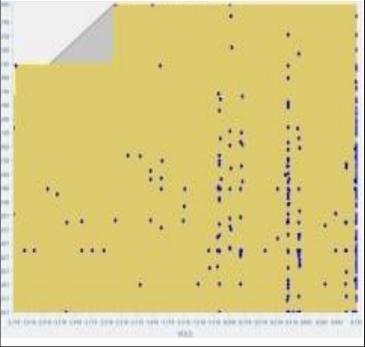
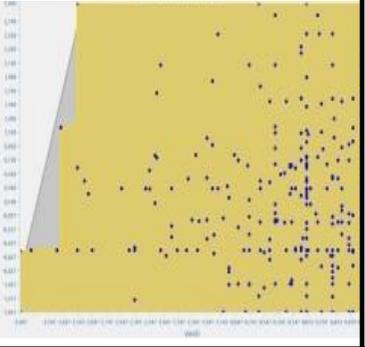
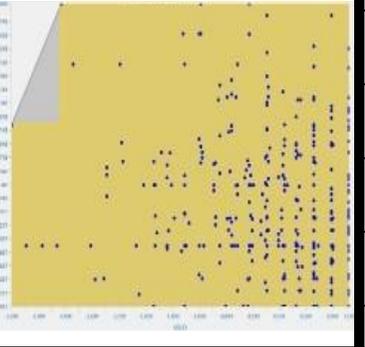
Além do gráfico de dispersão, a NCA fornece **parâmetros** para avaliação de condições necessárias. Pode-se considerar o **tamanho do efeito “d”** (*effect size*) o parâmetro-chave na NCA pois representa a extensão em que uma condição restringe um resultado. O tamanho do efeito “d” é calculado a partir da divisão do espaço vazio pelo escopo (*scope*), isto é, a área total que pode conter observações desde os valores mínimos até os valores máximos tanto da condição quanto da variável endógena. Além disso, há a **precisão** (*accuracy*) que consiste no número de observações que estão sobre ou abaixo da linha de teto dividido pelo número total de observações, multiplicado por 100% ([DUL, 2016](#); [DUL; HAUFF; BOUNCKEN, 2023](#)).

Assim, o tamanho do efeito “d” pode variar entre $0 \leq d \leq 1$. Para avaliá-lo, [Dul \(2016\)](#) e [Dul, Hauff e Bouncken \(2023\)](#) indicaram que sugeriu que $0 < d < 0,1$ representa um efeito pequeno; $0,1 \leq d < 0,3$ representa um efeito médio; $0,3 \leq d < 0,5$ representa um efeito grande e $d \geq 0,5$ representa um efeito muito grande. Com base nessa classificação, os autores sugerem que um tamanho de efeito maior ou igual a 0,1 costuma ser considerado relevante na prática, o que pode ser visto como uma diretriz geral ([DUL, 2016](#); [DUL; HAUFF; BOUNCKEN, 2023](#)).

Outra forma de avaliar os resultados da NCA é a partir dos **Gargalos** (*Bottleneck*), principalmente quando há mais de uma condição necessária a ser analisada. Os Gargalos mostram os níveis necessários de todas as condições analisadas para que diferentes níveis da variável endógena ocorram. Os níveis são expressos como porcentagem, no qual 0 é o valor mínimo observado e 100 é o valor máximo.

A [Figura 11](#) apresenta os gráficos de dispersão das condições impostas pelo Volume de Dados, Variedade de Dados e Velocidade dos Dados na Sobrecarga Cognitiva, os parâmetros resultantes da Análise de Condições Necessárias para a ocorrência de Sobrecarga Cognitiva e os níveis necessários de Volume de Dados, Variedade de Dados e Velocidade dos Dados para que a Sobrecarga Cognitiva ocorra.

Figura 11 – Análise das Condições Volume, Variedade e Velocidade dos Dados como Necessárias para a Sobrecarga Cognitiva

Gráficos de Dispersão					Gargalos (%)									
Volume de Dados		Variedade dos Dados		Velocidade dos Dados	SC	VOLD	VARD	VELD						
														
Parâmetros					0	NN	NN	NN						
Condição	Espaço Vazio	Escopo	Precisão	Tamanho de efeito "d"	10	NN	NN	NN						
VOLD	0,899	19,869	99,7%	0,06	20	NN	1,8	NN						
VARD	1,730	21,345	99,5%	0,11	30	NN	3,8	NN						
VELD	1,338	22,459	100%	0,06	40	NN	5,9	NN						
					50	NN	8	NN						
					60	NN	10	14,8						
					70	0,6	12,1	14,8						
					80	10,3	14,2	14,8						
					90	19,9	16,2	14,8						
					100	29,5	18,3	14,8						

Legenda: Linha cinza = Ceiling Envelopment with Free Disposal Hull (CE-FDH); Linha amarela = Ceiling Regression with Free Disposal Hull (CE-FDH); Pontos azuis = Observações.

VOLD = Volume dos Dados; VARD = Variedade dos Dados; VELD = Velocidade dos Dados; SC = Sobrecarga Cognitiva
 NN = Não Necessária.

Nota: Teste de permutação com 10.000 reamostras a um nível de significância de 0,01.

Fonte: Elaborada pela autora com base nos dados da pesquisa e com auxílio do software SmartPLS 4 e do pacote NCA do software RStudio.

Como pode-se observar, nos três gráficos de dispersão há um espaço vazio no canto superior esquerdo. O Volume de Dados e a Velocidade dos Dados apresentaram um tamanho de efeito pequeno ($d = 0,06$), enquanto a Variedade de Dados apresentou um tamanho de efeito médio ($d = 0,11$).

Para atingir um baixo nível de Sobrecarga Cognitiva (20%), somente a Variedade de Dados é uma condição necessária, a um nível de pelo menos (1,8%). Já para alcançar um nível médio de Sobrecarga Cognitiva (60%), a Variedade e a Velocidade dos Dados são condições necessárias a, pelo menos, um nível de, respectivamente, 10% e 14,8%. O Volume de Dados só passa a ser condição necessária para atingir 70% de Sobrecarga Cognitiva, a um nível de pelo menos 0,6%. Por fim, um alto nível de Sobrecarga Cognitiva (100%) só será alcançado com a presença de três condições necessárias: pelo menos 29,5% de Volume de Dados, 18,3% de Variedade de Dados e 14,8% de Velocidade dos Dados.

Assim, pode-se considerar que, embora não suficientes, o Volume de Dados, a Variedade de Dados e a Velocidade dos Dados são condições necessárias para a ocorrência da Sobrecarga Cognitiva.

A [Figura 12](#) apresenta os gráficos de dispersão das condições impostas pelo Volume de Dados, Variedade de Dados e Velocidade dos Dados na Ansiedade, os parâmetros resultantes da Análise de Condições Necessárias para a ocorrência de Ansiedade e os níveis necessários de Volume de Dados, Variedade de Dados e Velocidade dos Dados para que a Ansiedade ocorra.

Figura 12 – Análise das Condições Volume, Variedade e Velocidade dos Dados como Necessárias para a Ansiedade

Gráficos de Dispersão					Gargalos (%)			
Volume de Dados		Variedade dos Dados		Velocidade dos Dados	ANS	VOLD	VARD	VELD
					0	NN	NN	NN
					10	NN	NN	NN
					20	NN	1,5	NN
					30	NN	3,6	NN
					40	NN	5,7	NN
					50	NN	7,9	NN
Parâmetros					60	NN	10	1,3
Condição	Espaço Vazio	Escopo	Precisão	Tamanho de efeito "d"	70	7	12,2	4,7
VOLD	1,246	21,434	99,7%	0,1	80	14,5	14,3	8,1
VARD	1,857	23,025	99,5%	0,12	90	22,1	16,4	11,4
VELD	0,787	24,228	100%	0,06	100	29,7	18,6	14,8

Legenda: Linha cinza = Ceiling Envelopment with Free Disposal Hull (CE-FDH); Linha amarela = Ceiling Regression with Free Disposal Hull (CR-FDH); Pontos azuis = Observações.

VOLD = Volume dos Dados; VARD = Variedade dos Dados; VELD = Velocidade dos Dados; SC = Sobrecarga Cognitiva
 NN = Não Necessária.

Nota: Teste de permutação com 10.000 reamostras a um nível de significância de 0,01.

Fonte: Elaborada pela autora com base nos dados da pesquisa e com auxílio do software SmartPLS 4 e do pacote NCA do software RStudio.

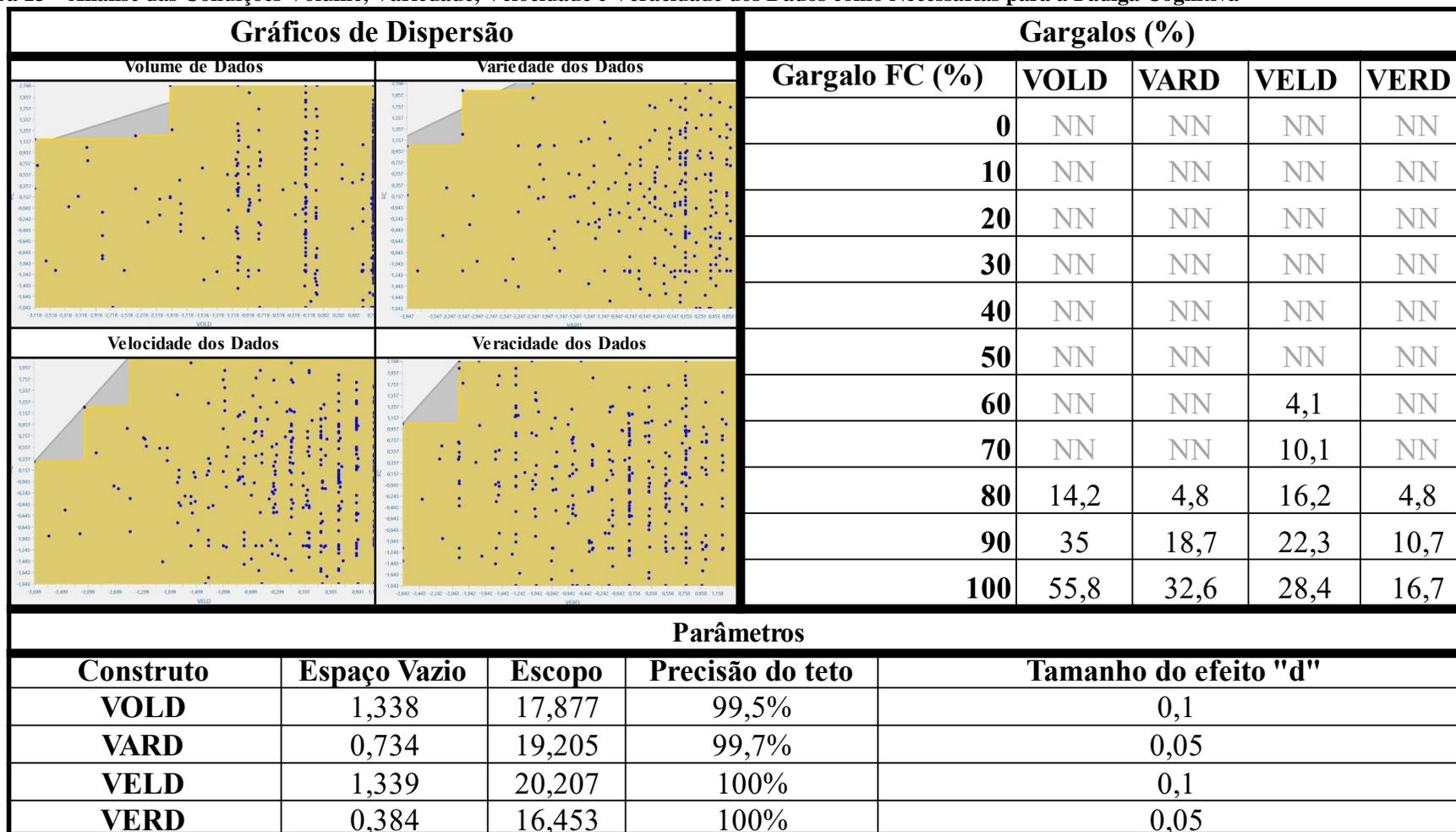
Como pode-se observar, nos três gráficos de dispersão há um espaço vazio no canto superior esquerdo. Além disso, a Velocidade dos Dados apresentou um tamanho de efeito pequeno ($d = 0,06$), enquanto a Variedade de Dados e o Volume de Dados apresentaram um tamanho de efeito médio (respectivamente, $d = 0,12$ e $d = 0,1$).

Ademais, semelhantemente aos resultados referentes a Sobrecarga Cognitiva, verificou-se que para atingir um baixo nível de Ansiedade (20%), somente a Variedade de Dados é uma condição necessária, a um nível de pelo menos (1,5%). Já para alcançar um nível médio de Ansiedade (60%), a Variedade e a Velocidade dos Dados são condições necessárias a, pelo menos, um nível de, respectivamente, 10% e 1,3%. O Volume de Dados só passa a ser condição necessária para atingir um nível de 70% de Ansiedade, a um nível de pelo menos 7%. Por fim, um alto nível de Ansiedade (100%) só será alcançado com a presença de três condições necessárias: pelo menos 29,7% de Volume de Dados, 18,6% de Variedade de Dados e 14,8% de Velocidade dos Dados.

Assim, pode-se considerar que, embora não suficientes, o Volume de Dados, a Variedade de Dados e a Velocidade dos Dados são condições necessárias para a ocorrência da Ansiedade.

A [Figura 13](#) apresenta os gráficos de dispersão das condições impostas pelo Volume de Dados, Variedade de Dados, Velocidade dos Dados e Veracidade dos Dados na Fadiga Cognitiva, os parâmetros resultantes da Análise de Condições Necessárias para a ocorrência de Fadiga Cognitiva e os níveis necessários de Volume de Dados, Variedade de Dados, Velocidade dos Dados e Veracidade dos Dados para que a Fadiga Cognitiva ocorra.

Figura 13 – Análise das Condições Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade dos Dados como Necessárias para a Fadiga Cognitiva



Legenda: Linha cinza = Ceiling Envelopment with Free Disposal Hull (CE-FDH); Linha amarela = Ceiling Regression with Free Disposal Hull (CE-FDH); Pontos azuis = Observações.

VOLD = Volume dos Dados; VARD = Variedade dos Dados; VELD = Velocidade dos Dados; SC = Sobrecarga Cognitiva

NN = Não Necessária.

Nota: Teste de permutação com 10.000 reamostras a um nível de significância de 0,01.

Fonte: Elaborada pela autora com base nos dados da pesquisa e com auxílio do software SmartPLS 4 e do pacote NCA do software RStudio.

Semelhantemente à Sobrecarga Cognitiva e a Ansiedade, verifica-se um espaço vazio no canto superior esquerdo dos gráficos. Os resultados também indicaram que a Variedade e a Veracidade apresentaram um tamanho de efeito pequeno ($d = 0,05$), enquanto o Volume de Dados e a Velocidade dos Dados e apresentaram um tamanho de efeito médio (respectivamente, $d = 0,1$).

Por fim, verificou-se que o Volume, a Variedade, a Velocidade e a Veracidade dos dados não são condições necessárias para um nível de até 50% de Fadiga Cognitiva. A Velocidade dos Dados (pelo menos 4,1%) só passa a ser uma condição necessária para atingir um nível de 60% de Fadiga Cognitiva. As demais características dos dados são necessárias somente para atingir um nível de 70% de Fadiga Cognitiva, sendo necessário um nível de pelo menos 14,2% de Volume de Dados, 4,8% de Variedade de Dados e 4,8% de Veracidade dos Dados. Um alto nível de Fadiga Cognitiva (100%) só será alcançado com a presença de quatro condições necessárias: pelo menos 55,8% de Volume de Dados, 32,6% de Variedade de Dados, 28,4% de Velocidade dos Dados e 16,7% de Veracidade dos Dados.

Assim, pode-se considerar o Volume de Dados, Variedade de Dados, Velocidade dos Dados e Veracidade dos Dados como condições necessárias, embora não suficientes, para que a Fadiga Cognitiva ocorra.

Portanto, pode-se constatar que o Volume e a Velocidade dos Dados só podem ser considerados condições necessárias para altos níveis de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva. A Variedade dos Dados, por sua vez, é uma condição necessária para atingir níveis baixos de Sobrecarga Cognitiva e Ansiedade e níveis altos de Fadiga Cognitiva. Já a Veracidade dos Dados é uma condição necessária somente para atingir níveis mais altos de Fadiga Cognitiva.

3.6 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

A luz da SOCC, verificou-se que dentre as características do Big Data analisadas como fatores circunstanciais capazes de estimular os estados internos no indivíduo, somente a Veracidade dos Dados exerceu efeitos significativos na Sobrecarga Cognitiva e na Ansiedade. Isto é, quanto menor a Veracidade dos Dados, maior a Sobrecarga Cognitiva e a Ansiedade percebidas pelo indivíduo.

Estima-se que, para garantir a Veracidade dos Dados adequada para o desempenho de suas tarefas e para facilitar a reutilização de dados ao longo do tempo, os profissionais de dados utilizam até 80% de seu tempo ([HAN et al., 2023](#)). Isso porque processos de transformações de formatos, identificação de valores duplicados, ausentes, imprecisos, inconsistentes ou incorretos, detecção de outliers, entre outras atividades de preparação e limpeza dos dados, devido sua complexidade, geralmente não são inteiramente automatizados, necessitando de um intenso esforço manual e cognitivo humano ([HAN et al., 2023](#)).

Nesse sentido, a carga cognitiva necessária para preparar e limpar dados de baixa qualidade, isto é, imprecisos, incompletos ou inconsistentes, podem contribuir para a Sobrecarga Cognitiva. Portanto, a falta de Veracidade dos Dados pode confundir e atrapalhar o indivíduo, e, assim, ser um estímulo situacional para o estado de Sobrecarga Cognitiva ([SHANKARANARAYANAN, ZHU, 2021](#); [SCHMITT; BREUER; WULF, 2021](#)).

Ademais, o resultado aponta que a percepção de Veracidade dos Dados pode vir a reduzir a Ansiedade, corroborando com evidências apresentadas no estudo de [Najib et al. \(2022\)](#). Assim, pode-se auferir que a falta de Veracidade dos Dados ser um estímulo situacional para o estado de Ansiedade uma vez que envolve incertezas sobre a qualidade, relevância ou precisão dos dados disponíveis. Por exemplo, os indivíduos podem não ter certeza sobre a fonte dos dados, a metodologia usada para coletar os dados ou a validade dos dados ([WHITE, 2012](#); [WAMBA et al., 2015](#); [GANDOMI; HAIDER, 2015](#); [SEDDON; CURRIE, 2017](#)) e essa incerteza pode causar sentimentos de preocupação, tensão, apreensão e angústia.

Por outro lado, apesar de [Mao, Jia e Huang \(2022\)](#) e [Zhang et al. \(2021\)](#) constatarem uma associação inversa entre o estado de Fadiga Cognitiva e a qualidade da informação, o mesmo não pode ser confirmado no presente estudo considerando o contexto de ambientes organizacionais de Big Data. Os autores destacaram que, para discernir informações valiosas dentre uma infinidade de informações irrelevantes e inúteis, são necessários recursos cognitivos extras, o que pode exaurir o indivíduo ([MAO; JIA; HUANG, 2022](#); [ZHANG et al., 2021](#)). Assim, o resultado pode ser interpretado considerando diferenças cognitivas ou comportamentais individuais, nas quais os profissionais gerenciam de maneira eficaz as demandas cognitivas associadas ao tratamento de dados de baixa qualidade, sem experimentar Fadiga Cognitiva significativa ([PÉREZ-CHACÓN et al., 2021](#)).

Já o Volume, Variedade e Velocidade dos Dados, por si só, não podem ser considerados estímulos situacionais para os estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga

Cognitiva. No entanto, embora não suficientes para determinar tais estados, verificou-se que o Volume, Variedade e Velocidade dos Dados são condições necessárias para que altos níveis de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva ocorram, assim como a falta de Veracidade dos Dados é uma condição necessária para que altos níveis de Fadiga Cognitiva ocorram. Nesse sentido, esses resultados podem revelar que, por tratar-se de um contexto complexo, existem outros fatores associados aos estados internos em questão que não foram considerados no presente artigo. No [Artigo 3](#) discute-se acerca de outros desafios característicos de ambientes organizacionais de Big Data (além das características dos dados) que por serem considerados pelos profissionais como estressores, emergem como potenciais estímulos situacionais dos estados de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva.

Sendo assim, tais evidências destacam que a falta de qualidade dos dados parece ser mais impactante em termos cognitivos e afetivos dos seres humanos do que a quantidade. Isto é, reflete-se acerca da possibilidade de as tecnologias avançadas estarem cada vez mais capazes de estender os limites da racionalidade humana, permitindo e facilitando que os indivíduos possam processar um volume maior de dados variados e velozes, de uma maneira melhor, sem implicar necessariamente em Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva ([SHANKARANARAYANAN, ZHU, 2021](#)). No entanto, apesar dos avanços significativos em ferramentas analíticas, alcançar a Veracidade dos Dados para obter insights de valor implica numa intensa participação do agente humano ([BUMBLAUSKAS et al., 2017](#); [CARILLO, 2017](#); [AKTER et al., 2019](#); [BOŽIČ; DIMOVSKI, 2019](#)). Dependendo da fonte de dados escolhida e do método de extração, pode haver a falta de precisão, representatividade e contexto dos dados ([STIEGLITZ et al., 2018](#)). Assim, grande parte do tempo despendido pelos profissionais de dados é na preparação ou limpeza dos dados ([JIMENEZ-MARQUEZ et al., 2019](#)). O que pode explicar os resultados obtidos em relação a Veracidade dos Dados estar inversamente associada a Sobrecarga Cognitiva e a Ansiedade. Portanto, a Veracidade dos Dados deve ser um ponto de atenção para a gestão das organizações. Principalmente, a partir de iniciativas de melhoria contínua na qualidade dos dados ([SHANKARANARAYANAN, ZHU, 2021](#)).

Além disso, os resultados obtidos corroboraram com o postulado do SOCC, no qual os estados internos percebidos pelos indivíduos podem ser determinantes para sua resposta comportamental. Verificou-se que o Comportamento de Evitação pode ser uma resposta

comportamental aos estados internos de Sobrecarga Cognitiva e Fadiga Cognitiva, no entanto, não constatou-se uma associação significativa em relação a Ansiedade.

Essas evidências revelam que os profissionais podem aplicar táticas de autorregulação para diminuir os efeitos negativos de se sentirem sobrecarregados, recorrendo a Comportamentos de Evitação como ignorar, evitar ou retirar-se ([PANG; RUAN, 2023](#)) assim como a desatenção, a interpretação tendenciosa e a procrastinação ([FUERTES et al., 2019](#)). Semelhantemente, a Fadiga Cognitiva também pode suscitar Comportamentos de Evitação por parte dos indivíduos a fim de reduzir ou mitigar emoções negativas ([ZHOU; XIE, 2023](#)).

Por outro lado, embora a literatura suporte que indivíduos que se sentem ansiosos tendem a engajar-se em Comportamentos de Evitação ([DAKER et al., 2023](#)), no âmbito da presente pesquisa essa associação não foi suportada significativamente. Uma interpretação para esse resultado pode estar no fato de que a Sobrecarga e a Fadiga são estados cognitivos relacionados a capacidades individuais de processamento mental enquanto a Ansiedade é um estado emocional relacionado a percepção de ameaça. Assim, outras estratégias de enfrentamento podem ser adotadas ([ARORA; CHAUDHARY; SINGH, 2021](#); [YU, 2022](#)), como estratégias focadas no problema, agindo sobre o ambiente ou sobre si mesmo, ou focadas na emoção, regulando os estados internos ([LAZARUS; FOLKMAN, 1984](#)). Ou também estratégias de enfrentamento ativas, propostas como por [Roth e Cohen \(1986\)](#) como o oposto à evitação, no qual os indivíduos se envolvem em atividades comportamentais, cognitivas e emocionais dirigidas a uma ameaça ao invés de se distanciar dela. Outrossim, cabe resgatar as evidências do [Artigo 1](#) de que a medida em que a Ansiedade aumenta a Fadiga Cognitiva, indiretamente, também contribui para o Comportamento de Evitação.

A SOCC também embasou resultados referentes a consequências dos aspectos cognitivos, afetivos e comportamentais em questão para o Desempenho do Profissional. As evidências do presente estudo indicam que quanto maior o nível de Sobrecarga Cognitiva e Ansiedade experienciados pelo indivíduo, menor será o seu Desempenho. Por outro lado, diferentemente da hipótese levantada, a Fadiga Cognitiva está positivamente associada ao Desempenho do Profissional. Ademais, os resultados apontaram que o Comportamento de Evitação também pode implicar em consequências negativas para o Desempenho do Profissional.

Os resultados referentes a associação inversa entre a Sobrecarga Cognitiva e o Desempenho do Profissional corroboram com evidências encontradas na literatura ([GRAF; ANTONY, 2022](#)). [Eppler e Mengis \(2004\)](#) destacam que o aumento na carga cognitiva só

contribui positivamente para o desempenho do indivíduo até atingir o limiar de sua capacidade cognitiva. Quando este for ultrapassado, ou seja, quando há a Sobrecarga Cognitiva, há uma queda no desempenho.

Quando a capacidade cognitiva do indivíduo é excedida, torna-se difícil reter e processar a carga cognitiva recebida, levando à distração, erros, dificuldades de julgamento ou avaliação, e, conseqüentemente, diminuição do desempenho. Portanto, por esse ponto de vista, a Sobrecarga Cognitiva relacionada ao trabalho com dados pode limitar a capacidade do profissional de tomar decisões eficazes rapidamente, o que não gera uma vantagem competitiva aprimorada ([MERENDINO et al., 2018](#)).

De acordo com as evidências obtidas, o estado de Ansiedade experienciado pelo profissional também pode prejudicar seu desempenho ([NAVEED; ANWAR, 2020](#); [TSAI; WU, 2021](#)). Isso porque altos níveis de Ansiedade envolvem preocupação excessiva e percepção de autoeficácia reduzida, o que pode afetar os resultados dos indivíduos na realização de tarefas e resolução de problemas ([LI et al., 2022](#)).

Nesse sentido, a Ansiedade no contexto de dados pode exercer conseqüências negativas no Desempenho do Profissional, ao passo que este se sente preocupado com a sua capacidade de alcançar sucesso no uso de dados para a realização de suas atividades ([NAVEED; ANWAR, 2020](#)). Esse sofrimento emocional pode consumir ainda mais recursos cognitivos do indivíduo, o que pode interferir na qualidade de suas entregas ([XU et al., 2021](#)).

Em contrapartida, diferentemente da hipótese proposta, os resultados indicaram uma associação positiva entre a Fadiga Cognitiva e o Desempenho do Profissional. Isto é, quanto maior o nível de Fadiga Cognitiva, maior seria o Desempenho do Profissional. Relaciona-se essa evidência com o experimento de [Wylie et al. \(2017\)](#) que verificaram que a Fadiga Cognitiva pode envolver um uso mais eficiente dos recursos cognitivos. Isto é, à medida que os indivíduos ficavam mais cansados, eles desaceleravam e eram mais cautelosos e, portanto, respondiam com maior precisão a tarefas mais difíceis. Pensando no contexto de dados, a Fadiga Cognitiva resultante de um envolvimento prolongado em tarefas cognitivas complexas pode levar os indivíduos a alocarem seus recursos cognitivos de forma mais seletiva e focada. Esse foco pode ter relação com uma maior eficiência em tarefas que exigem atenção ou concentração contínuas, como é o caso dos processos relacionados aos dados. Também vale resgatar a evidência obtida no [Artigo 1](#) de que indivíduos com maiores níveis de Alfabetização em Dados são mais propensos aos estado interno de Fadiga Cognitiva, o que pode estar

relacionado com essa associação positiva entre a Fadiga Cognitiva e o Desempenho do Profissional.

Outrossim, o Comportamento de Evitação geralmente envolve o distanciamento de tarefas que são percebidas como desafiadoras, desconfortáveis ou estressantes como uma forma de escapar de possíveis emoções negativas. O que pode levar a atrasos, trabalho de qualidade inferior e, conseqüentemente, afetar negativamente o Desempenho do Profissional ([XU et al., 2021](#)). Isso posto, o Comportamento de Evitação no contexto de dados pode trazer conseqüências negativas para o desempenho do indivíduo ([BAWDEN; ROBINSON, 2009](#); [SOROYA et al., 2021](#)). O indivíduo pode vir a tomar decisões com base em dados insuficientes, suscitando erros e mal-entendidos ([DAI; ALI; WANG, 2020](#)) o que pode afetar, inclusive, a organização.

Os resultados obtidos também indicam o efeito positivo exercido pela Alfabetização em Dados no Desempenho do Profissional. Os dados nunca foram tão abundantes e tão acessíveis nas organizações, então a Alfabetização em Dados vem tornando-se um pré-requisito para os profissionais modernos serem eficazes em seu trabalho ([LI et al., 2023](#)). A capacidade de entender o contexto, pensar criticamente, analisar dados e gerar informações e conhecimento acionáveis está associada com o Desempenho do Profissional em ambientes organizacionais de Big Data ([PROVOST; FAWCETT, 2013](#)).

Ainda em relação a Alfabetização em Dados, os resultados revelaram o papel moderador exercido por essa variável em algumas associações propostas. No entanto, a direção resultante da maioria das moderações foi diferente do hipotetizado, o que provocou reflexões.

Verificou-se que, embora a associação direta entre a Velocidade dos Dados e a Fadiga Cognitiva não tenha sido significativa, a Alfabetização em Dados modera (amplifica) o efeito da Velocidade dos Dados na Fadiga Cognitiva. Uma possível explicação pode ser que indivíduos com níveis mais altos de Alfabetização em Dados tendem a trabalhar com uma velocidade maior de dados e, por estarem responsáveis por atividades cognitivamente exigentes, podem experimentar níveis mais altos de Fadiga Cognitiva.

A Alfabetização em Dados também moderou as associações entre a Sobrecarga Cognitiva e o Comportamento de Evitação e entre a Ansiedade e o Comportamento de Evitação, enfraquecendo-as. Essas evidências sugerem que indivíduos mais Alfabetizados em Dados podem lidar com níveis mais altos de Sobrecarga Cognitiva e Ansiedade sem recorrer ao Comportamento de Evitação. Assim como indivíduos com níveis mais baixos de Alfabetização

em Dados ao experiencarem níveis mais altos de Sobrecarga Cognitiva e Ansiedade, podem ser mais propensos ao Comportamento de Evitação.

Os resultados também apontam que a Alfabetização em Dados modera as associações entre a Sobrecarga Cognitiva e o Desempenho do Profissional, entre a Ansiedade e o Desempenho do Profissional e entre o Comportamento de Evitação e o Desempenho do Profissional. No entanto, diferentemente das hipóteses levantadas, a Alfabetização em Dados fortaleceu essas associações, ao invés de enfraquecê-las.

Hipotetizou-se que indivíduos com níveis mais altos de Alfabetização de Dados estivessem mais bem capacitados para gerenciar os estados de Sobrecarga Cognitiva e a Ansiedade relacionadas aos dados e ter um bom desempenho, além de serem menos afetados pelas consequências do Comportamento de Evitação. No entanto, esse resultado pode ser interpretado pelo ponto de vista de que é possível que indivíduos com níveis mais altos de Alfabetização de Dados tendam a se envolver em tarefas mais complexas, de maior impacto. Consequentemente, o impacto inverso da Sobrecarga Cognitiva no Desempenho do Profissional pode ser amplificado nesse contexto. Assim como indivíduos Alfabetizados em Dados podem ter responsabilidades ou expectativas mais altas sobre si ou sintam mais pressão para ter um bom desempenho, levando a uma maior Ansiedade e a um impacto inverso mais forte em seu desempenho. O que também pode envolver um maior comprometimento do Desempenho do Profissional devido ao Comportamento de Evitação.

Parte-se, portanto, da compreensão de que a Alfabetização em Dados se trata de um construto bastante complexo. Nesse sentido, entende-se que as hipóteses foram desenvolvidas com foco em sua definição básica, isto é, o corpo de conhecimento e habilidades relacionados aos dados. No entanto, os resultados permitem refletir que a Alfabetização em Dados pode estar relacionada a função desempenhada, o nível de responsabilidade do profissional, os stakeholders envolvidos, experiências vividas etc. Aspectos esses que podem vir a impactar os fenômenos de interesse da presente pesquisa, como a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva, o Comportamento de Evitação e o Desempenho do Profissional.

No geral, conclui-se que as associações entre a Alfabetização em Dados, Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Desempenho do Profissional sejam complexas e multifacetadas. Portanto, mais pesquisas são necessárias para entender os elementos subjacentes ao efeito moderador da Alfabetização em Dados na associação inversa entre a Sobrecarga Cognitiva e o Desempenho do Profissional e entre a Ansiedade e o Desempenho do Profissional.

3.7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Desenvolveu-se o presente artigo com o objetivo de **Verificar como o Big Data está associado a Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva, como tais estados contribuem para o Comportamento de Evitação, quais as consequências para o Desempenho do Profissional e qual o efeito moderador exercido pela Alfabetização em Dados nesse contexto.** Para tal, embasou-se no framework teórico Situação – Organismo – Comportamento – Consequência (SOCC) para analisar os efeitos das características do Big Data (Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade dos Dados) nos estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva, e o efeito desses estados no Comportamento de Evitação, assim como as consequências desses fatores cognitivos, afetivos e comportamentais para o Desempenho do Profissional. Ademais, investigou-se o efeito da Alfabetização em Dados no Desempenho do Profissional e seu efeito moderador nas associações entre os estímulos situacionais, estados internos, comportamento e consequência.

Nesse sentido, em relação a Questão de Pesquisa: **Qual o efeito o Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade dos Dados, isto é, o Big Data, exercem na Sobrecarga Cognitiva, na Ansiedade e na Fadiga Cognitiva?** concluiu-se que somente a Veracidade dos Dados exerceu um efeito direto significativo nos estados de Sobrecarga Cognitiva e Ansiedade. Efeito este inverso, ou seja, quanto menor a Veracidade dos Dados, maior a Sobrecarga Cognitiva e a Ansiedade experienciada pelos indivíduos. As demais Características dos Dados, isto é, o Volume, Variedade e Velocidade dos Dados, apesar de não serem suficientes para determinar a ocorrência da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva, podem ser consideradas condições necessárias para que esses estados internos ocorram. Assim como a falta Veracidade dos Dados também pode ser considerada uma condição necessária, embora não suficiente, para a ocorrência da Fadiga Cognitiva.

A Questão de Pesquisa **Quais as implicações da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva e Comportamento de Evitação no Desempenho dos Profissionais?** foi respondida à medida em que concluiu-se que a Sobrecarga Cognitiva, além de levar o indivíduo ao Comportamento de Evitação, também tem como consequência a queda no Desempenho do Profissional. Assim como o Comportamento de Evitação também implica inversamente no Desempenho do Profissional. A Ansiedade não acarreta diretamente o Comportamento de Evitação, no entanto, exerce um efeito inverso no Desempenho do Profissional. Ademais, a Fadiga Cognitiva também pode levar o indivíduo ao Comportamento de Evitação que é

negativo para o Desempenho do Profissional. No entanto, diretamente, a Fadiga Cognitiva pode ser benéfica para o Desempenho do Profissional.

Por fim, respondeu-se à Questão de Pesquisa **Qual o efeito moderador exercido pela Alfabetização em Dados nas associações entre o Big Data, os referidos fatores cognitivos, afetivos e comportamentais e o Desempenho dos Profissionais?** verificando que, além do impacto positivo exercido pela Alfabetização em Dados no Desempenho do Profissional, a Alfabetização em Dados modera as associações entre a Velocidade dos Dados e a Fadiga, a Sobrecarga Cognitiva e o Comportamento de Evitação, a Sobrecarga Cognitiva e o Desempenho do Profissional, a Ansiedade e o Comportamento de Evitação, a Ansiedade e o Desempenho do Profissional e entre o Comportamento de Evitação e o Desempenho do Profissional. No entanto, salienta-se que a maioria desses efeitos moderadores significativos (com exceção das associações entre a Sobrecarga Cognitiva e o Comportamento de Evitação e entre a Ansiedade e o Comportamento de Evitação) resultaram em direções opostas ao hipotetizado, isto é, fortalecendo-as ao invés de enfraquecê-las. Essa descoberta provocou reflexões sobre a complexidade do construto Alfabetização em Dados e demais elementos envolvidos além dos conhecimentos e habilidades relacionados aos dados.

Desta maneira, a estrutura teórica SOCC ofereceu uma lente valiosa para entender e explicar os fatores que moldam as ações individuais e seus resultados subsequentes. **Contribuiu-se para o avanço da pesquisa** sobre fatores cognitivos, afetivos e comportamentais no contexto de ambientes organizacionais de Big Data, seus possíveis antecedentes e possíveis consequentes. Os resultados ampliam a literatura sobre Big Data ao diferenciar conceitual e operacionalmente suas principais características, ao invés de tratá-lo como um conceito holístico ([GHASEMAGHAEI; TUREL, 2021](#)). Assim, este estudo trouxe *insights* sobre o efeito direto de cada característica do Big Data nos estados internos cognitivos e afetivos dos indivíduos. As evidências empíricas resultantes deste estudo esclareceram como, dentre as características dos dados, a Veracidade dos Dados pode ser considerada um estímulo situacional que suscita os estados internos de Sobrecarga Cognitiva e Ansiedade. Portanto, é de suma importância de atentar-se para a Veracidade dos Dados uma vez que a falta desta pode suscitar os estados internos de Sobrecarga Cognitiva e Ansiedade. Assim como os estados internos de Sobrecarga Cognitiva e a Fadiga Cognitiva podem induzir o Comportamento de Evitação como Resposta. Os resultados também apontam que os estados internos de Sobrecarga Cognitiva e Ansiedade e o Comportamento de Evitação acarretam consequências negativas para

o Desempenho do Profissional. Por outro lado, o estado interno de Fadiga Cognitiva resulta em consequências positivas para o Desempenho do Profissional.

Portanto, tais resultados indicam que a SOCC pode fornecer explicações e fundamentos robustos para explicar os muitos caminhos pelos quais o contexto ambientes organizacionais de Big Data podem influenciar os indivíduos e o uso bem sucedido dos dados nas operações diárias. Isto é, por ser um modelo abrangente e multifacetado, torna claro a complexidade e subjetividade inerente ao ser humano no qual fatores cognitivos e afetivos podem estar associados a fatores comportamentais e que tais associações possuem consequências.

Ademais, contribuiu-se para a pesquisa sobre Alfabetização em Dados enfatizando a sua importância para o Desempenho do Profissional. Outrossim, também proporcionou-se diferentes perspectivas sobre a Alfabetização em Dados nas quais o conjunto de conhecimentos e habilidades relacionadas aos dados pode mitigar alguns desafios, mas também pode intensificar outros. Isto é, ao passo que a Alfabetização em Dados pode enfraquecer o efeito da Sobrecarga Cognitiva no Comportamento de Evitação e o efeito da Ansiedade no Comportamento de Evitação, ela também potencializa o efeito positivo da Velocidade dos Dados na Fadiga Cognitiva, o efeito inverso da Sobrecarga Cognitiva no Desempenho do Profissional, o efeito inverso da Ansiedade no Desempenho do Profissional e o efeito inverso do Comportamento de Evitação no Desempenho do Profissional. Esses resultados, a princípio contraintuitivos, uma vez que hipotetizou-se que indivíduos com níveis mais altos de Alfabetização em Dados estariam mais bem preparados para lidar com Big Data e ter um bom desempenho mesmo em situações desafiadoras, abrem margem para uma maior reflexão sobre o construto de Alfabetização em Dados.

Os resultados deste estudo também levantam **implicações práticas** para as partes interessadas, tanto para os próprios profissionais em ambientes organizacionais ricos em dados quanto para seus gestores. As descobertas sugerem a importância de atentar-se a problemática da Veracidade dos Dados uma vez que a falta de qualidade dos dados pode se traduzir em Sobrecarga Cognitiva e Ansiedade, que por sua vez podem levar ao Comportamento de Evitação e a uma queda no Desempenho do Profissional. Portanto, a partir das evidências proporcionadas, profissionais e gestores podem buscar medidas que mitiguem ou controlem tais desafios existentes nesse contexto.

Por fim, o presente artigo **contribui com esta tese** ao proporcionar evidências empíricas sobre as características do Big Data (Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade dos Dados)

como antecedentes e/ou condições necessárias da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva e sobre os consequentes da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva, Comportamento de Evitação e Alfabetização em Dados em termos de Desempenho do Profissional. Assim como lançou-se luz sobre o efeito moderador exercido pela Alfabetização em Dados.

No entanto, apesar de ter alcançado seu objetivo, reconhece-se que existem algumas **limitações** no presente estudo. Primeiramente, tendo em vista que as unidades de análise foram selecionadas por acessibilidade da autora, não se pode generalizar os resultados obtidos, ainda que tenha-se esforçado para alcançar uma diversidade de informantes. Ademais, concentrou-se apenas em quatro características do Big Data, isto é, Volume dos Dados, Variedade dos Dados, Velocidade dos Dados e Veracidade dos Dados como estímulos situacionais. Portanto, demais características como Valor, Visualização, Variabilidade e demais fatores existentes não foram considerados. Além disso os resultados obtidos limitam-se a percepção dos respondentes, não sendo complementados por outras fontes de coleta e, portanto, não havendo triangulação dos dados.

Sugere-se para estudos futuros a expansão dos resultados obtidos a partir de outros métodos e técnicas de coleta de dados e, principalmente, a adição de construtos que não foram considerados no modelo. As hipóteses não suportadas merecem ser investigadas para entender quais outros aspectos podem estar associados. Saliencia-se que os possíveis antecedentes da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva foram explorados mais profundamente no [Artigo 3](#) da presente Tese. No entanto, há oportunidades de estudos futuros sobre quais outros estímulos situacionais podem suscitar tais fenômenos.

Outrossim, os resultados referentes ao efeito moderador da Alfabetização em Dados, principalmente, a direção do efeito que contrariou as hipóteses levantadas, também é uma importante via de pesquisa futura. A Alfabetização em Dados consiste em um construto bastante complexo que ainda precisa ser desenvolvido para além das habilidades e conhecimentos referentes aos dados. Por fim, uma vez que os achados da presente pesquisa foram estruturados e analisados com base na lente teórica SOCC, sugere-se a análise dos fenômenos de interesse a partir de outras teorias para que se possa avançar no conhecimento sobre os desafios cognitivos, afetivos e comportamentais no contexto de dados.

4. ARTIGO 3

ESTRESSORES EM AMBIENTES ORGANIZACIONAIS DE BIG DATA: UM ESTUDO SOBRE AS CARACTERÍSTICAS DOS DADOS, CARACTERÍSTICAS DO TRABALHO COM DADOS E LACUNAS NA ALFABETIZAÇÃO EM DADOS

RESUMO

Este artigo teve como objetivo analisar os estressores existentes em ambientes organizacionais de Big Data percebidos pelos profissionais para fornecer uma compreensão de potenciais estímulos situacionais dos estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva. Para tal, realizou-se um estudo qualitativo exploratório aplicando alguns elementos da Teoria Fundamentada em Dados (*Grounded Theory*) através de entrevistas com 40 profissionais que atuam em ambientes organizacionais de Big Data. As descobertas deste artigo proporcionam uma síntese dos principais estressores percebidos por profissionais que atuam em ambientes organizacionais de Big Data, sendo estes: 1) Características dos Dados (Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade dos Dados), 2) Características do Trabalho com Dados (Carga, Incerteza, Complexidade, Prazos e Mercado de Trabalho com Dados) e 3) Lacunas na Alfabetização em Dados (dos Superiores, dos Demais Colaboradores e Autoavaliação do próprio Indivíduo). Ressalta-se que se pode verificar combinações entre diferentes categorias de estressores. Esses resultados indicam possíveis vias de estudos futuros uma vez que tais estressores e combinações de estressores podem ser potenciais estímulos situacionais dos estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva.

Palavras-chave: Big Data, Grounded Theory, Alfabetização em Dados, Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva.

**STRESSORS IN ORGANIZATIONAL BIG DATA ENVIRONMENTS:
A STUDY ON THE DATA CHARACTERISTICS, CHARACTERISTICS OF WORKING
WITH DATA AND LACK OF DATA LITERACY**

ABSTRACT

This paper aimed to analyze the existing stressors in Big Data organizational environments perceived by professionals to provide a understanding of potential situational stimuli of the internal states of Cognitive Overload, Anxiety and Cognitive Fatigue. To this end, an exploratory qualitative study was carried out applying some elements of Grounded Theory through interviews with 40 professionals from Big Data organizational environments. The study's findings indicate the main stressors perceived by these professionals are: 1) Data Characteristics (Volume, Variety, Speed and Veracity of Data), 2) Characteristics of Working with Data (Load, Uncertainty, Complexity, Deadlines and Job Market with Data) and 3) Gaps in Data Literacy (from Superiors, Other Collaborators and the Individual's own Self-Assessment). It is noteworthy that in the informants' statements, combinations between different categories of stressors can be seen. These results indicate possible avenues for future studies since such stressors and combinations of stressors can be potential situational stimuli of the internal states of Cognitive Overload, Anxiety and Cognitive Fatigue among Big Data professionals.

Keywords: Big Data, Grounded Theory, Data Literacy, Cognitive Overload, Anxiety, Cognitive Fatigue.

4.1 INTRODUÇÃO

O “Big Data” tornou-se um ‘*hot topic*’ universal que atrai progressivamente a atenção de profissionais e acadêmicos no campo de negócios ([ZHANG et al., 2021](#)), sendo descrito como “*a disrupção tecnológica mais significativa nos ecossistemas de negócios e acadêmicos desde a ascensão meteórica da Internet e da economia digital*” ([AGARWAL; DHAR, 2014, p.443](#)). Esse fenômeno é considerado disruptivo pelo seu significativo impacto “*nas pessoas, nos processos, nas tecnologias e, conseqüentemente, nas organizações, nas indústrias e em praticamente todas as facetas do mundo em que vivemos*” ([ABBASI et al., 2016, p. 2](#)).

O aumento do volume, variedade e velocidade dos dados possibilitou as organizações extraírem novos insights que não eram viáveis anteriormente com pequenas quantidades de dados homogêneos e estáticos ([GUPTA; RANI, 2019](#)). Contudo, [Gandomi e Haider \(2015, p.140\)](#) salientam que “*o Big Data não vale nada no vácuo*”, portanto, essa enorme quantidade de dados de baixo valor deve ser transformada em informações de alto valor ([GUPTA; RANI, 2019](#)). Para concretizar o verdadeiro potencial do Big Data, é necessária uma combinação de conhecimentos técnicos e gerenciais e ferramentas tecnológicas e metodologias de processamento e análise avançadas. Em outras palavras: dados, humanos e tecnologia ([CHEN; CHIANG; STOREY, 2012](#); [KIM; TRIMI; CHUNG, 2014](#); [BOŽIČ; DIMOVSKI, 2019](#); [POTHIER; CONDON, 2020](#)).

Nesse sentido, [Gupta e Rani \(2019, p. 323\)](#), ressaltam que “*a infinidade de dados oferece oportunidades e desafios equivalentes*”. Ou seja, a medida em que as organizações podem alcançar vantagens competitivas a partir dos dados ([JANSSEN; VAN DER VOORT; WAHYUDI, 2017](#); [ZHANG et al., 2021](#); [OESTERREICH; ANTON; TEUTEBERG, 2022](#)), elas também podem enfrentar diversos **obstáculos** ([SIVARAJAH et al., 2017](#); [GUPTA; RANI, 2019](#)). [Cappa et al. \(2020\)](#) argumentam que a ‘grandeza’ do Big Data, por si só, não garante a criação de valor para uma empresa e pode, inclusive, refletir-se em um ‘*dark side*’ ([GROVER; LIM; AYYAGARI, 2006](#); [HILLS, 2019](#)) devido aos **desafios** associados a grandes volumes de dados variados gerados em um ritmo crescente e de qualidade questionável ([BHARADWAJ; NOBLE, 2017](#)).

[Ghasemaghaei e Turel \(2022\)](#) apontam que, embora tenham sido desenvolvidas muitas ferramentas avançadas para cada etapa do ciclo de vida dos dados, os indivíduos inseridos em ambientes organizacionais de Big Data ainda são limitados nas suas capacidades de processamento cognitivo e atenção. Nesse contexto, os profissionais precisam rotineiramente

procurar os dados mais úteis dentre uma infinidade de dados diversos disponíveis e manipulá-los antes que se tornem obsoletos para gerar insights por meio de procedimentos sofisticados de análise. Assim, os autores salientam que é razoável esperar que os indivíduos percebam o **ambiente organizacional de Big Data** como **estressante**.

Por essa perspectiva, [Ghasemaghaei e Turel \(2022\)](#) indicam como caminho de pesquisa a investigação sobre os **estressores** existentes em ambientes organizacionais de Big Data, isto é, os mecanismos através dos quais o Big Data faz com que os profissionais experienciem o estado de estresse, incluindo um amplo conjunto de características do trabalho e/ou características individuais. O que se faz relevante uma vez que, de acordo com [Meadows et al. \(2022\)](#), a literatura existente oferece pouca síntese dos desafios que o contexto de Big Data pode apresentar para os indivíduos, o que dificulta que estes sejam enfrentados.

Nesse sentido, [Sivarajah et al. \(2017\)](#) e [Meadows et al. \(2022\)](#) desenvolveram revisões da literatura sobre os desafios existentes em ambientes organizacionais de Big Data. [Sivarajah et al. \(2017\)](#) identificaram três diferentes tipos de desafios: a) características dos dados (Volume, Variedade, Velocidade, Veracidade, Variabilidade, Visualização e Valor dos Dados); b) processos de manuseio dos dados (Armazenamento, Mineração, Limpeza, Agregação, Integração, Análise, Modelagem, e Interpretação de Dados); e c) questões gerenciais relacionadas aos dados (Privacidade, Segurança, Governança, Compartilhamento, Custos Operacionais, Propriedade, e Ética dos Dados). [Meadows et al. \(2022\)](#) apontaram três desafios: a) melhorar competências e capacidades relacionadas aos dados; b) desenvolver a visão, a estratégia e as capacidades dinâmicas para o melhor uso dos dados para os negócios; e c) impactos sociais causados pelo uso dos dados nos negócios. No entanto, ambos os trabalhos concentraram-se no nível da organização e não exploraram como tais desafios impactam o indivíduo inserido nesses contextos. Outrossim, tais resultados foram oriundos de revisões da literatura e não em dados empíricos.

Nesse sentido, emerge a seguinte **Questão de Pesquisa (QP)**:

QP: *Quais elementos, fatores ou circunstâncias existentes em ambientes organizacionais de Big Data são considerados pelos profissionais inseridos nesse contexto como estressores e, portanto, passíveis de suscitar os estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva?*

Sendo assim, o presente estudo tem como **objetivo** *analisar os estressores existentes em ambientes organizacionais de Big Data percebidos pelos profissionais para fornecer uma compreensão de potenciais estímulos situacionais dos estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva.*

Esta pesquisa define estressores como condições ou estímulos que causam estresse a um indivíduo, desafiando suas capacidades adaptativas e causando respostas e sentimentos adversos ([FINK, 2016](#)). Especificamente, considerou-se como estressores os elementos, fatores ou circunstâncias existentes em ambientes organizacionais de Big Data percebidos pelos profissionais como desafiadores e que podem levar a respostas negativas como os estados de Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade e a Fadiga Cognitiva. Portanto, realizou-se um estudo qualitativo exploratório aplicando alguns elementos da **Teoria Fundamentada em Dados** (*Grounded Theory*) através de **entrevistas** com 40 profissionais que atuam em ambientes organizacionais de Big Data.

As descobertas deste estudo contribuem ao proporcionar uma síntese dos principais estressores percebidos por profissionais que atuam em ambientes organizacionais de Big Data, sendo estes: **1)** Características dos Dados (Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade dos Dados), **2)** Características do Trabalho com Dados (carga, incerteza, complexidade, prazos e mercado de trabalho com dados) e **3)** Lacunas na Alfabetização em Dados (dos superiores, dos demais colaboradores e autoavaliação do próprio indivíduo). Ressalta-se que se pode verificar combinações entre diferentes categorias de estressores. O que complementou os resultados obtidos no [Artigo 2](#) da presente tese, no qual verificou-se que, com exceção da Veracidade dos Dados, as demais características do Big Data não eram suficientes para determinar, por si só, a Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e a Fadiga Cognitiva. Portanto, o presente estudo possibilitou a reflexão sobre quais outras circunstâncias combinadas com as características dos dados podem ser percebidas como estressores e impactar negativamente os profissionais, fazendo com que estes sintam-se sobrecarregados, ansiosos e/ou fadigados cognitivamente.

Este artigo está **estruturado** da seguinte forma: a presente introdução, em que contextualizou-se a temática de interesse, questão e objetivo de pesquisa, é seguida pelo referencial teórico, no qual disserta-se sobre estressores em ambientes organizacionais de Big Data já abordados na literatura. Na sequência, apresenta-se os procedimentos metodológicos adotados. Logo após são apresentados e discutidos os resultados obtidos. E, por fim, discute-se sobre as considerações finais.

4.2 REFERENCIAL TEÓRICO

4.2.1 Estressores em Ambientes Organizacionais de Big Data

Big Data representa ativos informacionais de alto volume (grande escala e magnitude), alta variedade (heterogeneidade de estrutura, formato e origem), alta velocidade (em movimento) e de natureza imprecisa e incerta (precisa de alguma manipulação para garantir sua veracidade) que exigem formas inovadoras de processamento ([GARTNER, n.d.](#); [CHEN; PRESTON; SWINK, 2015](#); [GANDOMI; HAIDER, 2015](#)). Em suma, trata-se de “*um fenômeno cultural, tecnológico e acadêmico que se baseia na [...] maximização do poder computacional e na precisão algorítmica para reunir, analisar, vincular e comparar grandes conjuntos de dados [...] para identificar padrões a fim de fazer reivindicações econômicas, sociais, técnicas e jurídicas*” e que se fundamenta na “*crença generalizada de que grandes conjuntos de dados oferecem uma forma superior de inteligência e conhecimento que pode gerar insights que antes eram impossíveis, com uma aura de verdade, objetividade e precisão*” ([BOYD; CRAWFORD, 2012, p. 663](#)).

Nesse sentido, em **ambientes organizacionais de Big Data**, os profissionais “*devem processar maiores volumes de dados que chegam de várias formas em um ritmo crescente e podem ser combinados com outros dados, mas podem ser incompletos ou de qualidade questionável*” ([BHARADWAJ; NOBLE, 2017, p. 560](#)). No entanto, esse crescimento surpreendente e a multiplicidade de dados não estruturados afetam intensamente a maneira como as pessoas processam e interpretam novos conhecimentos a partir de dados brutos ([SIVARAJAH et al., 2017](#)). Se por um lado as tecnologias avançadas permitem que o Big Data venha auxiliar o indivíduo a tomar decisões e resolver problemas em escala macro, por outro, envolve interações tão complexas e massivas que excede a capacidade cognitiva humana de processamento e compreensão ([EKBIA et al., 2015](#)). Portanto, considerando as limitações cognitivas humanas, destaca-se que à medida que os dados se tornam maiores, mais complexos e mais inexplicáveis, os indivíduos apresentam mais dificuldades em decifrar e interpretá-los ([JANSSEN; VAN DER VOORT; WAHYUDI, 2017](#); [BOŽIČ; DIMOVSKI, 2019](#)). O que faz com que ambientes organizacionais de Big Data sejam percebidos pelos indivíduos como **estressantes** ([GHASEMAGHAEI; TUREL, 2022](#)).

O estresse pode ser definido como a resposta mental ou fisiológica de um indivíduo a percepção de desequilíbrio entre suas motivações, expectativas e capacidades e as exigências

do ambiente ([DEL GIUDICE et al., 2018](#); [DODANWALA et al., 2022](#)). Os estressores são eventos ou condições que provocam uma resposta ao estresse nos indivíduos ([FINK, 2016](#)). Essas fontes de estresse podem ser de diferentes tipos, como estressores psicológicos, estressores relacionados ao trabalho, estressores interpessoais e estressores ambientais ([AMIN et al., 2023](#)).

De acordo com a literatura, os desafios existentes em ambientes organizacionais de Big Data, originam-se nas **características dos próprios dados** ([SIVARAJAH et al., 2017](#); [ZHANG; JIA; CHEN, 2019](#); [GHASEMAGHAEI; TUREL, 2021](#); [GHASEMAGHAEI; TUREL, 2022a](#); [GHASEMAGHAEI; TUREL, 2022b](#)). [Sivarajah et al. \(2017\)](#) apontam que a escala e o volume de dados são grandes desafios por si só. Ainda mais somado ao fato que esse enorme volume de dados não é consistente, nem segue um modelo ou formato específico e são rapidamente gerados ou atualizados. Além disso, geralmente, apresentam discrepâncias integrais como a falta de confiabilidade, imprecisão, ambiguidade, vieses e incertezas e seu significado é inconstante e muda rapidamente. Essas questões tornam a representação visual instintiva e eficaz dos dados um desafio. Por fim, a maioria desses dados, independentemente, são insignificantes. Sendo assim, extrair conhecimento/informações valiosas dos dados que superem o custo de armazenamento e gerenciamento desses dados também é um desafio considerável ([SIVARAJAH et al., 2017](#)). [Zhang, Jia e Chen \(2019, p. 2013\)](#) complementam que ambientes organizacionais de Big Data “fazem com que os indivíduos experimentem mais estressores devido à enorme quantidade, mudança rápida, grande variedade, alta incerteza e grande ambiguidade de dados”.

Contudo, os resultados obtidos no [Artigo 2](#) da presente tese proporcionaram a reflexão de que somente as Características dos Dados não sejam estressores significativos a ponto de, por si só, impactarem negativamente o indivíduo. Nesse sentido ressalta-se que os estudos de [Zhang, Jia e Chen \(2019\)](#), [Ghasemaghaei e Turel \(2021\)](#), [Ghasemaghaei e Turel \(2022a\)](#) e [Ghasemaghaei e Turel \(2022b\)](#) também apontam outros possíveis estressores oriundos da **natureza do trabalho com Big Data**, como uma carga de trabalho mais pesada, maior pressão de tempo, maiores incertezas e ambiguidades, maiores complexidade e dificuldade das tarefas, níveis maiores de responsabilidade, mudanças rápidas e necessidade de aprendizagem contínua de novas tecnologias, ferramentas e recursos.

Ademais, [Ghasemaghaei e Turel \(2022a\)](#) salientam que em ambientes organizacionais de Big Data, os profissionais precisam ser capazes de: 1) lidar com software e hardware que

suportem o volume, variedade e velocidade dos dados; 2) identificar dados imprecisos e redundantes; 3) analisar e visualizar muitos dados não estruturados; 4) explorar insights valiosos de vários tipos de dados em tempo hábil; e 5) tomar decisões baseadas nas evidências trazidas pelos dados. Portanto, acessar o talento adequado para lidar de maneira autossuficiente com dados não é simples, uma vez que envolve uma combinação de conhecimentos orientados para a tecnologia, negócios e uma mentalidade analítica ([KIM; TRIMI; CHUNG, 2014](#)). Assim, **Lacunas na Alfabetização em Dados** dentro de uma força de trabalho também pode ser considerado um estressor ([KITCHIN, 2014](#); [PHILLIPS-WREN; HOSKISSON, 2015](#); [VIDGEN; SHAW; GRANT, 2017](#); [ALHARTHI; KROTOV; BOWMAN, 2017](#); [POTHIER; CONDON, 2020](#)).

[Carillo \(2017\)](#) e [Božič e Dimovski \(2019\)](#) apontam que as empresas tendem a recrutar profissionais com fortes habilidades técnicas e analíticas e organizá-los em equipes com profundo conhecimento de domínio para exploração colaborativa de dados, como por exemplo, a contratação de cientistas de dados para o departamento de marketing. No entanto, [Pothier e Condon \(2020\)](#) e [Carillo \(2017\)](#) argumentam que a Alfabetização em Dados não deve ser exclusivas a analistas, cientistas, arquitetos ou engenheiros de dados, mas sim um componente cultural compartilhado entre toda a organização, inclusive, entre os tomadores de decisão e os gestores. Isso porque a Alfabetização em Dados como pode estar associada a autoconfiança e autonomia dos profissionais no que diz respeito a lidar com o Big Data de maneira autossuficiente ([GHASEMAGHAEI; TUREL, 2022a](#)). Além disso, [Zhang, Jia e Chen \(2019\)](#) apontam o importante papel das competências cognitivas da liderança para que não haja cobranças irrealistas no trabalho com dados. Portanto, de acordo com [Ghasemaghaei e Turel \(2022a\)](#) a ausência dos conhecimentos e habilidades certas relacionadas aos dados da força de trabalho, o que inclui os gestores, pode ser um estressor em ambientes organizacionais de Big Data.

Em suma, a literatura indica alguns estressores existentes em ambientes organizacionais de Big Data considerados desafiadores. No entanto, ainda há oportunidades para explorar mais profundamente tais circunstâncias na percepção de profissionais inseridos no referido contexto.

4.3 MÉTODO

4.3.1 Natureza da Pesquisa

O presente estudo foi desenvolvido a partir de uma **abordagem qualitativa**. Isto é, buscou-se compreender diferentes estressores existentes em ambientes organizacionais de Big Data em termos dos significados atribuídos pelos atores sociais que vivenciam esse contexto cotidianamente. Nesse sentido, as percepções humanas refletidas em narrativas autênticas da realidade contribuíram com detalhes, subjetividades e exemplos que dificilmente seriam constatados através de atributos lineares, métricas e quantificações ([RYNES; GEPHART JR., 2004](#); [DENZIN; LINCOLN, 2011](#); [STAKE, 2016](#)).

Dada a relativa novidade dos fenômenos estudados, a presente pesquisa foi desenvolvida a partir de um **caráter exploratório** e baseou-se na aplicação de alguns elementos da **Teoria Fundamentada em Dados** (*Grounded Theory*) ([CORBIN; STRAUSS, 1990](#); [MATAVIRE; BROWN, 2013](#)). A Teoria Fundamentada em Dados consiste no desenvolvimento de um conjunto integrado de conceitos que fornecem uma explicação teórica das características gerais dos tópicos em estudo ([CORBIN; STRAUSS, 1990](#)). Essa explicação teórica é fundamentada em observações ou dados empíricos ([MARTIN; TURNER, 1986](#)), isto é, tem o potencial de proporcionar o surgimento de descobertas originais e ricas intimamente ligadas aos dados ([URQUHART et al. 2010](#)). Trata-se, portanto, de uma abordagem adequada para a construção teórica a partir de interpretações qualitativas de realidades diárias ([URQUHART et al. 2010](#); [MATAVIRE; BROWN, 2013](#); [WIESCHE et al., 2017](#)).

[Creswell \(2014\)](#) descreveu a Teoria Fundamentada em Dados como uma estratégia apropriada na exploração de fenômenos onde o objetivo é gerar teoria, desenvolver conceitos e/ou elaborar um esquema analítico abstrato. Nesse sentido, a Teoria Fundamentada em Dados vem sendo utilizada para o desenvolvimento de definições baseadas no contexto e elucidação de fenômenos na área de SI ([URQUHART et al. 2010](#); [MATAVIRE; BROWN, 2013](#); [WIESCHE et al., 2017](#)). Na presente pesquisa, aplica-se aspectos da Teoria Fundamentada em Dados almejando explorar quais circunstâncias existentes em ambientes organizacionais de Big Data são percebidos pelos profissionais que os vivenciam como estressantes e que podem levar a respostas negativas como os estados de Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade e a Fadiga Cognitiva.

4.3.2 Nível e Unidades de Análise

[Gronn \(2002\)](#) aponta que é importante definir o nível e as unidades de análise de uma pesquisa. Segundo o autor, o nível de pesquisa compreende uma construção teórica em subcomponentes (podendo ser individual, grupos/equipes ou organizacional) para fins de referência e representação e especifica as aplicações alvo da teoria. Já as unidades de análise constituem as entidades/atores/objetos que são o foco da pesquisa ([GRONN, 2002](#)). Para garantir precisão e rigor ao estudo, deve-se defini-las pelo seu potencial de representar características aderentes ao objetivo proposto e de fornecer informações ricas e relevantes ([RAGIN, 2009](#); [RITCHIE, et al., 2013](#)).

O presente estudo se deu a **nível individual**. Portanto, buscou-se selecionar indivíduos presumivelmente expostos em suas configurações da vida real aos fenômenos de interesse, isto é, estressores em ambientes organizacionais de Big Data ([RAGIN, 2009](#)). Assim, o **público-alvo** desse estudo foi profissionais, executivos e gestores que atuam em ambientes organizacionais de Big Data, isto é, organizações/instituições que fazem uso extensivo e sistemático de dados em seus processos de negócio e gerenciais ([DALLEMULE; DAVENPORT, 2017](#)).

A **seleção** das unidades de análise se deu por acessibilidade da autora em sua rede de contatos no LinkedIn. A mesma convidou 442 profissionais que, conforme as informações disponibilizadas em seus perfis na rede social, refletiam características particulares do público-alvo estabelecido e observando a diversidade de funções desempenhadas, setores econômicos, e portes das organizações. No convite compartilhado por e-mail constavam informações sobre o objetivo e processo de pesquisa.

Alcançou-se o total de **40 profissionais como unidades de análise**. Este número pode ser considerado satisfatório, uma vez que [Glaser e Strauss \(1967\)](#) sugerem um mínimo de dez informantes e [Marshall et al. \(2013\)](#) entre 20 e 30 informantes para que seja possível obter uma compreensão profunda do fenômeno estudado e, geralmente, atingir uma saturação teórica.

O [Quadro 32](#) apresenta o perfil dos entrevistados e das organizações em que estes trabalham, juntamente com os códigos criados para manter o anonimato.

Quadro 26 – Perfil dos Entrevistados

Entrevistado(a)							Organização	
Código	Gênero	Idade	Formação acadêmica	Cargo ¹	Senioridade ²	Passou por transição de carreira?	Setor ³	Porte ⁴
E01	Masculino	25	Mestrado concluído	Engenheiro(a) de Dados	Pleno	Não	Tecnologia, Informação e Internet	Mais de 10.001
E02	Feminino	21	Ensino superior em andamento	Assistente/Estagiário(a)	Trainee/Júnior	Não	Fabricação de Produtos Químicos	Não atribuído
E03	Masculino	23	Ensino técnico em andamento	Analista de Dados	Pleno	Sim	Serviços de Publicidade	Entre 11 e 50
E04	Masculino	24	Ensino superior em andamento	Assistente/Estagiário(a)	Trainee/Júnior	Não	Serviços de Publicidade	Entre 201 e 500
E05	Masculino	37	Mestrado em andamento	Coordenador(a)/Diretor(a)/Gerente/Líder	Senior	Não	Serviços de Publicidade	Entre 201 e 500
E06	Masculino	46	Mestrado concluído	Coordenador(a)/Diretor(a)/Gerente/Líder	Senior	Não	Serviços e Consultoria de TI	Entre 2 e 10
E07	Masculino	28	Ensino superior concluído	Analista de Dados	Pleno	Sim	Serviços para Eventos	Entre 201 e 500
E08	Feminino	24	Pós-graduação lato-sensu concluída	Analista de Dados	Senior	Não	Tecnologia, Informação e Internet	Entre 1.001 e 5.000
E09	Masculino	47	Doutorado em andamento	Cientista de Dados	Senior	Não	Consultoria e Serviços Empresariais	Entre 2 e 10
E10	Masculino	25	Ensino superior em andamento	Analista de Dados	Trainee/Júnior	Não	Tecnologia, Informação e Internet	Entre 1.001 e 5.000
E11	Feminino	19	Ensino técnico em andamento	Assistente/Estagiário(a)	Trainee/Júnior	Não	Serviços de Publicidade	Entre 201 e 500
E12	Masculino	31	Doutorado em andamento	Coordenador(a)/Diretor(a)/Gerente/Líder	Senior	Não	Administração da justiça	Mais de 10.001
E13	Masculino	24	Ensino superior em andamento	Assistente/Estagiário(a)	Trainee/Júnior	Não	Entretenimento	Mais de 10.001

E14	Feminino	26	Pós-graduação lato-sensu concluída	Coordenador(a)/Diretor(a)/Gerente/Líder	Senior	Não	Serviços e Consultoria de TI	Entre 501 e 1.000
E15	Feminino	28	Pós-graduação lato-sensu em andamento	Analista de Dados	Pleno	Sim	Serviços e Consultoria de TI	Entre 11 e 50
E16	Masculino	51	Pós-graduação lato-sensu concluída	Coordenador(a)/Diretor(a)/Gerente/Líder	Senior	Não	Serviços de Informação	Entre 51 e 200
E17	Masculino	33	Ensino superior concluído	Analista de Dados	Pleno	Não	Serviços Financeiros	Mais de 10.001
E18	Feminino	28	Ensino superior concluído	Cientista de Dados	Pleno	Não	Tecnologia, Informação e Internet	Entre 1.001 e 5.000
E19	Masculino	43	Mestrado concluído	Coordenador(a)/Diretor(a)/Gerente/Líder	Senior	Não	Serviços e Consultoria de TI	Entre 201 e 500
E20	Feminino	29	Ensino superior concluído	Analista de Dados	Pleno	Não	Serviços Financeiros	Entre 1.001 e 5.000
E21	Masculino	28	Mestrado concluído	Analista de Dados	Senior	Não	Tecnologia, Informação e Internet	Entre 5.001 e 10.000
E22	Masculino	50	Doutorado em andamento	Coordenador(a)/Diretor(a)/Gerente/Líder	Senior	Sim	Administração Pública	Entre 51 e 200
E23	Feminino	32	Ensino superior concluído	Analista de Dados	Pleno	Sim	Serviços de Publicidade	Entre 201 e 500
E24	Feminino	35	Ensino superior concluído	Engenheiro(a) de Dados	Pleno	Não	Serviços e Consultoria de TI	Entre 51 e 200
E25	Feminino	25	Ensino superior concluído	Coordenador(a)/Diretor(a)/Gerente/Líder	Senior	Não	Serviços Financeiros	Entre 5.001 e 10.000
E26	Feminino	30	Doutorado em andamento	Analista de Dados	Pleno	Não	Varejo	Mais de 10.001
E27	Masculino	30	Ensino superior concluído	Engenheiro(a) de Dados	Trainee/Júnior	Sim	Serviços e Consultoria de TI	Entre 501 e 1.000

E28	Masculino	25	Ensino superior concluído	Analista de Dados	Trainee/Júnior	Não	Agricultura	Mais de 10.001
E29	Masculino	22	Pós-graduação lato-sensu em andamento	Cientista de Dados	Pleno	Não	Serviços e Consultoria de TI	Entre 51 e 200
E30	Feminino	31	Mestrado concluído	Coordenador(a)/Diretor(a)/Gerente/Líder	Senior	Não	Tecnologia, Informação e Internet	Entre 1.001 e 5.000
E31	Masculino	36	Mestrado concluído	Cientista de Dados	Pleno	Sim	Esportes para Espectadores	Entre 501 e 1.000
E32	Masculino	36	Mestrado concluído	Coordenador(a)/Diretor(a)/Gerente/Líder	Senior	Não	Serviços e Consultoria de TI	Entre 201 e 500
E33	Feminino	30	Mestrado concluído	Cientista de Dados	Pleno	Sim	Hospitais e atendimento à saúde	Mais de 10.001
E34	Feminino	30	Mestrado em andamento	Analista de Dados	Pleno	Sim	Tecnologia, Informação e Internet	Entre 1.001 e 5.000
E35	Feminino	36	Mestrado concluído	Coordenador(a)/Diretor(a)/Gerente/Líder	Senior	Não	Contabilidade	Mais de 10.001
E36	Masculino	22	Ensino superior em andamento	Assistente/Estagiário(a)	Trainee/Júnior	Não	Serviços e Consultoria de TI	Entre 201 e 500
E37	Masculino	34	Pós-graduação lato-sensu em andamento	Analista de Dados	Pleno	Não	Serviços Financeiros	Mais de 10.001
E38	Masculino	31	Pós-graduação lato-sensu concluída	Analista de Dados	Pleno	Não	Manufatura	Mais de 10.001
E39	Feminino	30	Pós-graduação lato-sensu concluída	Engenheiro(a) de Dados	Pleno	Sim	Tecnologia, Informação e Internet	Mais de 10.001
E40	Feminino	34	Ensino superior concluído	Coordenador(a)/Diretor(a)/Gerente/Líder	Senior	Não	Serviços de Informação	Entre 2 e 10

^{1 2 3 4} Dados retirados das páginas do LinkedIn das organizações em que os entrevistados atuam.

Fonte: Elaborado pela autora.

Tendo uma visão geral do **perfil dos entrevistados**, contou-se com os relatos de 23 indivíduos do gênero masculino e 17 do gênero feminino, entre 19 e 51 anos, com uma média de idade de 31 anos. A maioria dos respondentes possuem ensino superior completo (n = 33), sendo 18 destes pós-graduados (5 especialistas lato-sensu e 13 mestres).

Em termos das funções desempenhadas, 5 entrevistados são assistentes ou estagiários, 14 são analistas de dados, 5 são cientistas de dados, 4 engenheiros de dados e 12 ocupam a posição de coordenadores, diretores, gerentes ou líderes. Quanto a senioridade dos profissionais, 8 destes são trainee ou júnior, 17 são plenos e 15 são sêniores. 16 entrevistados desempenham funções de perfil analítico, 12 de perfil técnico, 9 de perfil analítico e gestão e 3 de perfil de gestão. Cabe ressaltar que 10 dos entrevistados passaram por transição de carreira para área de dados.

Em relação às organizações em que estes trabalham, foram identificados 17 setores diferentes com destaque para serviços e consultoria de TI (n = 9) e tecnologia, informação e internet (n = 8). Já, no tocante ao porte das organizações mensurado a partir do número de funcionários, salienta-se que 12 possuem mais de 10.001, 8 entre 201 e 500 e 6 entre 1.001 e 5.000. Sendo assim, pode-se considerar que o presente estudo alcançou entrevistados com um perfil diverso quanto ao gênero, idade, formação acadêmica e, principalmente, quanto a funções desempenhadas, setores econômicos, e portes das organizações.

4.3.3 Coleta de Dados

Adotou-se a **entrevista qualitativa** como técnica de coleta de dados. Na entrevista qualitativa, o pesquisador (entrevistador) faz perguntas sobre os temas de interesse as suas unidades de análise (entrevistados ou informantes) esforçando-se para obter perspectivas expressadas da maneira mais autêntica possível ([MYERS; NEWMAN, 2007](#)).

Ao seguir uma entrevista qualitativa, o pesquisador pode seguir uma **estratégia semiestruturada**. Isto é, nessa estratégia, o entrevistador dispõe de algumas perguntas para se orientar, no entanto, é flexível a improvisação, adicionando, ajustando ou suprimindo questões conforme o andamento da entrevista ([MYERS; NEWMAN, 2007](#)). O **instrumento de coleta de dados** utilizado foi um roteiro de entrevista com 7 perguntas direcionadoras e pode ser visualizado no [Quadro 33](#).

Quadro 27 – Estrutura do Roteiro Semiestruturado de Entrevista

Blocos		Questões
1	Perfil do Entrevistado ¹	1. Idade
		2. Gênero
		3. Nível de formação acadêmica
2	Desafios de Ambientes Organizacionais de Big Data	4. Pensando em ambientes organizacionais de Big Data e suas particularidades, quais são os maiores desafios para o profissional inserido nesse contexto?
3	Sobrecarga Cognitiva	5. Na sua opinião, quais elementos característicos de ambientes organizacionais de Big Data lhe causam sobrecarga cognitiva?
4	Ansiedade	6. Na sua opinião, quais elementos característicos de ambientes organizacionais de Big Data lhe causam ansiedade?
5	Fadiga Cognitiva	7. Na sua opinião, quais elementos característicos de ambientes organizacionais de Big Data lhe causam fadiga cognitiva?

Legenda: ¹ As informações referentes a função desempenhada pelo(a) entrevistado(a), ao setor e ao porte da organização foram extraídas do perfil do LinkedIn do profissional e da organização.

Fonte: Elaborado pela autora.

Antes da realização das entrevistas, foi enviado aos respondentes um **Termo de Consentimento Livre e Esclarecido** no qual solicitada a permissão para gravar a entrevista e utilizá-la para fins de pesquisa. Foi garantido aos participantes total anonimato e sigilo e que o conteúdo da entrevista não será disponibilizado a terceiros nem tornado públicos. O Termo de Consentimento Livre e Esclarecido pode ser visualizado no [Apêndice C](#).

Devido às distâncias geográficas, optou-se por realizar as entrevistas por vídeo conferência nas plataformas Microsoft Teams e Google Meet. Estas foram realizadas nos períodos entre 04 de março e 11 de maio de 2022 e entre 12 de agosto e 29 de setembro de 2022. As 40 entrevistas duraram entre 16 minutos e 1 hora e 10 minutos, com uma média de 36 minutos e, juntas, totalizando 24h e 9 minutos. O que também compreende a recomendação de 16 a 70 horas de horas de contato com as unidades de análise para obter uma maior riqueza de resultados e alcançar a saturação teórica ([MARSHALL et al., 2013](#)).

Todas as entrevistas foram transcritas de forma manual pela autora, em sua íntegra e literalmente, com foco exclusivo na palavra falada ([MCLELLAN; MACQUEEN; NEIDIG, 2003](#)). O processo de transcrição foi desenvolvido nos meses de outubro e novembro de 2022. Essas transcrições foram compiladas e armazenadas em um servidor de arquivos seguro e qualquer identificação foi removida, mantendo somente os códigos atribuídos a cada entrevistado(a).

4.3.4 Análise de Dados

Na presente pesquisa, as transcrições das entrevistas variavam, individualmente, entre 3 e 11 páginas e entre 1228 e 8268 palavras, com uma média de 5 páginas e 3.647 palavras por

transcrição. Coletivamente, as transcrições das entrevistas compuseram um documento⁸ de 178 páginas e 145.001 palavras, sendo este o corpus de análise.

Como técnica de análise de dados adotou-se a **Codificação** que, na Teoria fundamentada em Dados, representa os processos analíticos de fragmentar, conceituar e integrar os dados e, assim, construir a teoria ([CORBIN; STRAUSS, 1990](#)). Seguindo as diretrizes da Teoria Fundamentada em Dados na área de pesquisa em SI ([MATAVIRE; BROWN, 2013](#)), seguiu-se três etapas sequenciais: codificação aberta, codificação axial e codificação seletiva.

Na **codificação aberta** identifica-se e nomeia-se categorias iniciais dos dados ([CORBIN; STRAUSS, 1990](#); [WIESCHE et al., 2017](#)). Durante esse processo, propriedades significativas foram derivadas das falas dos entrevistados com base no objetivo do estudo ([JHA; CHOPRA, 2022](#)). Sendo assim, após o processo de leitura e releitura detalhada das transcrições das entrevistas, foram codificados 48 códigos '*in vivo*'.

Na **codificação axial** identifica-se as relações e os vínculos entre os códigos '*in vivo*', para criar novas categorias com base em suas semelhanças e diferenças ([CORBIN; STRAUSS, 1990](#); [WIESCHE et al., 2017](#); [JHA; CHOPRA, 2022](#)). Portanto, ao relacionar os 48 códigos '*in vivo*', obteve-se 12 categorias.

Essas 12 categorias foram refinadas na **codificação seletiva**, na qual identificou-se as categorias centrais nas quais as demais estão relacionadas, agrupando-as. Assim, alcançou-se o total de **três categorias** que representam elementos existentes em ambientes organizacionais de Big Data percebidos por profissionais inseridos nesse contexto como estressores: **1)** Características dos Dados; **2)** Características do Trabalho com Dados; e **3)** Lacunas na Alfabetização em Dados.

⁸ O referido documento foi formatado com margens esquerda e superior de 3 cm e direita e inferior de 2 cm, fonte Times New Roman tamanho 12, espaço simples e parágrafo justificado.

Quadro 28 – Processo de Codificação para Análise de Dados

Codificação Aberta	Codificação Axial	Codificação Seletiva
Volume/Quantidade/Carga de dados	Volume dos Dados	Características dos Dados
Dados desestruturados/não estruturados	Variedade dos Dados	
Diferentes formatos/tipos de dados		
Dados heterogêneos		
Dados internos e externos		
Dados rápidos	Velocidade dos Dados	
Atualização/mudança dos dados		
Dados dinâmicos		
Surgimento de dados	Veracidade dos Dados	
Falta de qualidade dos dados		
Dados errados/ incorretos		
Dados incompletos/ insuficientes		
Dados não fidedignos/ inválidos/ alterados/ manipulados		
Dados espúrios		
Dados divergentes		
Dados quebrados		
Problemas estruturais nos dados	Carga do Trabalho com Dados	Características do Trabalho com Dados
Carga/ Volume/ Quantidade de tarefas relacionadas aos dados		
Acúmulo de trabalho com dados		
Multitask/ Multitarefa relacionada aos dados	Incerteza do Trabalho com Dados	
“Não ter certeza” no trabalho com dados		
“Não ter parâmetros” no trabalho com dados		
“Não estar sob controle” no trabalho com dados		
Trabalho com dados abstrato/obscuro	Complexidade do Trabalho com Dados	
Complexidade/Dificuldade do trabalho com dados		
Demandas/Exigências do trabalho com dados		
Trabalho com dados técnico		
Trabalho com dados desafiador	Prazos do Trabalho com Dados	
Prazos apertados/curtos do trabalho com dados		
Pouco tempo no trabalho com dados		
Pressa/urgência do trabalho com dados	Mercado de Trabalho com Dados	
Dinamismo do mercado de trabalho com dados		
Mudanças do mercado de trabalho com dados		
Atualizações do mercado de trabalho com dados	Lacunas na Alfabetização	Lacunas na Alfabetização em Dados
Falta de entendimento/ conhecimento dos superiores em relação aos dados		
Distanciamento dos superiores em relação aos dados		
Expectativas altas/ fora da realidade dos superiores em relação aos dados		

Cobranças inviáveis pelos superiores em relação aos dados	em Dados dos Superiores	
Falta de definição/ planejamento dos superiores em relação aos dados		
Falta de qualificação dos demais colaboradores em relação aos dados	Lacunas na Alfabetização em Dados dos demais Colaboradores	
Falta de conhecimento dos demais colaboradores em relação aos dados		
Falta de capacidade dos demais colaboradores em relação aos dados		
Despreparo dos demais colaboradores em relação aos dados		
Dependência em relação aos dados dos demais colaboradores		
Autoavaliação de falta de conhecimento em relação aos dados	Autoavaliação de Lacunas na Alfabetização em Dados	
Autoavaliação de falta de capacidade em relação aos dados		
Autoavaliação de falta de competências em relação aos dados		
Autoavaliação de limitações em relação aos dados		

Fonte: Elaborado pela autora

O processo de codificação para análise dos dados que está apresentado no [Quadro 34](#) e no livro de códigos completo disponível no [Apêndice E](#) foi desenvolvido com o suporte do software Nvivo12.

4.3.5 Critérios de Qualidade e Validade da Pesquisa

Para assegurar a validade dos resultados obtidos pela presente pesquisa, seguiu-se 4 critérios indicados por [Makri e Neely \(2021\)](#) para pesquisas que aplicam a Teoria Fundamentada em Dados: credibilidade, transferibilidade, confiabilidade e confirmabilidade.

O critério de credibilidade visa garantir que os resultados da pesquisa representem as opiniões dos participantes e não do pesquisador ([MAKRI; NEELY, 2021](#)). Sendo assim, uma versão preliminar dos resultados foi submetida à apreciação crítica de um doutor pesquisador em gestão de sistemas e tecnologia da informação e dados e aos informantes para validação das análises realizadas.

O critério de transferibilidade visa garantir que os resultados possam ser visualizados em outras realidades, além das descritas pelos informantes ([MAKRI; NEELY, 2021](#)). Isto é, almejou-se que os resultados da presente pesquisa se apliquem a diferentes ambientes organizacionais de Big Data e não somente aos ambientes vivenciados pelos 40 entrevistados. Assim, esforçou-se para obter informantes de diferentes idades, funções e gênero atuantes em diferentes organizações, de diferentes setores e de portes diferentes. No entanto, cabe ressaltar que pesquisas na área de Administração que analisam o comportamento humano geralmente investigam contextos complexos e únicos, cujos resultados “*são uma função de um conjunto particular de circunstâncias e de indivíduos que se reúnem em um momento específico*”

([SAUNDERS et al., 2009, p. 116](#)). Sendo assim, conforme apontado nas limitações do presente estudo, recomenda-se parcimônia na generalização teórica dos resultados aqui obtidos.

O critério de confiabilidade visa garantir que o estudo possa ser repetido e replicado ([MAKRI; NEELY, 2021](#)). Portanto, buscou-se fornecer com detalhes os processos realizados na coleta e na análise dos dados, apresentando o roteiro de entrevistas, o processo de codificação, assim como o livro de códigos.

Por fim, o critério de confirmabilidade busca garantir que as descobertas reflitam os dados coletados e que não haja tendenciosidade por parte do pesquisador ([MAKRI; NEELY, 2021](#)). Empenhou-se para realizar todos os procedimentos de coleta e análise dados com rigor e os resultados foram apresentados para consulta e solicitação de feedback por pares.

4.4 APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

De acordo com [Ghasemaghaei e Turel \(2022b\)](#), diferentes fatores circunstanciais podem ser considerados estressores, tanto fatores extrínsecos ao indivíduo, relacionados ao ambiente, quanto fatores intrínsecos, relacionados às suas características. Portanto, com base na análise das falas dos entrevistados, o presente estudo identificou três categorias de estressores percebidos por profissionais inseridos no referido contexto: **1) Características dos Dados**, que incluem o Volume, a Variedade, a Velocidade e a Veracidade dos Dados; **2) Características do Trabalho com Dados**, que englobam a Carga, a Incerteza, a Complexidade, os Prazos e o Mercado de Trabalho com Dados; e **3) Lacunas na Alfabetização em Dados**, tanto dos superiores, quanto dos demais colaboradores e também dos próprios entrevistados, ou seja, uma autoavaliação. Nesse sentido, verificou-se 12 estressores diferentes, 11 oriundos do ambiente organizacional de Big Data (Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade dos Dados, Carga, Incerteza, Complexidade, Prazos e Mercado de Trabalho com Dados, Lacunas na Alfabetização em Dados dos Superiores e Lacunas na Alfabetização em Dados dos Demais Colaboradores) e 1 estressor intrínseco ao indivíduo, sendo este a Autoavaliação de Lacunas na Alfabetização em Dados.

Para que se possa ter uma visão geral dos resultados obtidos após análise das entrevistas, apresenta-se no [Quadro 35](#) quais e quantos entrevistados mencionaram pelo menos uma vez cada estressor existente em ambientes organizacionais de Big Data.

Como resultado, constatou-se que 36 profissionais entrevistados mencionaram pelo menos uma Característica dos Dados como um estressor em ambientes organizacionais de Big Data. Sendo o Volume dos Dados a característica apontada por mais entrevistados (n = 24), seguida pela Veracidade dos Dados (n = 17) e a Variedade dos Dados e a Velocidade dos Dados (n = 9, cada).

Semelhantemente, 36 dentre os 40 entrevistados consideraram pelo menos uma Característica do Trabalho com Dados como um estressor em ambientes organizacionais de Big Data. Sendo a Carga do Trabalho com Dados a característica mencionada por mais profissionais (n = 20), seguida pela Incerteza do Trabalho com Dados (n = 19), Complexidade do Trabalho com Dados (n = 18), Prazos do Trabalho com Dados (n = 17) e o Mercado de Trabalho com Dados (n = 13).

Por fim, verificou-se que 35 profissionais percebem pelo menos uma forma de Lacuna na Alfabetização em Dados como estressor em ambientes organizacionais de Big Data. Dessa forma, a Autoavaliação de Lacunas na Alfabetização em Dados foi mencionada por 21 entrevistados, enquanto Lacunas na Alfabetização em Dados dos Superiores foi mencionada por 20 e Lacunas na Alfabetização em Dados dos demais Colaboradores foi mencionada por 9 entrevistados.

De maneira geral, pode-se auferir que as três categorias foram mencionadas por uma quantidade semelhante e entrevistados, com um breve destaque para as Características dos Dados e as Características do Trabalho com Dados (n = 36, cada). Mais especificamente, o Volume de Dados (n = 24), a Autoavaliação de Lacunas na Alfabetização em Dados (n = 21), a Carga do Trabalho com Dados e Lacunas na Alfabetização em Dados dos Superiores (n = 20, cada) foram os estressores citados por mais profissionais. Destaca-se que os profissionais entrevistados apontaram entre 2 e 10 estressores diferentes, com uma média de 5 por informante.

As percepções dos profissionais entrevistados sobre cada estressor existente em ambientes organizacionais de Big Data estão apresentadas e discutidas a seguir.

4.4.1 Características dos Dados

De acordo com [Zhang, Jia e Chen \(2019\)](#) trabalhar com Big Data exerce, sem dúvida, mais fatores de estresse e desafios aos profissionais na comparação com o trabalho com dados tradicionais, devido a enorme quantidade, a grande variedade, a rápida geração e a qualidade

questionável dos dados. Nesse sentido, a partir da análise das falas dos entrevistados, verificou-se que os mesmos percebem características dos próprios dados aos quais estão expostos no seu trabalho como estressores. Sendo estas características: **a)** Volume dos Dados; **b)** Variedade dos Dados; **c)** Velocidade dos Dados; e **d)** Veracidade dos Dados.

4.4.1.1 Volume dos Dados

O Volume refere-se ao tamanho do conjunto de dados ao qual o profissional está exposto. Atualmente, o Volume de Dados nas organizações, tendo em vista o acúmulo de muitas variáveis e de um aglomerado ainda maior de observações para cada variável ([GANDOMI; HAIDER, 2015](#); [GEORGE et al., 2016](#)), está aumentando radicalmente ([WAMBA et al., 2015](#)).

Dentre as falas dos entrevistados, verificaram-se termos e expressões como “*muitos / bastante / um monte de / excesso de*” ([E02](#); [E05](#); [E08](#); [E09](#); [E10](#); [E11](#); [E12](#); [E13](#); [E14](#); [E18](#); [E19](#); [E20](#); [E22](#); [E26](#); [E32](#); [E33](#); [E35](#)) ou “*absurdo / excessivo / gigantesco / grande / imenso*” ([E02](#); [E04](#); [E05](#); [E08](#); [E09](#); [E10](#); [E12](#); [E13](#); [E14](#); [E19](#); [E20](#); [E26](#); [E32](#); [E35](#)) referidas pelos profissionais para descrever a quantidade de dados, números, bases de dados e/ou tabelas com os quais lidam no seu trabalho. Alguns entrevistados exemplificaram quantitativamente esse Volume de Dados: “*relatoria semanal de 50 slides com milhões de métricas [...] relatório de 80 páginas por mês com um milhão de coisas*” ([E05](#)), “*centenas de variáveis e milhões de observações*” ([E09](#)), “*200 colunas com milhões e milhões de dados*” ([E10](#)), “*acho que são uns 60 bilhões*” ([E12](#)), “*5 milhões de linhas*” ([E20](#)), “*25 milhões de linhas*” ([E26](#)), “*mais de 7 milhões de linhas*” ([E35](#)).

Nesse sentido, a percepção do Volume de Dados como um estressor existente em ambientes organizacionais de Big Data, foi evidenciada em falas como: “*Virou um volume absurdo, gigantesco, de não se sentir apto e se sentir impactado pelo volume.*” ([E05](#)); “*É um excesso de dados pra se trabalhar. Acho que é um problema, se torna uma barreira, né?*” ([E32](#));

A tua base de dados é muito grande, tu tá relacionando muitas tabelas, muitas coisas. É um volume gigantesco de dados. Às vezes eu torço pra ser menos de 1 milhão de linhas. Tipo, uma base com 25 milhões de linhas, vai tomando uma proporção muito grande, vai escalonando muito rápido, tu se perde na volumetria dos dados. É tanto número, tanto dado, que tu chega, tipo: meu Deus, não aguento mais! Sabe? ([E26](#))

As falas destacadas coincidem com a citação de [Siravajah et al. \(2017, p. 269\)](#) de que “*A larga escala e o imenso volume de dados é um grande desafio por si só*”. [Håkonsson e Carroll \(2016\)](#) corroboram e observam que mais dados pode ser um obstáculo ao indivíduo. De acordo com [Ghasemaghaei e Turel \(2021\)](#) é provável que os profissionais tenham de investir um maior

esforço para lidar com dados volumosos em comparação com dados de menor volume, o que pode aumentar a sua percepção de incapacidade. Dessa forma, [Zhang, Jia e Chen \(2019\)](#) que apontam a enorme quantidade de dados como um estressor do contexto de big data.

4.4.1.2 Variedade dos Dados

A Variedade é atribuída a diversidade de tipos de dados disponíveis, sendo estes estruturados, semiestruturados ou não estruturados, em diferentes formatos e oriundos de diferentes fontes, internas ou externas à organização ([GANDOMI; HAIDER, 2015](#); [GEORGE et al., 2016](#); [GHASEMAGHAEI; EBRAHIMI; HASSANEIN, 2018](#)). Sendo assim, a Variedade dos Dados foi mencionada pelos entrevistados a partir de termos e expressões como: dados em “*diferentes formas / formatos*” ([E05](#); [E12](#); [E16](#); [E35](#); [E37](#)), dados “*variados*” ([E05](#); [E08](#); [E35](#)), dados “*desestruturados / não estruturados*” ([E16](#); [E35](#)), dados “*heterogêneos / heterogeneidade*” ([E06](#)), dados “*internos e externos*” ([E06](#); [E16](#); [E17](#)), dados “*de todos os tipos*” ([E08](#)). Alguns entrevistados exemplificaram quantitativamente essa variedade de dados: “*São 255 fontes diferentes*” ([E12](#)); “*São 100, 300 bases de dados diferentes*” ([E16](#)).

Nesse sentido, a percepção da Variedade dos Dados como um estressor, foi evidenciada em falas como: “*Tipicamente, a gente combina dados internos da empresa com dados externos, tá? Então um desafio bem grande é você trabalhar com dados heterogêneos e você tem uma heterogeneidade muito grande de dados, tá? É um ponto bastante delicado.*” ([E06](#)); “*Trabalhar com dados não estruturados é um terror. Então, é o formato mais do que qualquer outra coisa, várias fontes.*” ([E35](#)).

Evidências essas que vão ao encontro dos estudos de [Siravajah et al. \(2017\)](#) e [Zhang, Jia e Chen \(2019\)](#) que apontam que o enorme volume de dados disponíveis às organizações geralmente não é consistente e nem segue um modelo ou formato específico. Isto é, pode se apresentar em formatos múltiplos como, por exemplo, texto, imagem, conteúdo multimídia, áudio, vídeo, dados de sensor, mensagens (e-mail, tweets, blogs etc.), dados transacionais (logs da web, transações comerciais etc.), dados científicos (provenientes de experimentos, dados de saúde etc.), entre outros, o que torna a heterogeneidade uma propriedade desafiadora. Nesse sentido, [Ghasemaghahi e Turel \(2021\)](#) indicam que a integração e utilização de diversos tipos de dados e múltiplas fontes de dados demandam um esforço considerável do profissional e pode aumentar a incapacidade percebida, consistindo em um estressor.

4.4.1.3 Velocidade dos Dados

A Velocidade envolve a rápida frequência de geração, entrega, processamento e integração de dados em tempo real ou aproximadamente em tempo real ([GANDOMI; HAIDER, 2015](#); [GEORGE et al., 2016](#); [GHASEMAGHAEI; EBRAHIMI; HASSANEIN, 2018](#)). Assim, verificaram-se termos e expressões como: “*muda / atualiza / surge muito rápido*” ([E11](#); [E12](#); [E18](#); [E26](#); [E30](#); [E38](#)), “*do dia pra noite*” ([E38](#)), “*ao mesmo tempo / mesmo instante*” ([E12](#); [E18](#); [E23](#)), “*em muito pouco tempo*” ([E30](#)) e “*o tempo todo / toda hora*” ([E11](#); [E12](#)) referidas pelos entrevistados para descrever a velocidade dos dados com os quais lidam no seu trabalho.

A percepção da velocidade dos dados como um estressor em ambientes organizacionais de Big Data foi evidenciada em falas como: “*É dinâmico, né? A cada três, quatro meses os códigos são atualizados. Quando vê já mudou tudo, aquele número já não faz mais sentido, aquilo ali já não vale mais. Muda muito e muda rápido, né?*” ([E12](#)); “*É muito dado chegando rápido, saindo muito rápido, se atualizando muito rápido, surgindo ao mesmo instante.*” ([E18](#)); “*As coisas acontecem meio que do dia pra noite, sabe? Hoje entrou dado novo, então, tipo, tu tem que tá atento pra atualizar rápido porque se tu não atualizar vai dar um problema em todo o teu sistema e tu vai perder tudo.*” ([E38](#))

[Abbasi, Sarker e Chiang \(2016\)](#) destacam que, na era do Big Data, os dados estão em constante movimento ([ABBASI; SARKER; CHIANG, 2016](#)). Nesse sentido, [Håkonsson e Carroll \(2016\)](#), [Siravajah et al. \(2017\)](#) e [Zhang, Jia e Chen \(2019\)](#) apontam que a velocidade dos dados torna-se um desafio em virtude da alta taxa de entrada de dados, isto é, a partir da criação de novos dados ou da atualização dos dados existentes. Assim, [Ghasemaghaei e Turel \(2021\)](#) argumentam que a velocidade com que os dados chegam até o indivíduo ou se atualizam em tempo real é estressante pois o processo desde a procura dos dados mais úteis e relevantes até sua análise deve ser realizado antes que estes se tornem obsoletos, período de tempo esse que diminui progressivamente ([GHASEMAGHAEI; TUREL, 2021](#)).

4.4.1.4 Veracidade dos Dados

Já a Veracidade diz respeito à precisão, autenticidade e confiabilidade dos dados e seu potencial uso para análise considerando questões como inconsistência, ambiguidade, obsolescência, ruídos e vieses ([WHITE, 2012](#); [WAMBA et al., 2015](#); [GANDOMI; HAIDER, 2015](#); [SEDDON; CURRIE, 2017](#)). A respeito disso, os entrevistados mencionaram termos e expressões referentes a “*falta de qualidade*” ([E12](#); [E24](#); [E29](#); [E36](#); [E37](#)), “*dados errados /*

incorretos” (E05; E09; E12; E13; E17; E20; E28; E34; E36), “*problemas estruturais*” (E05; E12; E28), “*dados incompletos / insuficientes*” (E08; E18), “*dados não fidedignos / válidos*” ou “*dados alterados / com alguma manipulação*” (E24; E34), “*dados espúrios*” (E06), “*divergência nos dados*” (E12; E26) e “*dados quebrados*” (E20) ao descreverem a problemas relacionados à Veracidade dos Dados com os quais trabalham.

A percepção da falta de Veracidade dos Dados como um estressor foi evidenciada em falas como: “*dados de forma errada e dados de fontes erradas, os profissionais, a equipe sofre com isso e tem coisas mais estruturais*” (E05); “*A forma com que o dado chega até nós, né? Ele não chega já tudo bonitinho e nem sempre estão completos, então isso dificulta.*” (E08); “*Esses dados não são fidedignos, essa base tá com alguma manipulação, seja realmente porque alguém foi lá e mexeu ou por algum erro específico.*” (E34);

Tem a qualidade dos dados, também que é outro problema, a falta de qualidade, porque, por vezes, a pessoa que tá na ponta inserindo os dados não tem ciência de que aquilo vai ser analisado ou, por vezes, não sabe o código correto. Tem o problema dos dados não baterem dependendo da fonte que tu pega eles, sendo que eles eram para ser a mesma coisa. Tem muito dado errado, tem dado que tu vê e tá completamente errado, tem coisas que são estruturais, que nós não vamos resolver nunca. (E12)

Tais falas condizem com os estudos de [Siravajah et al. \(2017\)](#), [Vidgen, Shaw e Grant \(2017\)](#) e [Zhang, Jia e Chen \(2019\)](#) que ressaltam que garantir a Veracidade dos Dados é um desafio considerando a falta de qualidade e confiabilidade inerente a muitas fontes de dados estruturados e não estruturados. Isto é, há discrepâncias integrais em quase todos os dados coletados, tais como: dados inconsistentes, mal definidos, incorretos e inúteis, valores faltantes e duplicações ([NAGLE; REDMAN; SAMMON, 2020](#); [RANA et al., 2021](#)). Nesse sentido, essa indispensabilidade de identificar e retificar erros para garantir a Veracidade dos Dados pode contribuir para a percepção de estresse ([GHASEMAGHAEI, 2021](#); [GHASEMAGHAEI; TUREL, 2022a](#)).

Em suma, constatou-se que 90% dos entrevistados (n = 36) percebem que a natureza da sua própria ‘matéria-prima’ de trabalho pode um estressor em ambientes organizacionais de Big Data. A literatura corrobora que, no contexto da revolução induzida pelo Big Data, os profissionais enfrentam um número crescente de desafios estressores para gerir grandes quantidades de dados variados e gerados em alta velocidade cuja qualidade é questionável ([ZHANG; JIA; CHEN, 2019](#); [GHASEMAGHAEI; TUREL, 2022a](#)).

Ressalta-se que os resultados do [Artigo 2](#) apontaram que as Características dos Dados, embora sendo condições necessárias, podem não ser suficientes para suscitar os estados de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva. Em compensação, pode-se auferir que as

Características dos Dados, relacionadas a outras circunstâncias podem ser percebidas pelos profissionais como estressores significativos. Além disso, nenhum dos 40 profissionais entrevistados indicou somente características dos dados como entressores, mas sim mencionaram também elementos de outras categorias.

O que corrobora com [Lacan e Salvetat \(2023\)](#) e [Siravajah et al. \(2017\)](#) que apontam que as características dos dados (Volume, Veracidade, Variedade e Velocidade) tornam o trabalho com dados e processos de aquisição, armazenamento, mineração, limpeza, agregação, integração, análise e modelagem e interpretação dos dados ainda mais desafiadores. Isto é, as características dos dados podem amplificar outros estressores existentes em ambientes de Big Data ([GHASEMAGHAEI; TUREL, 2022a](#)). A seguir, discute-se acerca de estressores relacionados às Características do Trabalho com Dados.

4.4.2 Características do Trabalho com Dados

Ao analisar a fala dos entrevistados, verificaram-se evidências de que características do próprio trabalho com dados são percebidos como estressores em ambientes organizacionais de Big Data. Sendo estas características: **1) Carga do Trabalho com Dados; 2) Incerteza do Trabalho com Dados; 3) Complexidade do Trabalho com Dados; 4) Prazos do Trabalho com Dados; e 5) Mercado Trabalho com Dados.**

4.4.2.1 Carga do Trabalho com Dados

A carga, quantidade ou volume de trabalho consiste em toda atividade essencial para os objetivos organizacionais que os profissionais precisam desempenhar em um determinado período de tempo ([BORMAN; MOTOWIDLO, 1997](#)). Nesse sentido, verificaram-se termos e expressões como: “*muita / muitas / várias*” ([E01](#); [E04](#); [E13](#); [E15](#); [E18](#); [E20](#); [E22](#); [E23](#); [E25](#); [E28](#); [E34](#); [E37](#); [E38](#)), “*acúmulo*” ([E09](#); [E20](#); [E22](#); [E25](#); [E34](#); [E38](#)), “*alto*” ([E07](#); [E31](#); [E38](#)), “*grande*” ([E13](#); [E15](#)), “*excesso*” ([E18](#)), referidas pelos entrevistados para descrever sua carga / volume / quantidade de trabalho, atividades, tarefas, processos, demandas, entregáveis e projetos relacionados a dados.

Alguns entrevistados exemplificaram quantitativamente essa carga de trabalho com dados: “*3, 4 projetos diferentes*” ([E07](#)), “*3, 4 relatórios*” ([E38](#)), “*6, 7 tarefas*” ([E25](#)), “*difícilmente alguém tem só uma atividade, são 500.000 responsabilidades*” ([E09](#)) e “*outras 15 coisas pra resolver*” ([E07](#)). Também foram constatadas evidências relacionadas a dimensão temporal da carga de trabalho: “*ao mesmo tempo / no mesmo momento*” ([E07](#); [E20](#); [E23](#); [E28](#)),

“em paralelo / paralelos” (E28; E37), “muito próximas” (E04), “num dia só” (E38), “o tempo inteiro / todo” (E07; E36), “pra hoje [...] pra amanhã [...] pro dia seguinte” (E02), “simultâneas” (E28) e “uma em cima da outra” (E04). Enfatiza-se a frase “quando tudo é prioridade, nada é prioridade” mencionada por E12, E28, E34 e E36, para referir-se a uma quantidade considerável de tarefas em determinado período de tempo.

A percepção da carga de trabalho com dados como um estressor em ambientes de Big Data foi evidenciada em falas como: “Você é muito multitask, tá fazendo insights, reports, o manuseio, respondendo diversos outros tópicos, gerenciamento de equipe, de cliente, outras coisas, então, isso é um ponto que estressa.” (E05); “A gente tem muitos relatórios para fazer no mesmo momento que a gente já tem que controlar os indicadores e controlar todo o resto das funções que já estão sendo feitas no dia a dia, então é muita carga de trabalho e muitas, muitas demandas.” (E23); “Geralmente, eu tenho que fazer muitas coisas, né? Envolvendo dados. E aí acumula seis, sete tarefas.” (E25);

“Eu atendo com dados a diversas áreas, né? Então, coisas diferentes que eu tenho que fazer o tempo inteiro, acaba sendo um volume alto de tarefas. Eu tô sempre em 3, 4 projetos ao mesmo tempo, né? Você nunca consegue sentar e fazer aquilo com tranquilidade, vai ter outras quinze coisas pra resolver enquanto você tá fazendo.” (E07)

“Acabo ficando com vários projetos paralelos, tem que fazer isso aqui, tem que fazer aquilo ali, tem que fazer aquilo lá. Várias demandas ao mesmo tempo, vários projetos paralelos, várias atividades simultâneas, tu tem várias coisas para entregar e tu não tem nada priorizado. Se tudo é prioridade, nada é prioridade.” (E28)

As falas dos profissionais entrevistados refletem os argumentos de [Zhang, Jia e Chen, \(2019\)](#), [Roberts, Misra e Tang \(2021\)](#) e [Ghasemaghaei e Turel \(2022a; 2022b\)](#) de que em ambientes organizacionais de Big Data as demandas de trabalho dos profissionais de dados são cada vez mais altas. Os autores relacionam essa elevada carga de trabalho com a necessidade de processamento de grandes quantidades de diferentes formas de dados quase em tempo real ([ZHANG; JIA; CHEN, 2019](#); [GHASEMAGHAEI; TUREL, 2022a; 2022b](#)). Isso representa um aumento na demanda de trabalho ou novas demandas de trabalho uma vez que processar um grande número de campos exige mais esforço em comparação com as mesmas ações aplicadas a um número menor de campos.

Outrossim, os indivíduos também se deparam com distrações, multitarefa e atenção dividida ([ROBERTS; MISRA; TANG, 2021](#)). Isto é, além das tarefas específicas de suas funções, muitas vezes os profissionais de dados precisam responder solicitações dos demais colaboradores, comunicar e explicar as descobertas para os superiores, o que pode ser estressante ([GHASEMAGHAEI; TUREL, 2022a; 2022b](#)).

4.4.2.2 Incerteza do Trabalho com Dados

A incerteza ocorre quando requisitos, objetivos ou resultados de alguma tarefa não são completamente compreendidos por quem a executa ([GALBRAITH, 1973](#); [TUSHMAN; NADLER, 1978](#); [CHANG; CHANG; PAPER, 2003](#)). A Incerteza no Trabalho com Dados se refletiu em termos e expressões como: “*é difícil de saber / nunca se sabe / não sabe / não sabendo / sem saber*” ([E03](#); [E06](#); [E07](#); [E08](#); [E09](#); [E13](#); [E18](#); [E31](#)), “*não ter muita certeza / incerteza bem grande*” ([E02](#); [E06](#); [E09](#); [E10](#); [E12](#); [E20](#); [E24](#); [E26](#); [E31](#); [E37](#); [E39](#)), “*não tem regra / parâmetros / manual de boas práticas / receita de bolo*” ([E06](#); [E12](#); [E20](#); [E30](#)), “*não está sob nosso controle*” ([E08](#); [E10](#); [E26](#)), “*muito abstrato(a) / obscuro*” ([E02](#); [E03](#); [E24](#)), “*caixinha preta*” ([E25](#)), “*falta aspectos claros / não tem uma clareza*” ([E03](#); [E09](#)), “*muito desbravador*” ([E05](#)), “*não tem garantia*” ([E06](#); [E18](#)) e “*navegando no escuro*” ([E08](#)).

Em vista disso, a percepção da incerteza no trabalho com dados como um estressor de ambientes organizacionais de Big Data, foi evidenciada em falas como: “*É incerto, porque em dados tem muitos caminhos que você pode seguir.*” ([E39](#)); “*Por exemplo, implementar modelos, isso não é algo que tem uma regra que você possa seguir claramente. Tem muitas técnicas diferentes que dá para aplicar, você não tem garantias, você não sabe até o fim. Tem uma incerteza bem grande.*” ([E06](#)); “*Como é que eu tenho certeza do que eu tô entregando se eu não conheço todas as linhas que tã ali, se eu não conheço todo o processo, se eu tô fazendo pela primeira vez, se a gente não tem o completo entendimento.*” ([E10](#)); “*Um dado pode existir de N formatos, formas já normalizadas. Então qual a fonte correta? Tem outra que pode estar mais atualizada? Ou tá melhor entregue? E isso sempre deixa aquele viés de, tipo, será que tá 100% certo? A gente não tem como garantir, não tem como saber.*” ([E18](#))

“Muitas vezes falta aspectos claros. O resultado é muito claro, mas o meio que você vai fazer isso, o processo em si, é muito obscuro. Então, você não sabe que dados você tem disponível, a ferramenta mais apropriada, quais as melhores métricas, quais relações de causa e efeito que existem entre os dados.” ([E25](#))

[Phillips-Wren e Adya \(2020\)](#) e [Ghasemaghahi e Turel \(2022a\)](#) ressaltam que a incerteza é um fator determinante para o estresse. Em vista disso, [Zhang, Jia e Chen \(2019\)](#) e [Ghasemaghahi e Turel \(2022a\)](#) apontam que ambientes organizacionais de Big Data envolvem diversas incertezas e ambiguidades, o que coincide com as evidências constatadas nas falas dos profissionais entrevistados. Dentre essas incertezas, [Håkonsson e Carroll \(2016\)](#) apontam: ‘quais são as perguntas certas a serem feitas aos dados disponíveis?’ e ‘quando os dados podem ser considerados suficientes?’.

[Goretzki, Messner e Wurm \(2023\)](#) complementam que alguns processos dentro da ciência de dados podem ser uma ‘caixa preta’. Isto é, dada a relativa novidade do campo, os profissionais de dados muitas vezes não conseguem recorrer facilmente a scripts ou modelos de como desempenhar algumas tarefas, o que pode ser um desafio.

4.4.2.3 Complexidade do Trabalho com Dados

Complexidade compreende o grau de dificuldade de processamento cognitivo de uma atividade ([URSIC; HELGESON, 1990](#)), sua natureza desafiadora ou não muito simples ([PARENT-ROCHELEAU; PARKER, 2022](#)). Verificaram-se termos e expressões como: “(cada vez mais / bem / muito / extremamente) complexo(a) (demais) / complexidade (alta)” ([E03; E06; E07; E08; E11; E12; E13; E14; E25; E28; E30; E37](#)), “muito / bem difícil / é difícil pra caramba” ([E03; E10; E11; E17; E21; E30; E36](#)), “(bem / muito) complicado(a)” ([E07; E11; E13; E36](#)), “não é simples” ([E02; E03; E08](#)), “demanda muito / extremamente demandadora” ([E06; E07; E37](#)), “não é fácil” ([E02; E08](#)), “muito / extremamente trabalhoso” ([E05; E36](#)), “muito técnico / muito exigido tecnicamente” ([E05; E06](#)), “muito personalizado” ([E05](#)), “construção extremamente ampla” ([E05](#)), “alto nível” ([E07](#)), “maçantes” ([E08](#)), “tem muita coisa envolvida” ([E08](#)), “muito desafiador” ([E11](#)), “exige bastante” ([E17](#)) e “muito tensa” ([E30](#)) referidas pelos entrevistados para descrever o seu trabalho. O que inclui os desafios, problemas, tarefas, etapas, processos, entregas e projetos relacionados a dados com os quais esses profissionais lidam diariamente.

A percepção da complexidade no trabalho com dados como um estressor de ambientes organizacionais de Big Data foi evidenciada em falas como: “*Todo trabalho, obviamente, tem a sua complexidade, mas, trabalhar com dados, a todo momento você vai estar enfrentando algum desafio minimamente complexo, assim. Não existe uma tarefa simples.*” ([E03](#)); “*Eu vejo desafios em todas as etapas, todas elas são muito técnicas, então não tem almoço grátis em dados né? Em qualquer etapa que você estiver você vai ser tecnicamente muito exigido né?*” ([E06](#)); “*Tem processos maçantes que a gente tem, complexos. Trabalhar com dados não é fácil. Assim, não é simplesmente pegar lá uma tabela e trabalhar, eu acho que tem muita coisa envolvida.*” ([E08](#)); “*Às vezes não é só rodar um código, às vezes você tem que escrever o código, né? O processo é complexo, é uma task que ela tem diversas etapas, diversas manipulações de dados que você tem que fazer, fontes de dados que você tem que mapear.*” ([E25](#)); “*É algo extremamente complexo o processo, né? Desde construir uma plataforma de dados e depois*

conseguir modelar esses dados, inserir as regras de negócios, analisar esses dados, disponibilizar visualmente de uma forma fácil e traduzir isso pras áreas.” (E14)

De acordo com [Phillips-Wren e Adya \(2020\)](#) e [Ghasemaghaei e Turel \(2022a\)](#), a complexidade pode ser estressante quando oriunda da existência de inúmeras variáveis, problemas mal estruturados ou indefinidos, não rotineiros ou novos, interdependentes ou que não têm uma solução clara. Devido as características dos dados e à sua natureza altamente técnica, todo o ciclo de vida dos dados, isto é, o processo de transformar dados em conhecimento valioso geralmente é tido como uma tarefa muito complexa ([ALHARTHI; KROTOV; BOWMAN, 2017](#); [ARDITO, et al. 2019](#); [ZHANG; JIA; CHEN 2019](#); [LEPISTÖ; LEPISTÖ; KALLIO, 2021](#); [GHASEMAGHAEI; TUREL, 2022a](#); [GHASEMAGHAEI; TUREL, 2022b](#)).

[Meadows et al. \(2022\)](#) descreve ambientes organizacionais de Big Data a partir de sua crescente complexidade oriunda do desenvolvimento de novas tecnologias e aplicações sofisticadas para analisar e obter insights de grandes conjuntos de dados em rápida mudança. [Ghasemaghaei e Turel \(2021\)](#) argumentam que o trabalho com Big Data envolve uma alta complexidade cognitiva uma vez que a integração de dados de diferentes fontes requer um esforço consideravelmente maior do que a utilização de uma única e simples fonte de dados. Já [Ghasemaghaei e Turel \(2022b\)](#) trazem como exemplo o uso de dashboards para a tomada de decisão na qual os profissionais precisam obter e analisar grandes conjuntos de vários tipos de dados em tempo real para obter um panorama completo. Nesse sentido, o Big Data aumenta a complexidade das operações, o que pode ser percebido como estressante ([ZHANG; JIA; CHEN 2019](#); [GHASEMAGHAEI, 2021](#); [GHASEMAGHAEI; TUREL, 2021](#); [GHASEMAGHAEI; TUREL, 2022a](#)).

4.4.2.4 Prazos do Trabalho com Dados

O prazo é a última hora ou data, estabelecidas previamente, em que um profissional deve concluir suas atividades de trabalho ([BENNETT et al., 2015](#)). Verificaram-se termos e expressões como: “*apertado*” ([E08](#); [E14](#)), “*em cima da hora*” ([E15](#)), “*escasso*” ([E09](#)), “*falta*” ([E32](#)), “*menor possível*” ([E08](#)), “*muito curtos*” ([E07](#); [E08](#); [E15](#); [E22](#); [E24](#); [E25](#); [E31](#)), “*muito próxima*” ([E25](#)), “*não tem / tem (muito) pouco*” ([E01](#); [E04](#); [E06](#); [E07](#); [E08](#); [E09](#); [E13](#); [E15](#); [E25](#); [E31](#); [E32](#); [E34](#)), “*muita pressa*” ([E28](#)) e “*tudo é / tem que ser (muito) rápido / urgente /*

pra ontem” (E15; E18; E21; E25; E34) referidas pelos entrevistados para descrever a questão dos prazos e espaços de tempo com os quais lidam no trabalho com dados.

Em vista disso, a percepção dos Prazos no Trabalho com Dados como um estressor em ambientes organizacionais de Big Data foi evidenciada em falas como: “Ao invés de você ter um tempo maior para pesquisar uma solução mais adequada, mais eficiente, que maneja os recursos de uma maneira melhor, você, tendo pouco tempo, simplesmente entrega a solução, a primeira solução que vem a sua cabeça por conta do prazo.” (E01); “O problema versus o tempo que tu tem. Tu não pode resolver aquilo em uma semana, tem que ser naquele dia.” (E03); “Os prazos são curtos e, assim, quando você tá fazendo uma análise de dados não tem como você dar um deadline para isso por que você tá fazendo uma exploração. Você nem consegue estimar o tempo que você vai demorar pra fazer.” (E24)

“Tem outro fator que eu acho que é muito importante que são os prazos: olha, até tal dia tal coisa tem que tá pronta então se vira; Ou, assim, eu preciso de tais coisas até tal tempo. A gente olha um pro outro e fala, pô, não dá, a gente não vai conseguir. Te exigem muito em pouco tempo e te dão prazos muito curtos para fazer muita coisa.” (E31)

De acordo com [Phillips-Wren e Adya \(2020\)](#), os prazos podem ser estressantes se percebidos pelo indivíduo como uma ‘pressão de tempo’. Em vista disso, [Zhang, Jia e Chen \(2019\)](#) e [Ghasemaghaei e Turel \(2022b\)](#) referem-se a prazos rigorosos e geralmente apertados como um desafio característico de ambientes organizacionais de Big Data. Isto é, em tais ambientes, geralmente, os profissionais são incitados a responder suas demandas rapidamente, o que pode gerar uma percepção de pressão de tempo ([GHASEMAGHAEI; TUREL, 2021](#)).

4.4.2.5 Mercado de Trabalho com Dados

Atualmente, os mercados e ambientes organizacionais associados a Tecnologia da Informação têm sido descritos como voláteis ou dinâmicos em virtude da característica em comum nos quais muitas coisas mudam rapidamente ([TASKAN; JUNÇA-SILVA; CAETANO, 2022](#)). Sendo assim, verificaram-se nas falas dos entrevistados expressões que evidenciam essa volatilidade ou dinamicidade do Mercado de Trabalho com Dados: “o mercado de dados é muito dinâmico” (E03), “essa é uma área que muda muito” (E29), “esse universo dos dados é infinito e só aumenta” (E27), “o contexto de dados ele é um contexto que ele muda muito” (E30), “o ambiente de dados é muito dinâmico” (E39). Os entrevistados relataram que as “ferramentas / tecnologias” (E02; E07; E11; E12; E23; E39), “plataformas” (E11; E26), “métodos / metodologias / técnicas” (E03; E26; E30), “linguagens / algoritmos / fórmulas”

(E03; E30), e “soluções / frameworks / processos” (E03; E30) disponíveis / existentes no nesse mercado “se atualizam / mudam muito / bastante” (E02; E07; E11; E12; E18; E29; E33; E39), “acontecem e deixam de acontecer” (E03; E30), “surgem” (E18; E30). Os entrevistados ainda mencionaram a velocidade dessas mudanças / atualizações e surgimentos: “sempre” (E11; E12; E26; E33), “muito rápido” (E03; E18; E39), “o tempo todo” (E02; E11), “toda a hora / todos os dias / semanalmente” (E29; E30), “em muito pouco tempo” (E30) e “nunca vai ter fim” (E11). Nesse sentido, na visão dos entrevistados, é difícil “estar /se manter atualizado / informado / antenado / acompanhando” (E02; E03; E07; E11; E18; E23; E29; E33; E39) e a “quantidade de coisas / a velocidade / constância” (E03; E26; E29) que o profissional precisa aprender.

Em vista disso, a percepção da volatilidade do mercado de trabalho com dados como um estressor de ambientes organizacionais de Big Data foi evidenciada em falas como: “*Tem muita coisa acontecendo, muita mudança, muita coisa nova que tem rolado. A área de dados é uma área que muita coisa nova tá surgindo todos os dias, tipo, semanalmente, eu recebo umas 5, 6 newsletters aqui no e-mail com coisas novas.*” (E30);

A maior dificuldade, eu acredito que seja acompanhar as mudanças de tudo, o tempo todo, e ainda mais esses últimos anos. A gente precisa acompanhar o crescimento dos dados, acompanhar todas as mudanças que acontecem nas plataformas e nas ferramentas, acompanhar algo novo que surgiu, acompanhar o que tu já fazia, mas que já mudou.” (E11)

“É um desafio gigante para qualquer profissional de dados o quanto as mudanças são rápidas. Então, hoje você estudou uma tecnologia, amanhã já começaram a usar outra, e depois de amanhã a sua tecnologia já tá obsoleta. As coisas mudam, assim, num estalar de dedos. Então, você tem que estar sempre aprendendo, nunca pode parar de aprender.” (E39)

Apesar da mudança no mundo dos negócios não ser nova, as organizações, independente do mercado em que atuam, vêm enfrentando um novo desafio: a aceleração da mudança. Por essa perspectiva, [Zhang, Jia e Chen \(2019\)](#) e [Meadows et al. \(2022\)](#) destacam que ambientes organizacionais de Big Data caracterizam-se por mudanças rápidas, contínuas e radicais.

Considerando que a era do big data introduz novos conteúdos de trabalho progressivamente ([ZHANG; JIA; CHEN, 2019](#)), [Haakonsson e Carroll \(2016\)](#) apontam que o grande desafio para o profissional é adaptar-se a essa constante mudança do mercado. [Amin et al. \(2023\)](#) salientam que essa volatilidade pode acompanhar um o medo de se tornar obsoleto e não atender mais às demandas tecnológicas atuais. Portanto, de acordo com [Zhang, Jia e Chen \(2019\)](#) e [Ghasemaghaei e Turel \(2022a\)](#), a natureza dinâmica do mercado de trabalho com dados pode ser percebida como um estressor em ambientes organizacionais de Big Data.

Em suma pode-se verificar que 90% dos entrevistados (n = 36) percebem alguma particularidade do trabalho com dados, isto é, da natureza das tarefas, processos e do ambiente de dados como estressores. Na percepção dos profissionais, fatores como uma elevada carga de trabalho, incertezas e ambiguidades, alta complexidade, a pressão do tempo e a volatilidade do mercado de dados podem induzir o estresse em ambientes organizacionais de Big Data. Assim, podem ser considerados potenciais causas dos estados de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva.

Além das Características dos Dados e das Características do Trabalho com Dados percebidas pelos entrevistados como estressores, a seguir, discute-se acerca das Lacunas na Alfabetização em Dados.

4.4.3 Lacunas na Alfabetização em Dados

[Meadows et al. \(2022\)](#) verificaram em seu estudo que pressões existentes em ambientes organizacionais de Big Data para aprimorar habilidades e capacidades relacionadas aos dados é uma significativa tensão para os atores envolvidos. Os autores observam o quanto a falta de competências pode ser uma barreira o uso bem-sucedido de dados nas organizações. Nessa perspectiva, verificou-se que os profissionais entrevistados percebem aspectos alusivos à Lacunas na Alfabetização em Dados como estressores de ambientes organizacionais de Big Data. Estas Lacunas na Alfabetização em Dados foram mencionadas sob três perspectivas, sendo essas: **a)** Lacunas na Alfabetização em Dados dos Superiores; **b)** Lacunas na Alfabetização em Dados dos Demais Colaboradores; e **c)** Autoavaliação de Lacunas na Alfabetização em Dados.

4.4.3.1 Lacunas na Alfabetização em Dados dos Superiores

De maneira cada vez mais frequente, a literatura vêm enfatizando que as habilidades de Alfabetização em Dados não devem ser limitadas as funções de cientistas, analistas e engenheiros de dados, mas sim devem ser encontradas em toda a força de trabalho das organizações contemporâneas, independente do departamento, inclusive no nível estratégico entre os gestores e tomadores de decisão ([PROVOST; FAWCETT, 2013](#); [CARRILLO, 2017](#); [POTHIER; CONDON, 2019](#); [WANG; WU; HUANG, 2019](#); [TABESH; MOUSAVIDIN; HASANI, 2019](#); [JEWELL et al., 2020](#)). Nesse sentido, foram constatadas evidências nas falas

dos profissionais entrevistados de que Lacunas na Alfabetização em Dados dos seus Superiores podem ser estressores em ambientes organizacionais de Big Data.

Verificaram-se termos e expressões como: “*não entendimento / falta um entendimento / dificuldade de entender / não consegue entender / não tem a ideia operacional dos dados / como funciona nosso trabalho*” (E12; E14; E15; E22; E24; E29; E33; E36; E37; E39), “*não é um cara versado / não é tão alfabetizado / não estudou / leigos / não manjam nada / não tem proximidade com os dados / conceitos / processos de dados*” (E06; E07; E12; E15; E25; E37; E39), “*falta um conhecimento (técnico) / alfabetização / chão de fábrica em relação aos dados*” (E01; E22; E33), “*seria excelente se tivesse o mínimo de conhecimento / precisam ter um conhecimento básico pelo menos / seria importante que entendam um pouco*” (E10; E28; E37) para se referirem a lacunas de conhecimentos em relação aos dados por parte da gestão, chefe(s), líder(es), gerente(s), diretor(es), stakeholder(s), c-level, área / time(s) de negócio, tomador(es) de decisão e demandante(s). Isto é, há “*uma falta de conexão*” (E01), “*descompasso*” (E01), “*desencontro*” (E01), “*disparidade*” (E24), “*distância / distanciamento*” (E21), “*ruídos*” (E14; E36) e “*um abismo muito grande*” (E12) entre os profissionais de dados e seus superiores no que diz respeito a conhecimento e habilidades relacionadas aos dados (E01; E06; E12; E14; E21; E36; E37).

Destaca-se falas sobre “*má avaliação de dificuldade / não tem noção da dificuldade que é / do trabalho que dá em volta / o tamanho da carga de trabalho*” (E07; E10; E26; E33), “*julgam / acham mais simples / fácil do que realmente é*” (E07; E10; E15; E21; E36) por parte de seus superiores. O que se reflete em: “*expectativas muito altas / fora da realidade / surreais / desalinhadas / díspares*” (E06; E08; E10; E14; E24; E25; E28; E29; E34), “*prazos mal estabelecidos / desalinhados / não plausíveis / inviáveis / irreais*” (E01; E07; E22; E28; E29; E36), “*pedidos fora do escopo / sem sentido / vagos*” (E07; E09; E12; E36), “*problema de negócio não definido / especificado / delimitado*” (E14; E21; E28; E36; E37), “*falta de planejamento / planejamento que não pode ser executado*” (E21; E28), “*tarefas não bem divididas*” (E01), “*cobrança excessiva*” (E14) e “*priorizações equivocadas*” (E36).

A percepção de Lacunas na Alfabetização em Dados dos Superiores como um estressor de ambientes organizacionais de Big Data foi evidenciada em falas como: “*Os líderes, gerentes, C-level, não conseguem entender exatamente como funciona, qual é o fluxo do que as coisas deveriam funcionar na nossa área. Não entendem bem como a gente faz as coisas, não só o que pode ser feito, mas de que forma deveria ser feito.*” (E24); “*No fim, o que que eles querem; que*

eu traga a pessoa que vai comprar deles, aonde ela tá, qual é o CPF, qual é a renda, e não existe isso, essa expectativa eu não vou conseguir responder nunca.” (E34)

“Tem uma dificuldade muito grande com o demandante, né? Muitas vezes, não é um cara versado em dados. Então, a pessoa quer a bola de cristal, ela cria expectativas muito altas, e a gente tem que trazer essas expectativas um pouco mais para Terra e mostrar para pessoa que, enfim, que tem limitações, né?” (E06)

Tem gente que não é tão alfabetizado no processo de dados e exerce a função de chefe, né? Fica meio complicado porque ele não tem noção da dificuldade que é, tipo, cada tarefa. Então, tipo, definem prazo em cima da simplicidade que eles veem e, na real, não é tão simples, não é tão fácil assim. Além de pedirem coisas que tá fora do escopo, tipo, pedirem coisas que, por exemplo, não tem. Pô, não tem o dado, não tem o que fazer, e eles não entendem. (E07)

Eu acho que falta um pouquinho de, como é que eu vou te dizer, um chão de fábrica aí, entre aspas, falta um tino no sentido de, olha, isso aqui é complexo, vai ser bem pouco viável que eles consigam cumprir dentro de um prazo curto. Falta essa percepção do todo, do funcionamento, pra, aí sim, poder delegar, estipular prazos e tudo. (E22)

Muitos gestores não têm proximidade com os conceitos de dados, não conhecem o processo de dados e simplesmente dizem: ah, eu quero que tu entregue. Elas não entendem o que que eu precisaria fazer para chegar naquele resultado final ou elas nem sabiam o que que era o resultado final, o problema de negócio. (E37)

[Vidgen, Shaw e Grant \(2017\)](#) e [Daradkeh \(2021\)](#) ressaltam que, por envolver dados complexos, algoritmos sofisticados e modelos estatísticos, muitas vezes há problemas relacionados à interpretação e a compreensão do processo de dados por parte da área de negócio e tomadores de decisão, geralmente composta por um público não técnico. [Goretzki, Messner e Wurm \(2023\)](#) argumentam que essa falta de entendimento dos gestores gera mal-entendidos e expectativas irrealistas sobre os profissionais de dados, o que é estressante.

Além disso, [Brown \(2023\)](#) salienta a importância de os líderes das organizações serem alfabetizados em dados para que possam entender os processos de dados da sua empresa e compreender por que isso é importante. De maneira complementar, [Meadows et al. \(2022\)](#) e [Hughes e Ball \(2021\)](#) apontam a necessidade de suprir a lacuna de capacidades entre os funcionários técnicos e não técnicos dentro de uma organização para que se possa superar os desafios existentes. Nesse sentido, considerando o importante papel da liderança em ajudar os profissionais a lidarem com estressores existentes no ambiente de trabalho, as Lacunas na Alfabetização em Dados dos Superiores podem representar estressores em ambientes organizacionais de Big Data ([ZHANG; JIA; CHEN, 2019](#)).

4.4.3.2 Lacunas na Alfabetização em Dados dos demais Colaboradores

Assim como em relação aos seus superiores, Lacunas na Alfabetização em Dados dos colegas de trabalho ou demais colaboradores também foi mencionada como um estressor em ambientes organizacionais de Big Data. Verificaram-se termos e expressões como: “*falta / são poucos / não tem tantos profissionais qualificados para trabalhar com dados*” (E01; E02; E12; E35; E40), “*não sabe nada mais profundo*” (E05; E35; E37), “*não foram preparados / não tá preparada / despreparo*” (E05; E35), “*não está na mesma linha de conhecimento / não tinham o conhecimento*” (E01; E02), “*não capacidade momentânea de outras pessoas*” (E01), “*baixa qualificação em dados*” (E05) e “*carência em ter uma alfabetização básica em dados*” (E16) para se referir ao colegas de trabalho e demais colaboradores. Essas lacunas apontadas refletem em questões como: “*precisa acionar outros profissionais e onerar eles*” (E28) e “*começa a pedir ajuda dos demais e depender deles, acaba que atrapalha os demais*” (E35).

Trechos como os seguintes foram abordados: “*Às vezes, falta profissionais de dados qualificados e em alguns momentos, assim, eu já acabei tendo que lidar com o trabalho de dados sozinho por que os demais não tinham o conhecimento.*” (E02); “*Aqui na empresa, muitas pessoas vêm de áreas onde não foram preparados para mexer nessas ferramentas extremamente básicas como Excel nem mexer em um volume muito grande, a pessoa não sabe.*” (E05); “*São poucas pessoas qualificadas pra processar toda essa parte de dados, então, isso também acaba sendo um desafio.*” (E12);

Todas as responsabilidades acabam caindo pra uma ou duas pessoas porque não tem tantos profissionais qualificados para trabalhar com dados. Elas que ficam responsáveis por resolver todos os problemas de dados enquanto todo o resto não está na mesma linha de conhecimento.” (E01)

Infelizmente, não existem tantos profissionais de dados que nem a gente gostaria aqui. Por exemplo, só sabe a fórmula básica de Excel, não sabe nada mais profundo. Então esse despreparo da pessoa em saber técnicas de como lidar com os dados, acaba que o time todo sofre porque quando tem uma pessoa que não tá muito bem-preparada acaba que essa pessoa começa a pedir ajuda dos demais e depender deles, acaba que atrapalha os demais. (E35)

As organizações contemporâneas estão começando a entender que a Alfabetização em Dados não deve ser uma exclusividade dos departamentos de TI, mas sim, precisa ser incorporada em todas as operações essenciais (MEADOWS et al., 2022). Para atender às necessidades da força de trabalho moderna, todos os profissionais devem ser alfabetizados para trabalhar com dados (CARRILLO, 2017; POTHIER; CONDON, 2019). Isso porque, assim como abordado por Sander (2020) e Xing e Wang (2022) a Alfabetização em Dados está

associada à autonomia do indivíduo. Nesse sentido, na falta dessas habilidades, menor seria a capacidade do profissional em desempenhar sozinho o trabalho com dados. O que, de acordo [Ghasemaghaei e Turel \(2021\)](#) pode onerar seus colegas de trabalho e consistir em um fator de estresse. Em complemento, [Ghasemaghaei e Turel \(2022a\)](#) consideram as competências dos funcionários e sua autonomia como recursos vitais para mitigar o impacto do Big Data na percepção do estresse.

4.4.3.3 Autoavaliação de Lacunas na Alfabetização em Dados

Lacunas de habilidades analíticas podem dificultar o processamento e a análise de dados, tornando-o mais desafiador ([KITCHIN, 2014](#); [PHILLIPS-WREN; HOSKISSON, 2015](#); [VIDGEN; SHAW; GRANT, 2017](#); [ALHARTHI; KROTOV; BOWMAN, 2017](#)). Nesse sentido, constatou-se uma Autoavaliação de Lacunas na Alfabetização em Dados por parte dos próprios entrevistados que a apontaram como um estressor de ambientes organizacionais de Big Data. Ao analisar a fala dos profissionais, verificaram-se termos expressões que refletem essa autoavaliação: “*não sei / não se sabe / não faço ideia como se faz / como lidar/ falta de saber / não domino / não entendo*” ([E03](#); [E04](#); [E05](#); [E07](#); [E09](#); [E13](#); [E14](#); [E17](#); [E19](#); [E23](#); [E27](#); [E28](#); [E33](#); [E34](#); [E39](#)), “*desconhecimento / falta de conhecimento / de preparo / de capacidade / conhecimento que se tem não é suficiente*” ([E04](#); [E07](#); [E09](#); [E14](#); [E15](#); [E19](#); [E21](#); [E26](#); [E31](#); [E34](#)), “*não se sentir capaz / sentindo que não tem a capacidade técnica / não se tem as competências*” ([E01](#); [E06](#); [E07](#); [E27](#); [E29](#); [E34](#)), “*acha muito difícil / tem dificuldade / mais dificuldade*” ([E03](#); [E14](#)), “*não se está talhado / preparado*” ([E06](#); [E19](#)), “*menos vivências / bagagem / experiências*” ([E14](#); [E19](#)), “*limitação tua de não conhecer*” ([E28](#)), “*analfabetismo mesmo*” ([E34](#)), “*meu débito técnico*” ([E39](#)) e “*não tem muita familiaridade*” ([E39](#)).

A Autoavaliação de Lacunas na Alfabetização em Dados como um estressor de ambientes organizacionais de Big Data foi manifestada em trechos como os seguintes: “*Não saber utilizar aquela ferramenta, ou dar seguimento numa análise, nesses casos assim.*” ([E23](#)); “*Nossa, analfabetismo mesmo, sabe? Aquilo de que você quer entender o negócio, mas você não consegue. Putz, eu não vou conseguir avançar nessa análise porque eu não tenho esse conhecimento estatístico, por exemplo.*” ([E34](#));

“*Eu faço aquilo que eu consigo, aquilo que eu sei, aquilo que eu entendo. Mas existem muitos processos internos, muitas ferramentas que eu ainda não domino. Aí acabo tendo que sempre perguntar pro meu colega aqui, que acaba não só tendo que fazer a tarefa dele, mas também me ajudar a fazer a minha.*” ([E13](#))

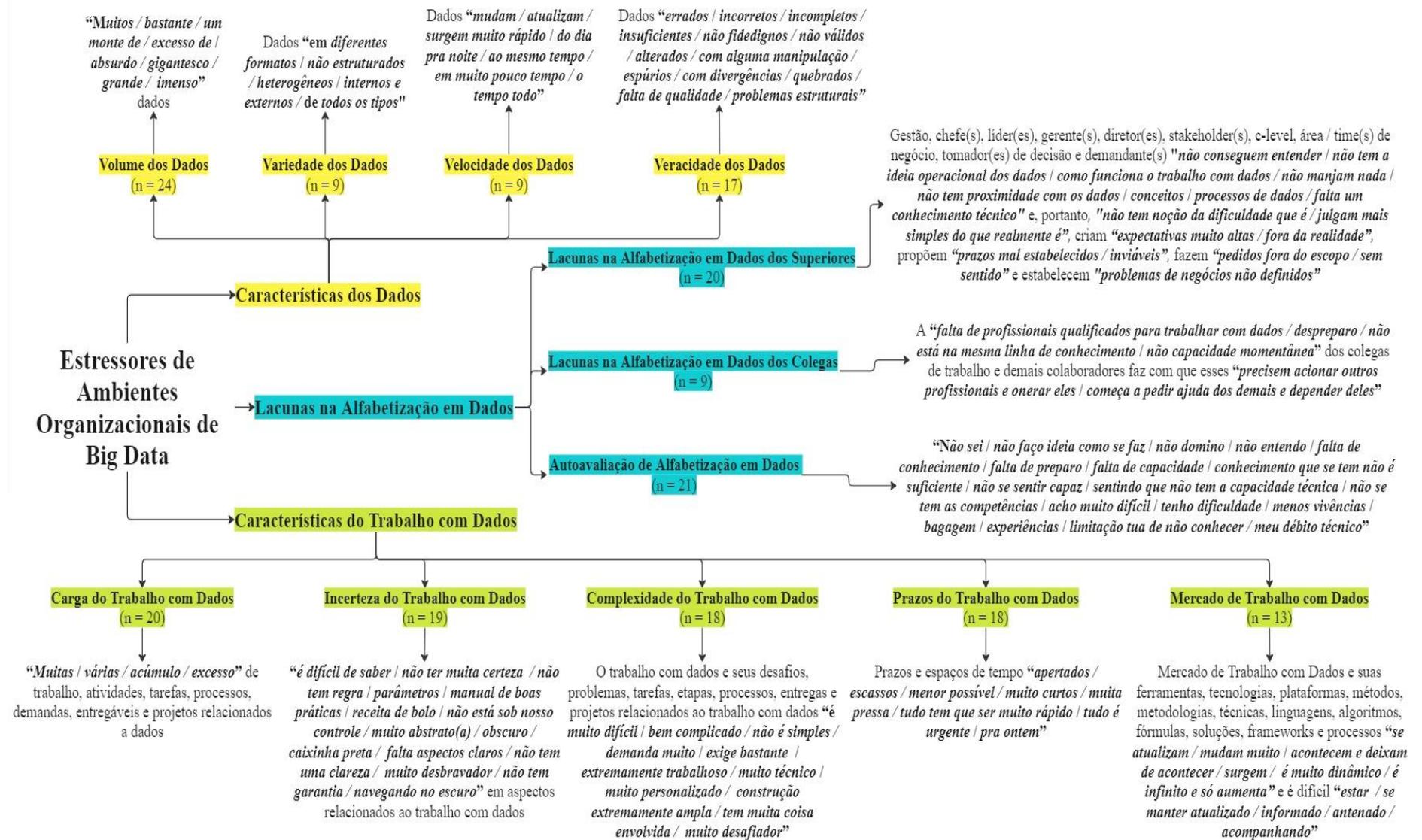
“Me comparando com a minha colega, ela senta na frente do computador para fazer a mesma coisa que eu tô fazendo e ela faz muito mais rápido do que eu, porque ela já sabe todos os caminhos que têm que ir para chegar até lá, sabe? Eu vejo que é porque ela tem muito mais conhecimento em dados do que eu, o que eu sei não é o suficiente.”
(E15)

[Koltay \(2017\)](#) e [Franke e Hiebl \(2022\)](#) apontam que a falta da Alfabetização em Dados pode ser determinante para que o indivíduo seja impactado negativamente pela abundância de dados. Nesse sentido, [Zhang, Jia e Chen \(2019\)](#) argumentam que profissionais que percebem uma baixa autoeficácia, sentem-se com menor valor próprio e duvidam de sua capacidade de desempenho e de lidar com sucesso tendem a perceber um maior estresse em ambientes organizacionais de Big Data. Assim, de acordo com [Ghasemaghaei e Turel \(2022a\)](#), quando há um desequilíbrio entre os profissionais e o seu ambiente de trabalho o estresse surgirá. Ou seja, Alfabetização em Dados insuficiente para executar as demandas do trabalho com Big Data pode ser um estressor.

Em suma, constatou-se que 85% dos entrevistados (n = 35) percebem que lacunas de conhecimento, habilidades ou competências em relação aos dados, seja de terceiros como seus superiores e colegas, seja do próprio indivíduo, podem ser estressores em ambientes Organizacionais de Big Data. Assim, podem ser considerados potenciais estímulos aos estados de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva. O que pode estar relacionado aos resultados obtidos no [Artigo 1](#) que apontaram que quanto maior o nível de Alfabetização em Dados dos profissionais, menor a Sobrecarga Cognitiva percebida por eles e, indiretamente, menor a Ansiedade experienciada. Por outro lado, os resultados do [Artigo 1](#) também indicaram que quanto maior o nível de Alfabetização em Dados, maior a Fadiga Cognitiva experienciada pelo profissional.

A [Figura 14](#) apresenta uma síntese dos estressores de ambientes organizacionais de Big Data percebidos pelos profissionais entrevistados.

Figura 14 – Síntese dos Estressores de Ambientes Organizacionais de Big Data Percebidos pelos Profissionais Entrevistados



Fonte: Elaborada pela autora com auxílio da plataforma Miro.

Nesse sentido, pode-se auferir com este artigo que ambientes organizacionais de Big Data tratam-se de contextos complexos e que envolvem uma ampla gama de estressores. Isto é, apesar de alguns desafios existentes nesses ambientes terem origem nas Características dos Dados (Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade dos Dados), ainda existem fatores característicos da dinâmica do Trabalho com Dados e do mercado / área, assim como a problemática relacionada à Lacunas na Alfabetização em Dados da força de trabalho.

Portanto, o presente artigo complementa os resultados do [Artigo 2](#) que evidenciaram que as Características dos Dados, por si só, exercem pouco ou nenhum efeito na Sobrecarga Cognitiva, na Ansiedade e na Fadiga Cognitiva, no entanto, são condições necessárias para que esses estados ocorram. Assim, observou-se outros fatores que, combinados às Características dos Dados, são considerados estressores e, portanto, potenciais fontes de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva, sendo estas as Características do Trabalho com Dados e as Lacunas na Alfabetização em Dados.

Tais resultados, além de complementarem as descobertas do [Artigo 2](#), também possibilitam novas reflexões e indicam possíveis vias de pesquisas futuras sobre antecedentes de aspectos cognitivos e afetivos, juntos às Características dos Dados ou de maneira isolada. Ademais, destacou-se possíveis combinações de circunstâncias que também indicam possibilidades de análises futuras sobre a temática. Estas são abordadas a seguir.

4.4.3.4 Combinações de Estressores de Ambientes Organizacionais de Big Data

Assim como discutido anteriormente, ambientes organizacionais de Big Data são contextos complexos e, portanto, envolvem uma ampla gama de estressores que podem ser relacionados às Características dos Dados, às Características do Trabalho com Dados e às Lacunas na Alfabetização em Dados. Nesse sentido, ressalta-se que nenhum dos 40 entrevistados mencionou somente um estressor e tampouco somente estressores de uma única categoria, mas sim diferentes combinações entre as Características dos Dados, as Características do Trabalho com Dados e Lacunas na Alfabetização em Dados.

Sendo assim, o [Quadro 36](#) apresenta uma matriz de quantos entrevistados percebem cada combinação de estressor nos ambientes organizacionais de Big Data em que estão inseridos.

Quadro 30 – Matriz de Combinações entre Estressores de Ambientes Organizacionais de Big Data

		Características dos Dados				Características do Trabalho com Dados					Lacunas na Alfabetização em Dados		
		Volume	Variedade	Velocidade	Veracidade	Carga	Incerteza	Complexidade	Prazos	Mercado	Superiores	demais Colaboradores	Autoavaliação
Características dos Dados	Volume												
	Variedade	8											
	Velocidade	5	2										
	Veracidade	9	6	4									
Características do Trabalho com Dados	Carga	12	3	7	11								
	Incerteza	10	4	6	12	12							
	Complexidade	9	3	5	10	8	12						
	Prazos	11	3	2	8	10	8	6					
	Mercado	7	2	7	4	6	8	6	3				
Lacunas na Alfabetização em Dados	Superiores	11	4	4	11	10	11	11	10	6			
	demais Colaboradores	4	3	1	4	4	3	4	2	1	4		
	Autoavaliação	13	3	3	8	12	10	10	13	8	11	3	

Fonte: Elaborado pela Autora

Assim como abordado anteriormente, o **Volume de Dados** foi o estressor mencionado por um número maior de entrevistados ($n = 24$). Dentre esses 24 profissionais que percebem o Volume de Dados como um estressor em ambientes organizacionais de Big Data, 13 também mencionaram a **Autoavaliação de Lacunas na Alfabetização em Dados** ($n = 13$) e 12 também mencionaram a **Carga de Trabalho com Dados**. Sendo assim, a convergência entre um grande Volume de Dados, uma alta Carga de Trabalho com Dados e Lacunas na Alfabetização em Dados podem introduzir desafios significativos em ambientes de Big Data como a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade e a Fadiga Cognitiva. Em outras palavras, o imenso Volume de Dados pode estar relacionado com um aumento na carga de trabalho dos profissionais em ambientes organizacionais de Big Data. Estressores estes que podem ser agravados caso os profissionais não tenham competências suficientes para lidar com essa magnitude de dados.

Embora a **Variedade dos Dados** tenha sido um estressor pouco citado pelos entrevistados ($n = 9$), dentre esses 9 profissionais, 8 também indicaram o **Volume dos Dados** e 6 a **Veracidade dos Dados**. Como abordado no [Artigo 2](#), enquanto a falta de Veracidade dos Dados pode ser considerada um estímulo significativo dos estados de Sobrecarga Cognitiva e Ansiedade, a Variedade e o Volume de Dados são necessários, mas insuficientes para a ocorrência de tais estados internos.

Semelhantemente, a **Velocidade dos Dados** foi mencionada como um estressor por um número pequeno de entrevistados ($n = 9$). Uma evidência interessante é que dentre os 9 profissionais que percebem a Velocidade dos Dados como um estressor, 7 manifestaram também perceber a **Carga de Trabalho com Dados** e 7 também abordaram o **Mercado de Trabalho com Dados** como estressores existentes em ambientes organizacionais de Big Data. Isto é, o fluxo constante de dados rapidamente produzidos e atualizados requer captura e processamento em tempo real, o que pode estar relacionado com o aumento da Carga de Trabalho dos profissionais. Assim como a Velocidade dos Dados pode estar relacionada com a natureza em rápida mudança do mercado de trabalho com dados e tais fatores, juntos, podem ser potenciais estímulos situacionais dos estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva em ambientes organizacionais de Big Data.

Considerando que questões relacionadas a **Veracidade dos Dados** foram percebidas por uma quantidade considerável de entrevistados ($n = 17$), cabe, novamente, retomar os resultados obtidos no [Artigo 2](#) de que a falta de Veracidade dos Dados exerceu um impacto significativo nos estados de Sobrecarga Cognitiva e Ansiedade. Assim, pode-se considerar a falta de

Veracidade dos Dados, por si só, um estímulo situacional significativo dos estados internos de Sobrecarga Cognitiva e Ansiedade em ambientes organizacionais de Big Data.

Em complemento, ressalta-se que dentre os 17 profissionais que mencionaram a Veracidade de Dados como um estressor, 12 mencionaram também a **Incerteza no Trabalho com Dados** e 11 a **Carga de Trabalho com Dados**. Isto posto, a falta de Veracidade dos Dados pode estar relacionada à incerteza, introduzindo dúvidas e preocupações adicionais no trabalho com dados ([LEE, 2019](#)) e aumentando a percepção de estresse. Outrossim, alcançar a Veracidade dos Dados requer contínuos de verificação, limpeza, validação e correção, fazendo com que os profissionais despendam uma parte significativa de seu tempo e elevando a Carga de Trabalho com Dados ([CAI; ZHU, 2015](#); [JIA et al., 2017](#)), o que também pode ser percebido como estressante.

Verificou-se que a **Carga de Trabalho com Dados** foi apontada como um estressor de ambientes organizacionais de Big Data por uma quantidade considerável de entrevistados (n = 20). Dentre esses 20 profissionais, 12 também manifestaram perceber **suas próprias Lacunas na Alfabetização em Dados** como estressores. Nesse sentido, a combinação de maiores demandas de trabalho e lacunas de conhecimento ou habilidades relacionados aos dados pode vir a amplificar a percepção de estresse do profissional, podendo tratar-se de uma potencial situação responsável pelos estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva.

Dentre os 19 profissionais que manifestaram perceber a **Incerteza no Trabalho com Dados** como um estressor de ambientes organizacionais de Big Data, 12 entrevistados também apontaram a **Complexidade do Trabalho com Dados** como um estressor. Por essa perspectiva, a combinação entre a incerteza e o nível de complexidade, dificuldade ou sofisticação envolvido na execução de uma tarefa pode consistir em uma fonte de estresse de ambientes organizacionais de Big Data. Outrossim, dentre os 19 entrevistados que abordaram a Incerteza no Trabalho com Dados, 11 percebem **Lacunas na Alfabetização em Dados dos seus superiores** como um estressor. Nesse sentido, a falta de clareza ou previsibilidade relacionada ao trabalho com dados pode estar associada a superiores/gestores/líderes que não possuem uma compreensão sólida dos dados e dos processos envolvidos em seu manuseio e, portanto, não delineiam corretamente as demandas, questões de negócio etc. Assim, pode emergir como um potencial estímulo para os estados de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva.

Verificou-se que dentre os 18 entrevistados que manifestaram perceber a **Complexidade do Trabalho com Dados** como um estressor em ambientes organizacionais de Big Data, 11 profissionais também abordaram as **Lacunas na Alfabetização em Dados dos Superiores** e 10 mencionaram uma **Autoavaliação de Lacunas na Alfabetização em Dados** como estressores. Isto é, a percepção de Complexidade no Trabalho com Dados pode estar relacionada com a existência de lacunas de competências relacionados aos dados em diferentes esferas. Os superiores/gestores/líderes, ao não compreenderem a complexidade inerente dos trabalho com dados podem exigir além da capacidade dos profissionais. Assim como a percepção de alguma forma de carência de conhecimento relacionado aos dados pode contribuir para uma maior percepção de complexidade.

Os **Prazos do Trabalho com Dados** como um estressor em ambientes organizacionais de Big Data foi abordado por 17 entrevistados e, dentre esses 17, 13 também mencionaram uma **Autoavaliação de Lacunas na Alfabetização em Dados** e 11 também relataram sobre o **Volume de Dados** como estressores. Nesse sentido, reflete-se acerca da relação entre as competências relacionadas aos dados e o tempo despendido para realizar as tarefas com êxito. Assim como a imensa quantidade de dados disponíveis também pode estar relacionada a percepção de pressão de tempo.

Dentre os 13 entrevistados que apontaram aspectos relacionados a **volatilidade do Mercado de Trabalho com Dados** como um estressor de ambientes organizacionais de Big Data, 8 também relataram uma **Autoavaliação de Lacunas de Alfabetização em Dados**. Nesse sentido, reflete-se sobre uma possível relação entre a natureza dinâmica do mercado de dados e a curva de aprendizado para lidar com esses avanços o que pode envolver uma percepção de auto ineficácia por parte do indivíduo e ser uma potencial fonte de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva.

Assim, dentre os 20 profissionais que manifestaram perceber **Lacunas na Alfabetização em Dados dos Superiores** como um estressor em ambientes organizacionais de Big Data, 11 também apontaram como estressores: o **Volume dos Dados**, a **Veracidade dos Dados**, a **Incerteza do Trabalho com Dados**, a **Complexidade do Trabalho com Dados** e a **Autoavaliação de Lacunas na Alfabetização em Dados**.

Por fim, dentre os 21 entrevistados que percebem **suas próprias Lacunas na Alfabetização em Dados** como um estressor em ambientes organizacionais de Big Data, 13 também abordaram o **Volume dos Dados** e os **Prazos no Trabalho com Dados**. Nesse sentido,

pesquisas futuras podem investigar como a grande quantidade de dados, a pressão do tempo característica de ambientes organizacionais de Big Data e carências de competências relacionadas aos dados podem estar relacionadas e, juntas, impactarem negativamente o indivíduo, levando a estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva.

Tais evidências complementam os resultados obtidos no [Artigo 2](#) de que as Características dos Dados, por si só, podem não ser suficientes para exercer impacto significativo nos estados de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva. Isto é, tais resultados apontam que os desafios existentes em ambientes organizacionais de Big Data são mais complexos e extrapolam as características dos dados, trazendo como vias de pesquisas futuras a ampliação do modelo proposto no [Artigo 2](#).

4.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Desenvolveu-se a presente pesquisa com o objetivo de **analisar os estressores existentes em ambientes organizacionais de Big Data percebidos pelos profissionais para fornecer uma compreensão de potenciais estímulos situacionais dos estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva.**

Pode-se concluir que o profissional de ambientes organizacionais de Big Data é exposto a grandes quantidades de dados que nem sempre são precisos, autênticos e confiáveis e que se apresentam em formatos diversos e em uma velocidade muito alta. Isto é, a própria ‘matéria prima’ de trabalho desses profissionais foi considerada uma fonte de estresse.

No entanto, além do Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade dos Dados, existem diferentes circunstâncias que podem ser derivadas ou não dessas Características dos Dados, e que tornam o ambiente organizacional de Big Data mais desafiador para o profissional. Nesse sentido, concluiu-se que a natureza do Trabalho com Dados também é um estressor considerando elevadas cargas de trabalho, incertezas e ambiguidades, alta complexidade das operações envolvidas, prazos rigorosos e pressão do tempo e a volatilidade / dinamicidade do mercado. Além disso, concluiu-se que a problemática relacionada a Lacunas na Alfabetização em Dados da força de trabalho também foi percebida como uma fonte de estresse, tanto em relação aos gestores quanto em relação aos demais profissionais, além de uma autoavaliação por parte dos entrevistados de suas próprias limitações.

Portanto, as evidências empíricas resultantes deste artigo esclareceram de que forma o ambiente organizacional de Big Data pode ser desafiador para o indivíduo, possibilitando a

compreensão de estressores existentes nesse contexto a partir da perspectiva de profissionais que os vivenciam. A teoria proposta emergiu de conceitos fundamentados nos dados coletados, o que a torna mais adequada as particularidades do contexto em questão.

Assim, considerando os resultados obtidos no [Artigo 2](#) da presente tese, elucidou-se sobre elementos peculiares a ambientes organizacionais de Big Data que, junto às características dos dados, podem ser potenciais estímulos situacionais dos estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva. Nesse sentido, as descobertas do presente estudo também apontam possíveis caminhos de pesquisas futuras que podem ampliar o conhecimento sobre os antecedentes de tais fatores cognitivos e afetivos.

Uma vez que a literatura existente se concentra amplamente no lado positivo do Big Data e no seu impacto positivo para as organizações ([GHASEMAGHAEI; TUREL, 2021](#)), **este artigo contribuiu teoricamente** ao fornecer uma síntese de possíveis obstáculos (certamente não os únicos) para o alcance plenamente sucedido dos benefícios do Big Data. Além disso, contribui-se ao ‘dar voz’ aos indivíduos envolvidos nesse contexto, apresentando suas percepções autênticas sobre estressores existentes em seu ambiente organizacional que os mesmos consideram que os impactam negativamente.

Os resultados deste estudo também levantam **implicações práticas** para as partes interessadas, tanto para os próprios profissionais em ambientes organizacionais de Big Data quanto para seus gestores. Uma visão centrada somente no Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade dos Dados como desafios poderia sugerir medidas relacionadas a redução dos atributos de Big Data o que não é realista e tampouco teria êxito ([GHASEMAGHAEI; TUREL, 2021](#)). As descobertas sugerem que as organizações estejam dispostas a compreender as particularidades do trabalho com dados e reduzir a carga de trabalho e a pressão de tempo, assim como adquirir ferramentas que facilitem o trabalho desses profissionais e reduzam a incertezas existentes. Ademais, as evidências ressaltam a importância de ações contínuas de Alfabetização em Dados para toda a força de trabalho.

No entanto, apesar de ter alcançado seu objetivo, reconhece-se que existem algumas **limitações** no presente artigo. Primeiramente, tendo em vista a natureza exploratória e qualitativa da pesquisa e ao fato de que as unidades de análise foram selecionadas por acessibilidade da autora, não se pode generalizar os resultados obtidos, ainda que tenha-se esforçado para alcançar uma diversidade de informantes em termos de gênero, idades, funções, setores ou portes.

Além disso, deixou-se os entrevistados livres para manifestarem os elementos que, em sua percepção, são estressores e podem suscitar os estados de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva. Os resultados obtidos dizem respeito à análise das falas dos 40 profissionais entrevistados e não se trata de uma lista exaustiva. Isto é, outros aspectos desafiadores podem ser fontes de estresse em ambientes organizacionais de Big Data, como, por exemplo nível de maturidade analítica, infraestrutura, relações interpessoais e cultura organizacional. Além disso os resultados obtidos limitam-se a percepção de informantes, não sendo complementados por outras fontes de coleta e, portanto, não havendo triangulação dos dados.

Como forma de superar tais limitações, sugerem-se para estudos futuros a expansão dos resultados obtidos a partir de outros métodos e técnicas de coleta de dados. Principalmente a partir de uma abordagem quantitativa a partir de modelagem de equações estruturais para que se possa verificar estatisticamente as relações existentes.

5. CONCLUSÕES DA TESE

Este último capítulo visa apresentar uma síntese integrativa dos resultados obtidos nos três artigos que compõem a presente tese e as implicações teóricas e práticas da pesquisa como um todo. **Esta tese foi realizada buscando defender o argumento** de que elementos característicos de Ambientes Organizacionais de Big Data podem ser estressantes para o indivíduo e suscitar a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade e a Fadiga Cognitiva, estados esses que acarretam como resposta o Comportamento de Evitação e, tais fatores, impactam o Desempenho do Profissional. Ademais, defende-se que a Alfabetização em Dados exerce efeitos nos referidos aspectos cognitivos, afetivos e comportamentais, no Desempenho do Profissional, assim como nas associações entre as variáveis de interesse. Para tal, a tese foi desenvolvida com o **Objetivo Geral** de compreender as associações entre a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva e o Comportamento de Evitação em ambientes organizacionais de Big Data, seus antecedentes, suas consequências para o Desempenho do Profissional e o efeito exercido pela Alfabetização em Dados nesse contexto. Com base em um conjunto de análises teóricas e empíricas de método misto, o alcance do Objetivo Geral foi concretizado a partir de três Questões de Pesquisa (QP). Essas QPs foram respondidas através da combinação de resultados de três artigos conduzidos por meio de abordagens metodológicas variadas, e estão abordadas a seguir.

A **QP1** ‘Como a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva e o Comportamento de Evitação estão associados em ambientes organizacionais de Big Data?’ foi respondida através da combinação dos resultados dos [Artigos 1 e 2](#) da presente tese.

Pode-se concluir que a maior parte da literatura que investiga os fenômenos de interesse da presente pesquisa se concentra na informação e nas particularidades de contextos como Mídias Sociais/Redes Sociais, Covid-19/Saúde, entre outros. Isto é, teoricamente, há poucos estudos que aprofundem a compreensão da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva e Comportamento de Evitação referente aos dados e as associações entre esses fenômenos em ambientes organizacionais de Big Data.

Ademais, concluiu-se que profissionais inseridos em ambientes organizacionais de Big Data experenciam a Sobrecarga Cognitiva quando, embora fazendo uso das ferramentas tecnológicas disponíveis, deparam-se com uma carga de dados que excede sua capacidade de processamento cognitivo momentânea, que faz com que se sintam incapazes de lidar com os dados de maneira eficaz. Já a Ansiedade manifesta-se em ambientes organizacionais de Big

Data na forma de preocupação, frustração, angústia, nervosismo, tensão, aflição, estresse, desespero e insegurança em relação ao trabalho com dados e fatores como a o tamanho da responsabilidade, a possibilidade de erros e de não conseguir dar conta. A Fadiga Cognitiva é experienciada pelos profissionais inseridos em ambientes organizacionais de Big Data à medida em que são constantemente submetidos a intensas atividades cognitivas que requerem um alto nível de atenção, concentração e esforço mental de raciocínio, fazendo com que se sintam esgotados, exauridos e cansados de modo que percebam um bloqueio ou paralisia de sua capacidade de processamento cognitivo. O Comportamento de Evitação, por sua vez, manifesta-se em ambientes organizacionais de Big Data a partir de comportamentos como a esquiva, a resistência, aversão, procrastinação, desistência, transferência de responsabilidade para outras pessoas ou negação de aspectos do trabalho com dados como uma forma de se autoproteção do estresse e de situações consideradas desconfortáveis.

Assim, concluiu-se que níveis mais elevados de Sobrecarga Cognitiva estão significativamente associados a níveis mais elevados de Ansiedade e a uma tendência maior ao Comportamento de Evitação. No entanto, não há evidência estatística de que o nível de Sobrecarga Cognitiva exerça um efeito direto significativo no nível de Fadiga Cognitiva na amostra estudada. Por outro lado, níveis mais altos de Ansiedade estão significativamente associados a níveis mais altos de Fadiga Cognitiva. Assim, a Sobrecarga Cognitiva exerce um efeito indireto na Fadiga Cognitiva, efeito este completamente mediado pela Ansiedade. O nível de Ansiedade não exerceu efeitos diretos significativos na sua propensão ao Comportamento de Evitação. Em contrapartida, a Fadiga Cognitiva está significativamente associada ao Comportamento de Evitação. Nesse sentido, a Ansiedade exerce um efeito indireto no Comportamento de Evitação, efeito esse completamente mediado pela Fadiga Cognitiva.

Em suma, concluiu-se que, **embora tais fenômenos tenham sido pouco investigados na literatura em relação aos dados, a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva e o Comportamento de Evitação são fenômenos consideravelmente presentes no contexto de ambientes organizacionais de Big Data e são significativamente associados.** Isto é, as associações entre as variáveis identificadas na literatura sobre fenômenos correlatos são percebidas pelos profissionais inseridos em ambientes organizacionais de Big Data e foram confirmadas de maneira direta e indireta através de testes estatísticos.

A **QP2** ‘Quais são os antecedentes e consequentes da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva e Comportamento de Evitação em ambientes organizacionais de Big Data?’ foi respondida através da combinação dos resultados dos [Artigos 1, 2 e 3](#) da presente tese.

Conclui-se que dentre as características do Big Data, somente a falta de Veracidade dos Dados é capaz de, por si só, anteceder significativamente os níveis de Sobrecarga Cognitiva e Ansiedade experienciados pelo indivíduo. Verificou-se que o Volume, a Variedade e a Velocidade dos Dados não são suficientes para serem considerados, por si só, antecedentes significativos da Sobrecarga Cognitiva, da Ansiedade e da Fadiga Cognitiva. Assim como a falta de Veracidade dos Dados também não é, por si só, suficiente para ser considerada um antecedente significativo da Fadiga Cognitiva. No entanto, pode-se concluir que, embora não suficientes, o Volume, a Variedade e a Velocidade dos Dados são condições necessárias para a ocorrência da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva, assim como a falta de Veracidade dos Dados é uma condição necessária para a ocorrência da Fadiga Cognitiva.

Nesse sentido, concluiu-se que, por tratar-se de um contexto complexo, existem diferentes circunstâncias além do Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade dos Dados, que podem ser derivadas ou não dessas Características dos Dados, e que tornam o ambiente organizacional de Big Data mais desafiador para o profissional, podendo suscitar os estados de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva. Assim, concluiu-se que na percepção de profissionais inseridos em ambientes organizacionais de Big Data, características do Trabalho com Dados, que incluem elevadas cargas de trabalho, incertezas e ambiguidades, alta complexidade das operações envolvidas, prazos rigorosos e pressão do tempo e a volatilidade / dinamicidade do mercado, são estressores e potenciais antecedentes da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva.

Além disso, concluiu-se que uma baixa Alfabetização em Dados do indivíduo consiste em um antecedente direto da Sobrecarga Cognitiva e, indiretamente, do estado de Ansiedade. Assim como níveis mais altos de Alfabetização em Dados estão associados a níveis mais altos de Fadiga Cognitiva. Outrossim, além dessa autoavaliação, Lacunas na Alfabetização em Dados do restante da força de trabalho, isto é, dos colegas de trabalho e dos superiores, também foram percebidas como uma fonte de estresse, e, portanto, possíveis antecedentes da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva.

Em relação aos antecedentes do Comportamento de Evitação, pode-se concluir que os estados internos de Sobrecarga Cognitiva e Fadiga Cognitiva estão diretamente e

significativamente relacionados a uma resposta comportamental de Evitação. Já a Ansiedade não pode ser considerada um antecedente direto, uma vez que não exerce efeito significativo no Comportamento de Evitação. No entanto, ressalta-se que, ao impactar a Fadiga Cognitiva, indiretamente, também impacta o Comportamento de Evitação. Ademais, a falta de Alfabetização em Dados do indivíduo, ao impactar a Sobrecarga Cognitiva, indiretamente, contribui para o Comportamento de Evitação.

Em relação aos consequentes da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva e Comportamento de Evitação, concluiu-se que todos esses fatores são prejudiciais para o Desempenho do Indivíduo, com exceção da Fadiga Cognitiva. Isto é, quanto maior o nível de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Comportamento de Evitação, menor será o Desempenho do Profissional. Por outro lado, níveis mais altos de Fadiga Cognitiva estão associados a níveis mais altos de Desempenho do Profissional.

Em suma, concluiu-se que, **diferentes combinações entre Características dos Dados, Características do Trabalho com Dados e Lacunas na Alfabetização em Dados podem anteceder os estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva. Assim como o Comportamento de Evitação pode ser uma resposta direta aos estados internos de Sobrecarga Cognitiva e Fadiga Cognitiva e indireta ao estado interno de Ansiedade. Ademais, a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade e o Comportamento de Evitação acarretam consequências negativas ao Desempenho do Profissional, enquanto a Fadiga Cognitiva acarreta consequências positivas para o Desempenho do Profissional.**

Já a **QP3** ‘Qual o efeito exercido pela Alfabetização em Dados na Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva, Comportamento de Evitação e Desempenho do Profissional e nas associações entre essas variáveis?’ foi respondida através da combinação dos resultados dos [Artigos 1, 2 e 3](#) da presente tese.

Concluiu-se que profissionais inseridos em ambientes organizacionais de Big Data percebem que a Alfabetização em Dados consiste no conhecimento, habilidades, entendimento, experiência e expertise relacionados aos dados e aos processos envolvidos em seu manuseio. Assim como percebem que níveis mais altos de Alfabetização em Dados permitem que os indivíduos experienciem níveis mais baixos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva, assim como sejam menos propensos ao Comportamento de Evitação. Isto é, lacunas na Alfabetização em Dados da força de trabalho são estressores percebidos por profissionais

inseridos em ambientes organizacionais de Big Data e, portanto, podem ser potenciais antecedentes dos estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva.

Concluiu-se que níveis mais altos de Alfabetização em Dados estão significativamente associados a níveis mais baixos de Sobrecarga Cognitiva. Por outro lado, níveis mais altos de Alfabetização em Dados estão significativamente associados a níveis mais altos de Fadiga Cognitiva. A Alfabetização em Dados não exerce efeito direto significativo na Ansiedade e tampouco no Comportamento de Evitação, no entanto, à medida em que está associada inversamente a Sobrecarga Cognitiva, indiretamente, leva a níveis mais baixos de Ansiedade e Comportamento de Evitação. Além disso, a Alfabetização em Dados afeta indiretamente o Comportamento de Evitação por meio de uma mediação múltipla sequencial da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva. Ademais, concluiu-se que a Alfabetização em Dados exerce um efeito positivo significativo no Desempenho do Profissional.

Concluiu-se que a Alfabetização em Dados enfraquece as associações entre a Sobrecarga Cognitiva e o Comportamento de Evitação e entre a Ansiedade e o Comportamento de Evitação. Por outro lado, diferentemente do hipotetizado, a Alfabetização em Dados amplifica o efeito da Velocidade dos Dados na Fadiga Cognitiva, da Sobrecarga Cognitiva no Desempenho do Profissional, da Ansiedade no Desempenho do Profissional e do Comportamento de Evitação no Desempenho do Profissional.

Em suma, concluiu-se que a Alfabetização em Dados exerce um papel importante, principalmente, ao contribuir positivamente para o Desempenho do Profissional e ao reduzir a Sobrecarga Cognitiva, o que, indiretamente, contribui para mitigar a Ansiedade e o Comportamento de Evitação. Outrossim, quanto maior o nível de Alfabetização em Dados do indivíduo, menor o efeito da Sobrecarga Cognitiva no Comportamento de Evitação e menor o efeito da Ansiedade no Comportamento de Evitação. No entanto, alguns resultados divergiram do hipotetizado, como o efeito direto positivo da Alfabetização em Dados na Fadiga Cognitiva e os efeitos moderadores exercidos pela Alfabetização em Dados que fortalecem ao invés de enfraquecer alguns desafios.

Nesse sentido, a presente tese foi produto de um mapeamento do estado do conhecimento científico sobre os temas de interesse e abordagens empíricas qualitativas e quantitativas. Assim, conclui-se que a operacionalização de uma pesquisa de métodos mistos foi bem-sucedida e atingiu os propósitos estabelecidos de **Complementariedade, Completude e Expansão.**

Obteve-se **visões complementares** sobre as mesmas associações entre fenômenos, ao combinar evidências de fontes variadas: artigos científicos críveis e revisados por pares sobre os temas da pesquisa, dados empíricos oriundos de narrativas autênticas e da aplicação de itens em escala. Assim, a literatura acadêmica, os relatos dos entrevistados e os testes estatísticos proporcionaram uma visão complementar das associações existentes entre as variáveis Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva, Comportamento de Evitação e Alfabetização em Dados. Enquanto a literatura acadêmica forneceu um embasamento teórico sobre tais associações, a abordagem qualitativa complementou com uma perspectiva subjetiva e profunda, que foi complementada pela abordagem quantitativa com a amplitude de um levantamento que permitiu a verificação da significância estatística.

Obteve-se um **panorama completo** dos fenômenos estudados por meio da operacionalização de diferentes métodos. Isto é, o mapeamento da literatura acadêmica, as entrevistas e os resultados da PLS-SEM viabilizaram uma visão completa sobre as associações entre a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva, a Comportamento de Evitação e a Alfabetização em Dados, seus antecedentes e consequentes, combinando a profundidade e subjetividade da abordagem qualitativa com a amplitude e objetividade da abordagem quantitativa.

Por fim, os resultados obtidos com um método auxiliaram na **expansão da compreensão dos resultados** obtidos com outro método. Nesse sentido, o mapeamento bibliométrico da literatura, desenvolvido na [Etapa 1](#) do [Artigo 1](#), possibilitou mapear o estado do conhecimento sobre o tema, no qual identificou-se 9 associações entre as variáveis Sobrecarga, Ansiedade, Fadiga, Evitação e Alfabetização. As Entrevistas realizadas na [Etapa 2](#) do [Artigo 1](#) expandiram tais resultados ao fornecer evidências empíricas de como os profissionais inseridos em ambientes organizacionais de Big Data percebem a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva, o Comportamento de Evitação e a Alfabetização em Dados no referido contexto. Assim como foi possível identificar 10 associações entre tais variáveis percebidas pelos profissionais. Assim, a Survey e PLS-SEM da [Etapa 3](#) do [Artigo 1](#) expandiram tais resultados ao proporcionar uma análise estatística do modelo desenvolvido e constatar a significância e direção das associações entre a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva, a Comportamento de Evitação e a Alfabetização em Dados.

O estudo quantitativo desenvolvido no [Artigo 2](#) expandiu os resultados supracitados ao acrescentar ao modelo as Características do Big Data (Volume, Variedade, Velocidade e

Veracidade dos Dados) como estímulos situacionais (antecedentes) da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva, além de incluir o Desempenho do Profissional como consequente de tais estados internos, do Comportamento de Evitação e da Alfabetização em Dados. Assim como expandiu a compreensão sobre a Alfabetização em Dados ao incluir o teste do efeito moderador desta variável nas associações propostas.

Já o estudo qualitativo desenvolvido no [Artigo 3](#) expandiu os resultados supracitados ao abordar estressores existentes em ambientes organizacionais de Big Data. Proporcionou-se, portanto, diferentes combinações entre as Características dos Dados, Características do Trabalho com Dados e Lacunas na Alfabetização em Dados sugeridas como potenciais estímulos situacionais dos estados internos de Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade e a Fadiga Cognitiva.

No [Quadro 36](#) apresenta-se uma síntese dos resultados de cada artigo, a [Figura 15](#) ilustra o panorama unificado desses resultados, enquanto o [Quadro 37](#) sintetiza as meta-inferências obtidas com o desenvolvimento da tese.

Quadro 31 – Síntese dos Resultados por Artigo

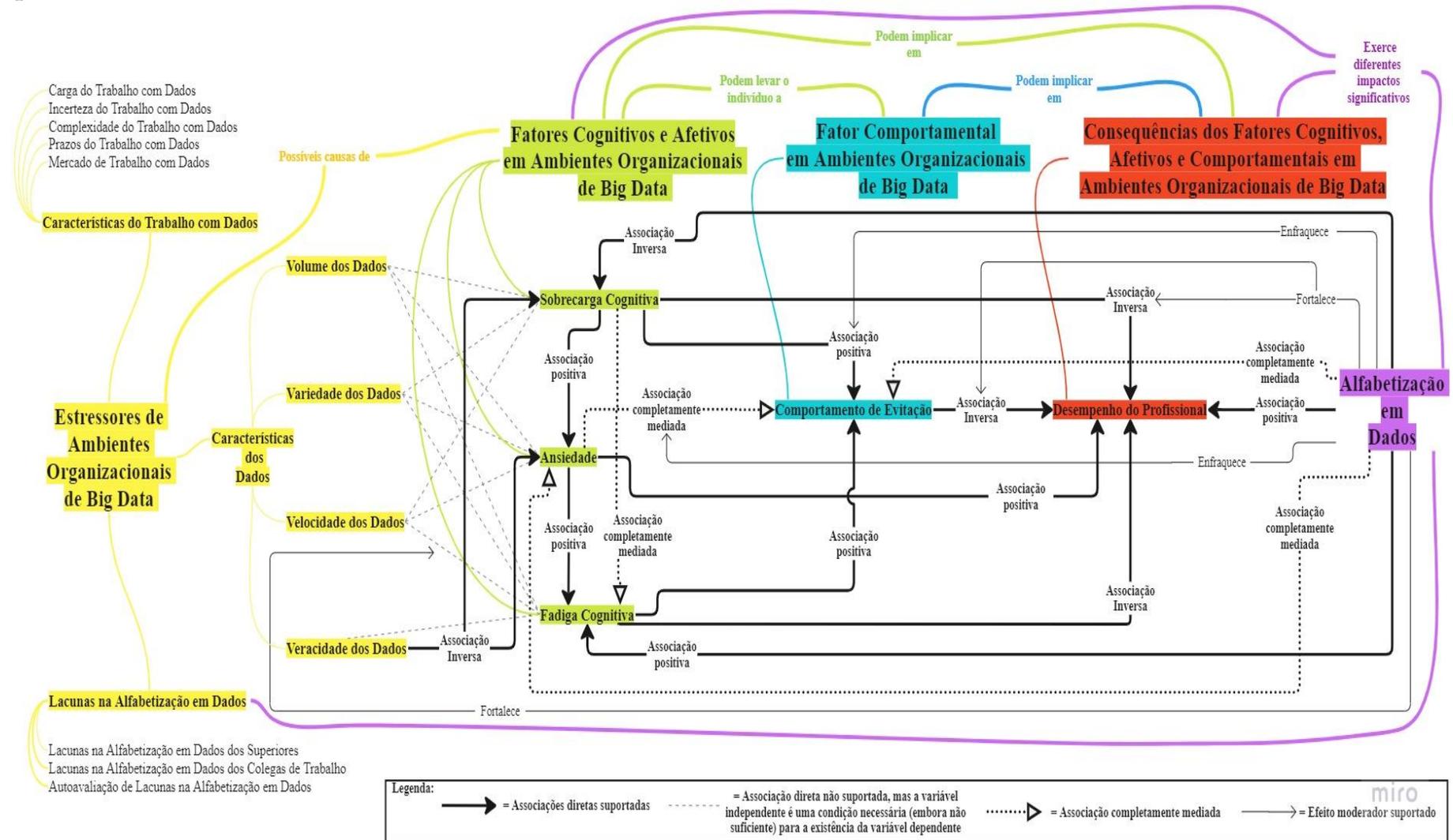
Artigo	Objetivo	Método	Resultados / Produtos
<p><u>Artigo 1</u></p>	<p>Compreender, teórica e empiricamente, como a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva, o Comportamento de Evitação e a Alfabetização em Dados se manifestam e estão associados em ambientes organizacionais de Big Data.</p>	<p>Métodos Mistos (Desenvolvimento e Confirmação) desenvolvido em três etapas: 1) RSL; 2) Qualitativa (entrevistas); 3) Quantitativa (survey e PLS-SEM)</p>	<p>• Mapeamento sistemático de nove associações entre as variáveis Sobrecarga, Ansiedade, Fadiga, Evitação e Alfabetização que já foram propostas, discutidas e/ou constatadas na literatura: 1) Sobrecarga e Ansiedade, 2) Sobrecarga e Fadiga, 3) Sobrecarga e Comportamento de Evitação, 4) Sobrecarga e Alfabetização, 5) Ansiedade e Fadiga, 6) Ansiedade e Comportamento de Evitação, 7) Ansiedade e Alfabetização, 8) Fadiga e Comportamento de Evitação e 9) Comportamento de Evitação e Alfabetização.</p> <ul style="list-style-type: none"> - Caráter inovador das temáticas uma vez que as pesquisas sobre Sobrecarga, Ansiedade, Fadiga, Evitação e Alfabetização vêm crescendo nos últimos anos. - Lacuna de pesquisa sobre a Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva e Comportamento de Evitação referente aos dados e sobre as associações entre esses fenômenos em ambientes organizacionais de Big Data uma vez que a maior parte da literatura que investiga os fenômenos de interesse se concentra na informação e nas particularidades de contextos como Mídias Sociais/Redes Sociais, Covid-19/Saúde, entre outros. - Centralidade da variável Sobrecarga, um elemento-chave que conecta as demais variáveis de interesse. - Os artigos revisados forneceram aporte teórico que foi adaptado para o contexto de ambientes organizacionais de Big Data. <p>• Percepções de profissionais refletidas em narrativas autênticas de suas realidades sobre como a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva e o Comportamento de Evitação se manifestam em ambientes organizacionais de Big Data, além da importância da Alfabetização em Dados considerando tais circunstâncias e as associações existentes entre as variáveis.</p> <ul style="list-style-type: none"> - Os dados e os processos envolvidos no seu manuseio, tanto em termos de quantidade quanto de complexidade, podem exceder a capacidade cognitiva dos profissionais, levando-os a um estado de Sobrecarga Cognitiva. - Manifestação da Ansiedade a partir do sofrimento emocional experienciado pelo profissional por antecipar o futuro em relação ao acesso, entendimento, manipulação ou uso de dados. - A Fadiga Cognitiva refletiu-se a partir da percepção de desgaste mental experienciado pelo indivíduo ao trabalhar com dados. - O Comportamento de Evitação pode manifestar-se a partir de comportamentos como procrastinação, desistência e transferência de responsabilidade. - Os profissionais percebem as 9 associações entre a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva, o Comportamento de Evitação e a Alfabetização em Dados identificadas na revisão de literatura, além da associação entre a Fadiga Cognitiva e a Alfabetização em Dados. - Tais evidências sugerem que além desses fenômenos serem consideravelmente presentes no contexto de ambientes organizacionais de Big Data, também estão associados no referido contexto. <p>• Desenvolvimento e teste de modelo teórico de pesquisa das associações entre a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva, o Comportamento de Evitação e a Alfabetização em Dados em ambientes organizacionais de Big Data.</p>

			<ul style="list-style-type: none"> - Associação positiva significativa entre a Sobrecarga Cognitiva e a Ansiedade e entre a Sobrecarga Cognitiva e o Comportamento de Evitação. - Associação positiva entre a Sobrecarga Cognitiva e a Fadiga Cognitiva completamente mediada pela Ansiedade. - Associação positiva significativa entre a Ansiedade e a Fadiga Cognitiva e entre a Fadiga Cognitiva e o Comportamento de Evitação. - Associação positiva entre a Ansiedade e o Comportamento de Evitação completamente mediada pela Fadiga Cognitiva. - Associação inversa entre a Alfabetização em Dados e a Sobrecarga Cognitiva. - Associação positiva entre a Alfabetização em Dados e a Fadiga Cognitiva. - Associação negativa entre a Alfabetização em Dados e a Ansiedade e entre a Alfabetização em Dados e o Comportamento de Evitação completamente mediadas pela Sobrecarga Cognitiva. - Associação negativa entre a Alfabetização em Dados e o Comportamento de Evitação completamente mediada pela Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva de maneira conjunta e sequencial.
<u>Artigo 2</u>	Verificar como o Big Data está associado a Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva, como tais estados contribuem para o Comportamento de Evitação, quais as consequências para o Desempenho do Profissional e qual o efeito moderador exercido pela Alfabetização em Dados nesse contexto.	Survey e PLS-SEM	<ul style="list-style-type: none"> • Aplicação do Framework Teórico SOCC para obter uma visão ampla e conjunta dos fatores cognitivos, afetivos e comportamentais de interesse, seus antecedentes e seus consequentes. • Desenvolvimento e teste de modelo teórico de pesquisa das associações entre as Características do Big Data (Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade dos Dados), como estímulos situacionais, a Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva como estados internos orgânicos, o Comportamento de Evitação como resposta comportamental e o Desempenho do Profissional como consequência, além do efeito moderador da Alfabetização em Dados nas associações propostas. • Associação inversa entre a Veracidade dos Dados e a Sobrecarga Cognitiva e entre a Veracidade dos Dados e a Ansiedade. • Volume, Variedade e Velocidade dos Dados como condições necessárias, mas não suficientes, para a Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva. • Falta de Veracidade dos Dados como condição necessária, mas não suficiente, para a Fadiga Cognitiva. • Associação positiva entre a Sobrecarga Cognitiva e o Comportamento de Evitação e entre a Fadiga Cognitiva e o Comportamento de Evitação. • Associação inversa entre a Sobrecarga Cognitiva e o Desempenho do Profissional, entre a Ansiedade e o Desempenho do Profissional e entre o Comportamento de Evitação e o Desempenho do Profissional. • Associação positiva entre a Fadiga Cognitiva e o Desempenho do Profissional. • Associação positiva entre a Alfabetização em Dados e o Desempenho do Profissional. • Efeito moderador da Alfabetização em Dados nas associações entre a Sobrecarga Cognitiva e o Comportamento de Evitação e entre a Ansiedade e o Comportamento de Evitação, enfraquecendo-as, e entre a Velocidade dos Dados e a Fadiga, a Sobrecarga Cognitiva e o Desempenho do Profissional, a Ansiedade e o Desempenho do Profissional e entre o Comportamento de Evitação e o Desempenho do Profissional, fortalecendo-as.

<p><u>Artigo</u> <u>3</u></p>	<p>Analisar os estressores existentes em ambientes organizacionais de Big Data percebidos pelos profissionais para fornecer uma compreensão de potenciais estímulos situacionais dos estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva.</p>	<p>Entrevistas e Grounded Theory</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Percepções de profissionais refletidas em narrativas autênticas de suas realidades. • Teoria baseada em conceitos fundamentados nos dados coletados. • Categorias de estressores existentes em ambientes organizacionais de Big Data. • Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade dos Dados como estressores de ambientes organizacionais de Big Data. • Carga, Incerteza, Complexidade, Prazos e Mercado de Trabalho com Dados como estressores de ambientes organizacionais de Big Data. • Lacunas na Alfabetização em Dados dos Superiores, dos Colegas de Trabalho e Autoavaliação de Lacunas na Alfabetização em Dados como estressores de ambientes organizacionais de Big Data. • Diferentes combinações de estressores sugeridas como potenciais estímulos situacionais dos estados internos de Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade e a Fadiga Cognitiva.
---	--	--------------------------------------	--

Fonte: Elaborado pela Autora

Figura 15 – Panorama Unificado dos Resultados



Fonte: Elaborada pela autora com auxílio da plataforma Miro.

Quadro 32 – Síntese das Meta-Inferências

Tópicos	Meta-inferências
<p>Ambientes Organizacionais de Big Data</p>	<ul style="list-style-type: none"> - O contexto de ambientes organizacionais de Big Data é pouco investigado na literatura no que diz respeito a fatores cognitivos, afetivos e comportamentais como a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva e o Comportamento de Evitação. - No entanto, de acordo com profissionais inseridos no referido contexto, as particularidades do ambiente organizacional de Big Data o tornam propício para a manifestação de fatores cognitivos, afetivos e comportamentais como a Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva e o Comportamento de Evitação. - Ambientes organizacionais de Big Data são contextos complexos e que envolvem uma ampla gama de estressores. - As Características dos Dados, isto é, Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade dos Dados emergem como um desafio substancial em ambientes organizacionais de Big Data, apresentando-se como um estressor significativo para os profissionais inseridos no referido contexto. A quantidade gigantesca de variáveis e de observações para cada variável com as quais os profissionais precisam lidar para desempenhar o seu trabalho se apresentam de formas diversas, estão armazenadas em diferentes fontes e são geradas e devem ser processadas muito rapidamente para que não se tornem obsoletas. Além disso, existem discrepâncias integrais em quase todos esses dados no que diz respeito à sua precisão, autenticidade e confiabilidade, o que ressalta a indispensabilidade de preparação desses dados até que alcancem qualidade para serem utilizados. - Dentre as Características dos Dados (Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade dos Dados) somente a Veracidade dos Dados impacta de maneira significativa a Sobrecarga Cognitiva e a Ansiedade. - Apesar do Volume dos Dados, Variedade dos Dados e Velocidade dos Dados não serem suficientes para suscitar os estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva e a Veracidade dos Dados não ser suficiente para suscitar o estado de Fadiga Cognitiva, as quatro características são condições necessárias para a ocorrência desses fenômenos. Isso quer dizer que, além das Características dos Dados há outras circunstâncias que, combinadas, são potenciais estímulos situacionais para os referidos estados internos. - Dentre essas circunstâncias, emergem as Características do Trabalho com Dados como estressores existentes em ambientes organizacionais de Big Data e potenciais estímulos para os estados de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva. O trabalho com dados é caracterizado por desafios contantes como a crescente carga de demandas, incertezas e ambiguidades, natureza técnica e complexa, prazos rigorosos e pressão do tempo e por mudanças rápidas, contínuas e radicais no mercado. - Outro desafio existente em ambientes organizacionais de Big Data é referente a Lacunas na Alfabetização em Dados da força de trabalho que vai desde os gestores até os demais colaboradores.
<p>Sobrecarga Cognitiva</p>	<ul style="list-style-type: none"> - A Sobrecarga Cognitiva em ambientes organizacionais de Big Data é um estado interno complexo e desafiador, caracterizado pelo indivíduo sentindo-se incapaz de lidar com os dados que extrapolam os limites naturais da capacidade humana de processamento. Mesmo com o uso de técnicas e ferramentas, os profissionais frequentemente enfrentam situações em que sua incapacidade de absorver todos os dados disponíveis torna-se evidente. A ideia de que "quanto mais dados, melhor" muitas vezes resulta em uma pressão na qual os profissionais sentem-se compelidos a abraçar uma quantidade massiva de dados que está além de sua capacidade de resposta e, portanto, sentem-se perdidos ou sufocados por uma carga cognitiva muito grande. - Quanto maior a percepção de Sobrecarga Cognitiva, menor o Desempenho do Profissional. - A Sobrecarga, além de ser a palavra-chave mais citada na literatura revisada, também é a mais central, ou seja, consiste em um elemento chave que conecta as demais variáveis de interesse.

	<p>- Quanto maior o nível de Sobrecarga Cognitiva maior o nível de Ansiedade e maior a tendência do indivíduo ao Comportamento de Evitação. Além disso, a medida em que a Sobrecarga Cognitiva aumenta a Ansiedade, indiretamente, aumenta a Fadiga Cognitiva experienciada pelo profissional. Ademais, ao ser capaz de reduzir a Sobrecarga Cognitiva, a Alfabetização em Dados indiretamente reduz a Ansiedade e a tendência ao Comportamento de Evitação. Resultados esses que corroboram a centralidade da Sobrecarga Cognitiva e transparecem a importância de agir contra esse desafio visando mitigar a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva e o Comportamento de Evitação.</p> <p>- Dentre as características do Big Data, a Veracidade dos Dados, mais especificamente a problemática da dificuldade em alcançar qualidade em grandes volumes de dados variados e gerados em alta velocidade é a principal responsável pela percepção de Sobrecarga Cognitiva. Contudo, o Volume de Dados, a Variedade dos Dados e a Velocidade dos Dados, embora, por si só, não sejam suficientes, são condições necessárias para a ocorrência da Sobrecarga Cognitiva.</p>
Ansiedade	<p>- A Ansiedade em ambientes organizacionais de Big Data emerge como um estado interno abrangente, manifestando-se através de uma variedade de emoções, como preocupação, frustração, angústia e nervosismo. A constante busca por mais dados e a expectativa de cobrir todas as perguntas possíveis em um único trabalho alimentam essa Ansiedade, criando uma sensação de nunca ser suficiente, com profissionais sempre desejando mais dados e temendo não ter dados essenciais. A Ansiedade é exacerbada pela antecipação de cenários negativos, medo de cometer erros, insegurança em lidar com a responsabilidade, pressão para cumprir prazos e entregar um trabalho assertivo, receio de perder o emprego e síndrome do impostor que fazem com que o pensamento do profissional permaneça sempre acelerado.</p> <p>- Esse estresse emocional é desgastante para o profissional, impactando negativamente o seu desempenho.</p> <p>- O nível de Ansiedade resulta do nível de Sobrecarga Cognitiva experienciado pelo profissional. Assim como quanto maior o nível de Ansiedade, maior a Fadiga Cognitiva experienciada pelo indivíduo. Ademais, através do efeito exercido na Fadiga Cognitiva a Ansiedade impacta indiretamente a tendência do indivíduo ao Comportamento de Evitação.</p> <p>- Dentre as características do Big Data, a Veracidade dos Dados, mais especificamente a problemática da dificuldade em alcançar qualidade em grandes volumes de dados variados e gerados em alta velocidade é a principal responsável pela percepção de Ansiedade. Contudo, o Volume de Dados, a Variedade dos Dados e a Velocidade dos Dados, embora, por si só, não sejam suficientes, são condições necessárias para a ocorrência da Ansiedade.</p>
Fadiga Cognitiva	<p>- A Fadiga Cognitiva em ambientes organizacionais de Big Data é um estado interno caracterizado pelo cansaço, exaustão e/ou desgaste mental experienciado por profissionais que são constantemente submetidos a uma estimulação cognitiva profunda para desempenhar seu trabalho. O trabalho com dados requer manter um foco excessivo, uma atenção minuciosa e um alto nível de concentração, o que consome a energia mental do indivíduo. Assim, o profissional, ao se sentir exaurido, pode chegar a um ponto de colapso em que sua capacidade de raciocínio parece congelar, travar ou falhar, como uma forma de defesa do cérebro para preservar sua integridade diante da exaustão.</p> <p>- Diferentemente do hipotetizado, níveis mais altos de Fadiga Cognitiva estão associados a níveis mais altos de Desempenho do Profissional, o que pode ter uma relação com a alocação mais eficiente de recursos cognitivos.</p> <p>- O estado interno de Fadiga Cognitiva é suscitado pelo estado interno de Ansiedade. Ademais, quanto maior a Fadiga Cognitiva, maior a tendência do indivíduo de Comportamento de Evitação.</p> <p>- As características do Big Data: Volume dos Dados, Variedade dos Dados, Velocidade dos Dados e Veracidade dos Dados, embora, por si só, não sejam suficientes, são condições necessárias para a ocorrência da Fadiga Cognitiva.</p>
Comportamento de Evitação	<p>- O Comportamento de Evitação em ambientes organizacionais de Big Data engloba uma série de ações e atitudes como a resistência, procrastinação, negação, transferência de responsabilidade, escolha de soluções mais fáceis, perda de interesse, desmotivação, distração, desistência e postura de</p>

	<p>desestímulo relacionados ao uso dos dados. Assim, profissionais diante do estresse oriundo do trabalho com dados, podem adotar estratégias de enfrentamento que envolvam se distanciar ou se autopreservar da origem desse estresse a partir da evitação de demandas relacionadas aos dados.</p> <ul style="list-style-type: none"> - Quanto maior a tendência do profissional ao Comportamento de Evitação, menor será seu desempenho. - O Comportamento de Evitação é uma resposta comportamental direta do indivíduo aos estados internos de Sobrecarga Cognitiva e Fadiga Cognitiva.
<p>Alfabetização em Dados</p>	<ul style="list-style-type: none"> - A Alfabetização em Dados consiste no conjunto de habilidades essenciais para lidar eficientemente com a crescente complexidade e volume de dados. Isto é, o entendimento aprofundado dos dados e dos processos que compõem o ciclo de vida dos dados possibilita aos profissionais saberem onde buscar os dados necessários, como abordar problemas de maneira estratégica, como organizar e a selecionar dados relevantes, como cruzar os dados e como gerar informações compreensíveis para públicos leigos. Assim, profissionais Alfabetizados em Dados têm a capacidade de simplificar processos, executar trabalhos de forma aprimorada e lidar com tarefas avançadas e complexas a partir da visualização das alternativas viáveis e do uso eficiente de recursos e tempo. A Alfabetização em Dados, portanto, não apenas envolve o conhecimento técnico, mas também o preparo dos profissionais para compreender, lidar e enfrentar situações desafiadoras. Em suma, a Alfabetização em Dados é chave para o sucesso em ambientes de Big Data, capacitando os profissionais a entenderem, visualizarem o potencial e extraírem valor dos dados, promovendo uma maior assertividade na tomada de decisões e execução de tarefas. - Quanto maior o nível de Alfabetização em Dados, maior o Desempenho do Profissional. - Lacunas na Alfabetização em Dados dos Superiores são percebidas como estressores existentes em ambientes organizacionais de Big Data. A falta de compreensão, familiaridade e conhecimento técnico por parte da gestão em relação às operações e processos de dados faz com que os superiores tenham expectativas irrealistas e uma percepção equivocada da simplicidade das tarefas o que envolve uma falta de planejamento, tarefas não bem divididas, cobrança excessiva e dificuldades nas prioridades. - Lacunas na Alfabetização em Dados dos Colegas de Trabalho e Demais Colaboradores são percebidas como estressores existentes em ambientes organizacionais de Big Data. Lacunas de conhecimento e habilidades entre membros da equipe fazem com que esses colegas menos qualificados dependam dos mais Alfabetizados em Dados e os onerem, fazendo com que acumulem mais responsabilidades. - A Autoavaliação de Lacunas na Alfabetização em Dados é percebida como um estressor existente em ambientes organizacionais de Big Data. A consciência dos indivíduos de suas próprias limitações técnicas em relação aos dados, isto é, a falta de intimidade ou conhecimento profundo em relação a determinados conceitos, a falta de background e da experiência e a incapacidade percebida de utilizar ferramentas, avançar em análises ou acompanhar colegas mais experientes se traduz em um impedimento real para o profissional em suas atividades. - Quanto maior o nível de Alfabetização em Dados, menor o nível de Sobrecarga Cognitiva experienciado pelo indivíduo. À medida em que reduz a Sobrecarga Cognitiva, a Alfabetização em Dados indiretamente reduz a Ansiedade e a Tendência ao Comportamento de Evitação. - Profissionais Alfabetizados em Dados que experenciam o estado interno de Sobrecarga Cognitiva, são menos propensos ao Comportamento de Evitação, uma vez que a Alfabetização em Dados enfraquece o efeito da Sobrecarga Cognitiva no Comportamento de Evitação. - Profissionais Alfabetizados em Dados que experenciam o estado interno de Ansiedade, são menos propensos ao Comportamento de Evitação, uma vez que a Alfabetização em Dados enfraquece o efeito da Ansiedade no Comportamento de Evitação. - Embora a Alfabetização em Dados seja uma competência crítica em ambientes organizacionais de Big Data, tais habilidades e conhecimentos não protegem o profissional do estado interno de Fadiga Cognitiva. Pelo contrário, quanto maior o nível de Alfabetização em Dados, maior o nível de Fadiga Cognitiva. Essa evidência pode estar relacionada a complexidade, responsabilidade e pressão das tarefas atribuídas aos profissionais mais Alfabetizados em Dados, o que pode levá-los ao estado de Fadiga Cognitiva.

	<p>- Diferentemente do hipotetizado, a Alfabetização em Dados como moderadora amplifica o efeito da Velocidade dos Dados na Fadiga Cognitiva, o efeito da Sobrecarga Cognitiva no Desempenho do Profissional, o efeito da Ansiedade no Desempenho do Profissional e o efeito do Comportamento de Evitação no Desempenho do Profissional. O que revelou a amplitude do conceito de Alfabetização em Dados que vai além de sua definição básica, isto é, o corpo de conhecimento e habilidades relacionados aos dados e pode envolver também funções e tarefas mais complexas, níveis mais altos de responsabilidade e pressão e expectativas mais altas.</p>
--	---

Fonte: Elaborado pela autora.

De modo geral, a **contribuição teórica** desta tese é oriunda da integração de elementos teóricos e evidências empíricas, obtidos por meio de abordagem mista de métodos qualitativos e quantitativos. Assim, a presente tese, como um produto unificado de resultados de três artigos, contribui teoricamente com a construção de uma visão holística sobre os fatores cognitivos, afetivos e comportamentais existentes em ambientes organizacionais de Big Data, seus antecedentes, consequentes e o papel da Alfabetização em Dados nesse contexto. Proporcionou-se um panorama teórico e empírico de como a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva, o Comportamento de Evitação e a Alfabetização em Dados se manifestam e estão associados em ambientes organizacionais de Big Data. Assim como lançou-se luz sobre como as Características dos Dados (Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade dos Dados), as Características do Trabalho com Dados (Carga, Incerteza, Complexidade, Prazos e Mercado de Trabalho com Dados) e as Lacunas na Alfabetização em Dados da força de trabalho podem ser estressores existentes em ambientes organizacionais de Big Data e possíveis antecedentes dos estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva. Além de destacar a problemática referente à falta de Veracidade dos Dados como a principal característica do Big Data a anteceder os estados de Sobrecarga Cognitiva e Ansiedade. Também promoveu-se uma análise sobre as consequências da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva, Comportamento de Evitação e Alfabetização em Dados para o Desempenho do Profissional.

Nesse sentido, a presente tese atendeu a chamada de alguns estudos recentes por mais pesquisas acerca da maneira como os indivíduos percebem, reagem e lidam com a abundância de dados ([ABBASI; SARKER; CHIANG, 2016](#); [MERENDINO et al., 2018](#); [SAXENA; LAMEST, 2018](#); [VERMA; BHATTACHARYYA; KUMAR, 2018](#); [BOLDOSOVA; LUOTO, 2019](#); [BOLDOSOVA, 2019](#); [BOŽIČ; DIMOVSKI, 2019](#); [MEADOWS et al., 2022](#); [CEZAR; MAÇADA, 2021](#); [CEZAR; MAÇADA, 2023](#)). Assim como contribuiu com a lacuna teórica identificada referente a Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva, Comportamento de Evitação e Alfabetização em Dados no contexto de ambientes organizacionais de Big Data.

Isto é, proporcionou-se evidências empíricas de como os profissionais inseridos em ambientes organizacionais de Big Data experienciam os estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva em seus cotidianos, como e porque comportam-se de maneira evasiva em relação a aspectos de seu trabalho com dados. Além de lançar luz sobre as percepções desses indivíduos sobre como e em qual direção a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva, o Comportamento de Evitação e a Alfabetização em Dados

estão associados no referido contexto. Em complemento, testou-se empiricamente o modelo desenvolvido no contexto de ambientes organizacionais de Big Data, destacando a significância estatística dessas associações. Outrossim, testou-se o efeito exercido por cada característica do Big Data (Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade dos Dados) como antecedentes da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva e também testou-se os efeitos da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva, Comportamento de Evitação e Alfabetização em Dados no Desempenho do Profissional. Por fim, evidenciou-se quais elementos característicos de ambientes organizacionais de Big Data são percebidos pelos profissionais como estressores e, portanto, potenciais antecedentes dos estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva.

Sendo assim, essa tese fornece como contribuição um panorama de possíveis razões (certamente não as únicas) que dificultam o pleno alcance dos benefícios dos investimentos e iniciativas de Big Data. Particularmente, este estudo concentrou-se em estressores como as Características dos Dados, as Características do Trabalho com Dados e Lacunas na Alfabetização em Dados e em aspectos cognitivos, afetivos e comportamentais como a Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade, Fadiga Cognitiva e Comportamento de Evitação.

Portanto, os resultados obtidos também envolvem **Implicações Práticas** aos gestores e profissionais que atuam em ambientes organizacionais de Big Data.

As evidências teóricas e empíricas proporcionadas por este estudo enfatizam a importância de reconhecer, abordar e gerenciar desafios cognitivos, afetivos e comportamentais enfrentados por profissionais que atuam em ambientes organizacionais de Big Data. As organizações devem estar cientes de que a grande quantidade de dados variados gerados em alta velocidade e de qualidade questionável e a natureza do trabalho com dados podem suscitar os estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva nos profissionais inseridos nesses contextos. Assim como tais estados podem levar direta ou indiretamente os indivíduos ao Comportamento de Evitação. Ademais, tais desafios podem implicar negativamente no Desempenho do Profissional.

É crucial que as organizações compreendam a influência desses fatores e reconheçam que estratégias e ações de gestão são essenciais para promover o bem-estar dos profissionais que trabalham com Big Data. Destaca-se a que a problemática da Veracidade dos Dados seja tratada como um fator crítico, uma vez que a falta de qualidade dos dados pode resultar em Sobrecarga de Dados e Ansiedade, levando a um Comportamento de Evitação e prejudicando o

Desempenho Profissional. Ademais as organizações devem focar em compreender as nuances do trabalho com dados, reduzir a carga de trabalho e a pressão de tempo, além de investir em ferramentas que facilitem as tarefas dos profissionais e minimizem incertezas.

Além disso, a pesquisa destaca a importância de ações contínuas de Alfabetização em Dados para toda a força de trabalho, reconhecendo-a como um componente fundamental para enfrentar os desafios em evolução nesse cenário dinâmico. As organizações podem apoiar-se em tais evidências para fortalecer as habilidades de Alfabetização em Dados de toda a força de trabalho, inclusive da alta gestão, visando um melhor gerenciamento da carga cognitiva recebida e, conseqüentemente, reduzir os resultados negativos associados à Sobrecarga Cognitiva.

Não obstante às contribuições supracitadas, algumas **Limitações** deste estudo são dignas de nota. A seguir disserta-se sobre elas assim como indica-se **Oportunidades de Estudos Futuros** para remediar tais limitações.

Uma limitação do estudo reside no fato de que o mapeamento da produção científica representa um recorte delimitado e bastante específico com foco nas associações entre variáveis, o que implica em uma visão limitada da literatura sobre os fenômenos de interesse. Sendo assim, para uma compreensão mais profunda da produção acadêmica sobre os fenômenos são necessários mais estudos. Sugere-se como vias de estudos futuros uma busca mais ampla sobre cada uma das variáveis de maneira isolada, acrescentando sinônimos, expressões regulares ou permutações de palavras e ao fim realizar uma análise conjunta dos resultados.

Outra limitação do estudo foi a seleção de informantes / respondentes por conveniência, tanto nos estudos empíricos qualitativos, quanto nos quantitativos. Ainda que critérios de rigor tenham sido observados, e que tenha-se esforçado para alcançar uma diversidade no que diz respeito ao perfil desses participantes, sugere-se cautela ao generalizar os resultados obtidos. Ademais, as evidências empíricas deste estudo são oriundas unicamente da percepção subjetiva dos participantes. Portanto, estudos futuros podem complementar os achados trazidos por essa tese ao complementar a coleta de dados com fontes mais objetivas, como, por exemplo, índices de desempenho ou dados fisiológicos. Assim como um paralelo com a perspectiva a nível organizacional também seria interessante.

Ademais, os modelos de pesquisa compreenderam somente o Volume, a Variedade, a Velocidade e a Veracidade dos Dados como estímulos situacionais, os estados internos

cognitivos e afetivos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva, a resposta comportamental de Evitação e o Desempenho do Profissional como consequência, além da Alfabetização em Dados. Assim, emerge como oportunidade de estudos futuros a ampliação desses modelos com a inclusão de outras variáveis, principalmente no que diz respeito a explorar outros estímulos situacionais e outras respostas comportamentais tendo em vista que os indivíduos podem adotar outras estratégias de enfrentamento além da evitação.

Outrossim, destacam-se que algumas descobertas da tese provocaram reflexões que precisam ser aprofundadas e também podem sugerir vias de estudos futuros. Primeiramente, em relação as Características dos Dados serem condições necessárias, mas não suficientes para determinar os estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva. Embora as Características dos Dados possam ser os desafios mais notáveis em ambientes organizacionais de Big Data, por tratar-se de um contexto complexo, existem vários outros fatores que podem exercer impactos na cognição humana e no bem-estar. Dentre esses outros fatores, a presente pesquisa sugere a Carga de Trabalho com Dados, a Incerteza no Trabalho com Dados, a Complexidade do Trabalho com Dados, os Prazos do Trabalho com Dados e a volatilidade do Mercado de Trabalho com Dados, além de problemáticas relacionadas a Lacunas na Alfabetização em Dados da força de trabalho. Sendo assim, indica-se como via de estudos futuros uma análise aprofundada de outros fatores além das Características dos Dados como antecedentes da Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e Fadiga Cognitiva em ambientes organizacionais de Big Data.

Segundamente, reflete-se acerca do estado interno de Fadiga Cognitiva e sua associação positiva com o Desempenho do Profissional, contradizendo evidências encontradas na literatura. Sugere-se que estudos futuros sejam desenvolvidos visando aprofundar sob quais situações e/ou características individuais a Fadiga Cognitiva pode ser benéfica para o Desempenho do Profissional, investigando fatores como a alocação eficiente de recursos, criatividade, adaptabilidade, suporte organizacional, colaboração entre outros.

Por fim, destaca-se a importância da reflexão acerca do complexo construto de Alfabetização em Dados, buscando compreendê-lo além de sua definição básica, uma vez que os resultados apontaram uma associação positiva com a Fadiga Cognitiva e efeitos moderadores amplificadores dos desafios de interesse da presente pesquisa. Isto é, embora a Alfabetização em Dados seja geralmente considerada benéfica para os profissionais que atuam em ambientes organizacionais de Big Data, é possível que essa variável envolva desafios como níveis mais

altos de responsabilidade, tarefas mais complexas, maior pressão e expectativas, entre outros fatores. Portanto, sugere-se que estudos futuros ampliem o conhecimento sobre a Alfabetização em Dados, trazendo também sua perspectiva desafiadora.

REFERÊNCIAS

ABBASI, Ahmed; SARKER, Suprateek; CHIANG, Roger HL. Big data research in information systems: Toward an inclusive research agenda. **Journal of the association for information systems**, v. 17, n. 2, p. 3, 2016.

ABIDEEN, Zain UI et al. Do Behavioral Biases Affect Investors' Investment Decision Making? Evidence from the Pakistani Equity Market. **Risks**, v. 11, n. 6, p. 109, 2023.

ACKERMAN, Phillip L. et al. Cognitive fatigue during testing: An examination of trait, time-on-task, and strategy influences. **Human performance**, v. 23, n. 5, p. 381-402, 2010.

ACKOFF, Russell L. From data to wisdom. **Journal of applied systems analysis**, v. 16, n. 1, p. 3-9, 1989.

ADIKOESWANTO, Dodot et al. The mediation role of adoption readiness on perceived anxiety and attitude toward using database management system at correctional institutions. **Heliyon**, v. 8, n. 8, 2022.

ADRIAN, Cecilia et al. A Content Validity Study for Big Data Analytics Implementation Model. In: **2019 6th International Conference on Research and Innovation in Information Systems (ICRIIS)**. IEEE, 2019. p. 1-5.

AGARWAL, Ritu; DHAR, Vasant. Big data, data science, and analytics: The opportunity and challenge for IS research. **Information systems research**, v. 25, n. 3, p. 443-448, 2014.

AHARONY, Noa; GAZIT, Tali. Factors affecting students' information literacy self-efficacy. **Library Hi Tech**, v. 37, n. 2, p. 170-183, 2019.

AHMAD, Farhan; WIDÉN, Gunilla; HUVILA, Isto. The impact of workplace information literacy on organizational innovation: An empirical study. **International Journal of Information Management**, v. 51, p. 102041, 2020.

AHMAD, Maqsood; SHAH, Syed Zulfiqar Ali. Overconfidence heuristic-driven bias in investment decision-making and performance: mediating effects of risk perception and moderating effects of financial literacy. **Journal of Economic and Administrative Sciences**, v. 38, n. 1, p. 60-90, 2020.

AHMED, Rizwan Raheem et al. The Social Media Break-Up: Psycho-Behavioral Measures and Implications. **IEEE Access**, v. 10, p. 58116-58135, 2022.

AKTER, Shahriar et al. How talent capability can shape service analytics capability in the big data environment?. **Journal of Strategic Marketing**, v. 27, n. 6, p. 521-539, 2019.

ALA. **Presidential Committee on Information Literacy: Final Report**. 1989. Disponível em: <http://www.ala.org/acrl/publications/whitepapers/presidential> (Acesso em Outubro de 2023).

ALA. **Office for information technology policy: digital literacy task force: digital literacy, libraries, and public policy: report of the office for information technology policy's digital literacy task force**. 2013. Disponível em: <https://docs.edtechhub.org/lib/VMF2PYCM> (Acesso em Outubro de 2023).

ALAM, Kausar. A systematic qualitative case study: Questions, data collection, NVivo analysis and saturation. **Qualitative Research in Organizations and Management: An International Journal**, v. 16, n. 1, p. 1-31, 2020.

ALEXANDRE, Neusa; COLUCI, Marina. Validade de conteúdo nos processos de construção e adaptação de instrumentos de medidas. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 16, p. 3061-3068, 2011.

ALHARTHI, Abdulkhaliq; KROTOV, Vlad; BOWMAN, Michael. Addressing barriers to big data. **Business Horizons**, v. 60, n. 3, p. 285-292, 2017.

ALSHAMMARI, Nasser et al. Technology-driven 5G enabled e-healthcare system during COVID-19 pandemic. **IET Communications**, v. 16, n. 5, p. 449-463, 2022.

ALSHAMMARI, Waleed Mansi G.; ALSHAMMARI, Fahad Maiyah M.; ALSHAMMRY, Faiz Mayah M. Factors Influencing the Adoption of E-Health Management among Saudi Citizens with Moderating Role of E-Health Literacy. **Information Management and Business Review**, v. 13, n. 3 (I), p. 47-61, 2021.

ALYOUZBAKY, Bassam A.; HANNA, Rasha Duraid; NAJEEB, Sahm Hazim. The effect of information overload, and social media fatigue on online consumers purchasing decisions: the mediating role of technostress and information anxiety. **Journal of Logistics, Informatics and Service Science**, v. 12, p. 195-220, 2022.

AMIN, Aamir et al. The Impact of Stressors on the Relationship Between Personality Traits, Knowledge Collection Behaviour and Programmer Creativity Intention in Software Engineering. **Information and Software Technology**, p. 107288, 2023.

ANDRES, Hayward. The role of active teaching, academic self-efficacy, and learning behaviors in student performance. **Journal of International Education in Business**, v. 13, n. 2, p. 221-238, 2020.

ANNINO, Ioanna; FOXALL, Gordon R. The reinforcing and aversive consequences of customer experience. The role of consumer confusion. **Journal of retailing and consumer services**, v. 51, p. 139-151, 2019.

ARDITO, Lorenzo et al. A bibliometric analysis of research on Big Data analytics for business and management. **Management Decision**, v. 57, n. 8, p. 1993-2009, 2019.

ARORA, Simple; CHAUDHARY, Priya; SINGH, Reetesh Kr. Impact of coronavirus and online exam anxiety on self-efficacy: the moderating role of coping strategy. **Interactive Technology and Smart Education**, v. 18, n. 3, p. 475-492, 2021.

BALA, Hillol; VENKATESH, Viswanath. Employees' reactions to IT-enabled process innovations in the age of data analytics in healthcare. **Business Process Management Journal**, v. 23, n. 3, p. 671-702, 2017.

BANDURA, Albert. Self-efficacy conception of anxiety. **Anxiety research**, v. 1, n. 2, p. 77-98, 1988.

BANDURA, Albert. Self-efficacy mechanism in human agency. **American psychologist**, v. 37, n. 2, p. 122, 1982.

BANDURA, Albert. Self-efficacy: toward a unifying theory of behavioral change. **Psychological review**, v. 84, n. 2, p. 191, 1977.

BARDIN, Laurence. **Análise de Conteúdo**. São Paulo: Edições 70. 2011.

BARNAGHI, Payam; SHETH, Amit; HENSON, Cory. From data to actionable knowledge: Big data challenges in the web of things [Guest Editors' Introduction]. **IEEE Intelligent Systems**, v. 28, n. 6, p. 6-11, 2013.

BARRETT, Paul. Structural equation modelling: Adjudging model fit. **Personality and Individual differences**, v. 42, n. 5, p. 815-824, 2007.

BAWDEN, David. Information overload. **Library & information briefings**, n. 92, p. 1-15, 2001.

BAWDEN, David; ROBINSON, Lyn. The dark side of information: overload, anxiety and other paradoxes and pathologies. **Journal of information science**, v. 35, n. 2, p. 180-191, 2009.

BENNETT, G. Bradley; HATFIELD, Richard C.; STEFANIAK, Chad. The effect of deadline pressure on pre-negotiation positions: A comparison of auditors and client management. **Contemporary Accounting Research**, v. 32, n. 4, p. 1507-1528, 2015.

BERSIN, Josh; ZAO-SANDERS, Marc. **Boost Your Team's Data Literacy**. 2020. Disponível em: <https://hbr.org/2020/02/boost-your-teams-data-literacy> (Acesso em Outubro de 2023).

BHAMBRI, CA Gaurav. Information overload in business organizations and entrepreneurship: An analytical review of the literature. **Business Information Review**, v. 38, n. 4, p. 193-200, 2021.

BHARADWAJ, Neeraj; NOBLE, Charles. Finding innovation in data rich environments. **Journal of product innovation management**, v. 34, n. 5, p. 560-564, 2017.

BIZER, Christian et al. The meaningful use of big data: four perspectives--four challenges. **ACM Sigmod Record**, v. 40, n. 4, p. 56-60, 2012.

BOKSEM, Maarten AS; MEIJMAN, Theo F.; LORIST, Monicque M. Effects of mental fatigue on attention: an ERP study. **Cognitive brain research**, v. 25, n. 1, p. 107-116, 2005.

BOLDOSOVA, Valeriia. Deliberate storytelling in big data analytics adoption. **Information Systems Journal**, v. 29, n. 6, p. 1126-1152, 2019.

BOLDOSOVA, Valeriia; LUOTO, Severi. Storytelling, business analytics and big data interpretation: Literature review and theoretical propositions. **Management Research Review**, v. 43, n. 2, p. 204-222, 2020.

BOLISANI, Ettore; SCARSO, Enrico; PADOVA, Antonella. Cognitive overload in organizational knowledge management: Case study research. **Knowledge and Process Management**, v. 25, n. 4, p. 223-231, 2018.

BOOKER, Lorne D.; DETLOR, Brian; SERENKO, Alexander. Factors affecting the adoption of online library resources by business students. **Journal of the American Society for Information Science and Technology**, v. 63, n. 12, p. 2503-2520, 2012.

BORMAN, Walter; MOTOWIDLO, Stephan. Task performance and contextual performance: The meaning for personnel selection research. **Human performance**, v. 10, n. 2, p. 99-109, 1997.

BOSE, Ranjit. Advanced analytics: opportunities and challenges. **Industrial Management & Data Systems**, v. 109, n. 2, p. 155-172, 2009.

BOYD, Danah; CRAWFORD, Kate. Critical questions for big data: Provocations for a cultural, technological, and scholarly phenomenon. **Information, communication & society**, v. 15, n. 5, p. 662-679, 2012.

BOŽIČ, Katerina; DIMOVSKI, Vlado. Business intelligence and analytics for value creation: The role of absorptive capacity. **International journal of information management**, v. 46, p. 93-103, 2019.

BRENNAN, Kelly A.; CLARK, Catherine L.; SHAVER, Phillip R. Self-report measurement of adult attachment: An integrative overview. **Attachment theory and close relationships**, v. 46, p. 76, 1998.

BROWN, Sara. How to build Data Literacy in your company. **MIT Sloan School of Management**. 2021. Disponível em: <https://mitsloan.mit.edu/ideas-made-to-matter/how-to-build-data-literacy-your-company> (Acesso em Outubro de 2023).

BUMBLAUSKAS, Daniel et al. Big data analytics: transforming data to action. **Business Process Management Journal**, v. 23, n. 3, p. 703-720, 2017.

CAESARIUS, Leon Michael; HOHENTHAL, Jukka. Searching for big data: How incumbents explore a possible adoption of big data technologies. **Scandinavian Journal of Management**, v. 34, n. 2, p. 129-140, 2018.

CAI, Li; ZHU, Yangyong. The challenges of data quality and data quality assessment in the big data era. **Data science journal**, v. 14, p. 2-2, 2015.

CAO, Junwei et al. Toward street vending in post COVID-19 China: Social networking services information overload and switching intention. **Technology in Society**, v. 66, p. 101669, 2021.

CAO, Xiongfei; SUN, Jianshan. Exploring the effect of overload on the discontinuous intention of social media users: An SOR perspective. **Computers in human behavior**, v. 81, p. 10-18, 2018.

CAO, YuanYuan et al. Exploring elderly users' MSNS intermittent discontinuance: a dual-mechanism model. **Telematics and Informatics**, v. 62, p. 101629, 2021.

CAPONE, Mike. **Why Data Management And Data Literacy Need To Go Together**. 2019. Disponível em: <https://www.forbes.com/sites/forbestechcouncil/2019/06/05/why-data-management-and-data-literacy-need-to-go-together/> (Acesso em Outubro de 2023).

CAPPA, Francesco et al. Big data for creating and capturing value in the digitalized environment: unpacking the effects of volume, variety, and veracity on firm performance. **Journal of Product Innovation Management**, v. 38, n. 1, p. 49-67, 2021.

CARILLO, Kevin Daniel André. Let's stop trying to be "sexy"—preparing managers for the (big) data-driven business era. **Business Process Management Journal**, v. 23, n. 3, p. 598-622, 2017.

CARLSON, Jacob et al. Determining data information literacy needs: A study of students and research faculty. **portal: Libraries and the Academy**, v. 11, n. 2, p. 629-657, 2011.

CARTER, Denise. New technologies and new data sources: The business information survey 2019. **Business Information Review**, v. 36, n. 3, p. 95-105, 2019.

CARVER, Charles S.; SCHEIER, Michael F.; WEINTRAUB, Jagdish K. Assessing coping strategies: a theoretically based approach. **Journal of personality and social psychology**, v. 56, n. 2, p. 267, 1989.

CASE, Donald O. et al. Avoiding versus seeking: the relationship of information seeking to avoidance, blunting, coping, dissonance, and related concepts. **Journal of the Medical Library Association**, v. 93, n. 3, p. 353, 2005.

CASTAÑEDA, José-Alberto et al. Online Marketing Effectiveness-the influence of information load and digital literacy, a cross-country comparison. **Electronic Markets**, v. 30, p. 759-773, 2020.

CATTS, Ralph; LAU, Jesus. **Towards information literacy indicators**. 2008. Disponível em <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000158723> (Acesso em Outubro de 2023).

CEZAR, Bibiana Giudice da Silva; MAÇADA, Antônio Carlos Gastaud. Data literacy and the cognitive challenges of a data-rich business environment: an analysis of perceived data overload, technostress and their relationship to individual performance. **Aslib Journal of Information Management**, v. 73, n. 5, p. 618-638, 2021.

CEZAR, Bibiana Giudice da Silva; MAÇADA, Antônio Carlos Gastaud. Cognitive Overload, Anxiety, Cognitive Fatigue, Avoidance Behavior and Data Literacy in Big Data environments. **Information Processing & Management**, v. 60, n. 6, p. 103482, 2023.

CHAKRABORTY, Debarun et al. Exploring consumer purchase intentions and behavior of buying ayurveda products using SOBC framework. **Journal of Retailing and Consumer Services**, v. 65, p. 102889, 2022.

CHANG, Ruey-Dang; CHANG, Yeun-Wen; PAPER, David. The effect of task uncertainty, decentralization and AIS characteristics on the performance of AIS: an empirical case in Taiwan. **Information & management**, v. 40, n. 7, p. 691-703, 2003.

CHEN, Daniel; PRESTON, David; SWINK, Morgan. How the use of big data analytics affects value creation in supply chain management. **Journal of Management Information Systems**, v. 32, n. 4, p. 4-39, 2015.

CHEN, Hsinchun; CHIANG, Roger; STOREY, Veda. Business intelligence and analytics: From big data to big impact. **MIS Quarterly**, p. 1165-1188, 2012.

CHEN, Yong et al. Big data analytics and big data science: a survey. **Journal of Management Analytics**, v. 3, n. 1, p. 1-42, 2016.

CHEN, Yu-Chen; SHANG, Rong-An; KAO, Chen-Yu. The effects of information overload on consumers' subjective state towards buying decision in the internet shopping environment. **Electronic Commerce Research and Applications**, v. 8, n. 1, p. 48-58, 2009.

CHMIEL, Jacek. Dashboard overload? Long live digital stories and notebooks!. 202. Disponível em: <https://www.avenga.com/magazine/dashboard-overload/> (Acesso em Outubro de 2023).

CHO, Chang-Hoan. Why do people avoid advertising on the internet?. **Journal of advertising**, v. 33, n. 4, p. 89-97, 2004.

CHO, Hichang; LI, Pengxiang; GOH, Zhang Hao. Privacy risks, emotions, and social media: A coping model of online privacy. **ACM Transactions on Computer-Human Interaction (TOCHI)**, v. 27, n. 6, p. 1-28, 2020.

CHOI, Hanbyul; PARK, Jonghwa; JUNG, Yoonhyuk. The role of privacy fatigue in online privacy behavior. **Computers in Human Behavior**, v. 81, p. 42-51, 2018.

CHRISTOFF, Kalina et al. Mind-wandering as spontaneous thought: a dynamic framework. **Nature Reviews Neuroscience**, v. 17, n. 11, p. 718-731, 2016.

COHEN, Jacob. **Statistical power analysis for the behavioral sciences**. Academic press, 2013.

ÇOKLAR, Ahmet Naci; YAMAN, Nihal Dulkadir; YURDAKUL, Işıl Kabakçı. Information literacy and digital nativity as determinants of online information search strategies. **Computers in human behavior**, v. 70, p. 1-9, 2017.

COMPEAU, Deborah R.; HIGGINS, Christopher A. A social cognitive theory perspective on individual reactions to computing technology. 1991.

CONBOY, Kieran et al. Using business analytics to enhance dynamic capabilities in operations research: A case analysis and research agenda. **European Journal of Operational Research**, v. 281, n. 3, p. 656-672, 2020.

CONTRERAS, Salvador; GONZALEZ, Jorge A. Organizational change and work stress, attitudes, and cognitive load utilization: a natural experiment in a university restructuring. **Personnel Review**, v. 50, n. 1, p. 264-284, 2021.

COOPER, Donald; SCHINDLER, Pamela. **EBOOK: Business Research Methods**. McGraw Hill, 2014.

CORBIN, Juliet M.; STRAUSS, Anselm. Grounded theory research: Procedures, canons, and evaluative criteria. **Qualitative sociology**, v. 13, n. 1, p. 3-21, 1990.

CÔRTE-REAL, Nadine; OLIVEIRA, Tiago; RUIVO, Pedro. Assessing business value of Big Data Analytics in European firms. **Journal of Business Research**, v. 70, p. 379-390, 2017.

CRESWELL, John W. **Investigação Qualitativa e Projeto de Pesquisa-: Escolhendo entre Cinco Abordagens**. Penso Editora, 2014.

CRESWELL, John W.; CRESWELL, J. David. **Projeto de pesquisa-: Métodos qualitativo, quantitativo e misto**. Penso Editora, 2021.

CRONBACH, Lee J.; MEEHL, Paul E. Construct validity in psychological tests. **Psychological bulletin**, v. 52, n. 4, p. 281, 1955.

CULLEN, Ann; NOONAN, Patrick S. Who owns and cares about the data? A method for identifying and gathering information for business research investigations. **Business Information Review**, v. 38, n. 1, p. 21-27, 2021.

DABIĆ, Marina et al. 40 years of excellence: An overview of Technovation and a roadmap for future research. **Technovation**, v. 106, p. 102303, 2021.

DAI, Bao; ALI, Ahsan; WANG, Hongwei. Exploring information avoidance intention of social media users: A cognition–affect–conation perspective. **Internet Research**, v. 30, n. 5, p. 1455-1478, 2020.

DAKER, Richard J. et al. Evidence for avoidance tendencies linked to anxiety about specific types of thinking. **Scientific Reports**, v. 13, n. 1, p. 3294, 2023.

DALLEMULE, Leandro; DAVENPORT, Thomas H. What’s your data strategy. **Harvard business review**, v. 95, n. 3, p. 112-121, 2017.

DARADKEH, Mohammad Kamel. An empirical examination of the relationship between data storytelling competency and business performance: the mediating role of decision-making quality. **Journal of Organizational and End User Computing (JOEUC)**, v. 33, n. 5, p. 42-73, 2021.

DAVIS, Tim RV; LUTHANS, Fred. A social learning approach to organizational behavior. **Academy of Management review**, v. 5, n. 2, p. 281-290, 1980.

DE MAURO, Andrea; GRECO, Marco; GRIMALDI, Michele. A formal definition of Big Data based on its essential features. **Library Review**, v. 65, n. 3, p. 122-135, 2016.

DEL GIUDICE, Marco et al. What is stress? A systems perspective. **Integrative and Comparative Biology**, v. 58, n. 6, p. 1019-1032, 2018.

DELEN, Dursun; MOSCATO, Gregory; TOMA, Inga Linda. The impact of real-time business intelligence and advanced analytics on the behaviour of business decision makers. In: **2018 International Conference on Information Management and Processing (ICIMP)**. IEEE, 2018. p. 49-53.

DEMIR, Mahmut; DEMIR, Şirvan Şen; YAŞAR, Emre. Big data and innovative organizational performance: Evidence from a moderated-mediated model. **Creativity and Innovation Management**, v. 31, n. 4, p. 696-709, 2022.

DENZIN, Norman; LINCOLN, Yvonna (Ed.). **The Sage handbook of qualitative research**. sage, 2011.

DESOUZA, Kevin; JACOB, Benoy. Big data in the public sector: Lessons for practitioners and scholars. **Administration & Society**, v. 49, n. 7, p. 1043-1064, 2017.

DETLOR, Brian et al. Information quality and community municipal portal use. **Government Information Quarterly**, v. 30, n. 1, p. 23-32, 2013.

DHIR, Amandeep et al. Green apparel buying behaviour: A Stimulus–Organism–Behaviour–Consequence (SOBC) perspective on sustainability-oriented consumption in Japan. **Business Strategy and the Environment**, v. 30, n. 8, p. 3589-3605, 2021.

DHIR, Amandeep et al. Online social media fatigue and psychological wellbeing—A study of compulsive use, fear of missing out, fatigue, anxiety and depression. **International Journal of Information Management**, v. 40, p. 141-152, 2018.

D'IGNAZIO, Catherine; BHARGAVA, Rahul. DataBasic: Design principles, tools and activities for data literacy learners. **The Journal of Community Informatics**, v. 12, n. 3, 2016.

DODANWALA, Tharindu C.; SAN SANTOSO, Djoen; SHRESTHA, Pooja. The mediating role of work–family conflict on role overload and job stress linkage. **Built Environment Project and Asset Management**, v. 12, n. 6, p. 924-939, 2022.

DU, Jing et al. Cognition digital twins for personalized information systems of smart cities: Proof of concept. **Journal of Management in Engineering**, v. 36, n. 2, p. 04019052, 2020.

DUAN, Yanqing; CAO, Guangming; EDWARDS, John S. Understanding the impact of business analytics on innovation. **European Journal of Operational Research**, v. 281, n. 3, p. 673-686, 2020.

DUL, Jan. Necessary condition analysis (NCA) logic and methodology of “necessary but not sufficient” causality. **Organizational Research Methods**, v. 19, n. 1, p. 10-52, 2016.

DUL, Jan; HAUFF, Seven; BOUNCKEN, Ricarda B. Necessary condition analysis (NCA): review of research topics and guidelines for good practice. **Review of Managerial Science**, p. 1-32, 2023.

DUNCAN, Alan D. **Address Both ‘Skill’ and ‘Will’ to Deliver Data-Driven Business Change**. 2022. Disponível em: <https://www.gartner.com/en/doc/00770015-roles-and-skills-to-support-advanced-analytics-and-ai-initiatives/address-both-skill-and-will-to-deliver-data-driven-business-change> (Acesso em Outubro de 2023).

DUNN, Karee. et al. What teachers think about what they can do with data: Development and validation of the data driven decision-making efficacy and anxiety inventory. **Contemporary Educational Psychology**, v. 38, n. 1, p. 87-98, 2013.

EDMUNDS, Angela; MORRIS, Anne. The problem of information overload in business organisations: a review of the literature. **International journal of information management**, v. 20, n. 1, p. 17-28, 2000.

EKBIA, Hamid et al. Big data, bigger dilemmas: A critical review. **Journal of the Association for Information Science and Technology**, v. 66, n. 8, p. 1523-1545, 2015.

EKLOF, Ashley. Understanding information anxiety and how academic librarians can minimize its effects. **Public Services Quarterly**, v. 9, n. 3, p. 246-258, 2013.

ENDLER, Norman S.; PARKER, James D. Multidimensional assessment of coping: a critical evaluation. **Journal of personality and social psychology**, v. 58, n. 5, p. 844, 1990.

ENDO, Shinichi; FUJINAMI, Kaori. Realizing Loose Communication with Tangible Avatar to Facilitate Recipient’s Imagination. **Information**, v. 9, n. 2, p. 32, 2018.

EPPLER, Martin J.; MENGIS, Jeanne. The concept of information Overload: a review of literature from organization science, accounting, marketing, MIS, and related disciplines. **The Information Society**, n. 20, n. 5, p. 325-344, 2004.

EPSTEIN, Seymour. The nature of anxiety with emphasis upon its relationship to expectancy. **Anxiety; Current trends in theory and research**, p. 291-337, 1972.

EVANS, Nina; PRICE, James. Enterprise information asset management: the roles and responsibilities of executive boards. **Knowledge Management Research & Practice**, v. 14, p. 353-361, 2016.

EXASOL. **65% of Data Teams Have Experienced Employee Resistance to Adopting Data-Driven Methods**. 2020. Disponível em: https://www.exasol.com/exasol-cloud-report_adopting-data-driven-methods/ (Acesso em Outubro de 2023).

FAN, Jianqing; HAN, Fang; LIU, Han. Challenges of big data analysis. **National science review**, v. 1, n. 2, p. 293-314, 2014.

FAN, Mingyue et al. The Effects of eGovernment Efficiency on Subjective Wellbeing. **Frontiers in Psychology**, v. 13, p. 768540, 2022.

FAN, Zhenjia. Context-based Roles and Competencies of Data Curators in Supporting Data Lifecycle: Multi-Case Study in China. **Libri**, v. 69, n. 2, p. 127-137, 2019.

FAROUKHI, Abou Zakaria et al. Big data monetization throughout Big Data Value Chain: a comprehensive review. **Journal of Big Data**, v. 7, n. 1, p. 1-22, 2020.

FAUL, Franz et al. Statistical power analyses using G* Power 3.1: Tests for correlation and regression analyses. **Behavior research methods**, v. 41, n. 4, p. 1149-1160, 2009.

FILA, Marcus J.; EATOUGH, Erin. Extending knowledge of illegitimate tasks: Student satisfaction, anxiety, and emotional exhaustion. **Stress and Health**, v. 34, n. 1, p. 152-162, 2018.

FINK, George. Stress, definitions, mechanisms, and effects outlined: Lessons from anxiety. In: **Stress: Concepts, cognition, emotion, and behavior**. Academic Press, 2016. p. 3-11.

FOLKMAN, Susan et al. Appraisal, coping, health status, and psychological symptoms. **Journal of personality and social psychology**, v. 50, n. 3, p. 571, 1986.

FORNELL, Claes; LARCKER, David. Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. **Journal of marketing research**, v. 18, n. 1, p. 39-50, 1981.

FRANCO, Maria. **Análise de Conteúdo**. 3ª ed. Brasília: Liber Livro Editora, 2008.

FRANKE, Franziska; HIEBL, Martin RW. Big data and decision quality: the role of management accountants' data analytics skills. **International Journal of Accounting & Information Management**, v. 31, n. 1, p. 93-127, 2022.

FREDRIKSSON, Cecilia. Big data creating new knowledge as support in decision-making: practical examples of big data use and consequences of using big data as decision support. **Journal of Decision Systems**, v. 27, n. 1, p. 1-18, 2018.

FREEMAN, Linton C. et al. Centrality in social networks: Conceptual clarification. **Social network: critical concepts in sociology**. Londres: Routledge, v. 1, p. 238-263, 2002.

FRIEDBERG, Fred. Fatigue. In: GELLMAN, Mark D., TURNER, J. Rick. (eds). **Encyclopedia of Behavioral Medicine**. Springer, New York, NY. 2013.

FU, Shaoxiong et al. Social media overload, exhaustion, and use discontinuance: Examining the effects of information overload, system feature overload, and social overload. **Information Processing & Management**, v. 57, n. 6, p. 102307, 2020.

FU, Shaoxiong; LI, Hongxiu. Understanding social media discontinuance from social cognitive perspective: Evidence from Facebook users. **Journal of Information Science**, v. 48, n. 4, p. 544-560, 2022.

FUERTE, Maria Cristina M. et al. The moderating effects of information overload and academic procrastination on the information avoidance behavior among Filipino undergraduate thesis writers. **Journal of Librarianship and Information Science**, v. 52, n. 3, p. 694-712, 2020.

GALBRAITH, Jay R. Organization design: An information processing view. **Interfaces**, v. 4, n. 3, p. 28-36, 1974.

GANDOMI, Amir; HAIDER, Murtaza. Beyond the hype: Big data concepts, methods, and analytics. **International journal of information management**, v. 35, n. 2, p. 137-144, 2015.

GARAUS, Marion; WAGNER, Udo. Retail shopper confusion: Conceptualization, scale development, and consequences. **Journal of Business Research**, v. 69, n. 9, p. 3459-3467, 2016.

GARTNER. **Big Data**. Gartner Glossary. Information Technology Glossary. N. D. a. Disponível em: <https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/big-data> (Acesso em Outubro de 2023).

GARTNER. **Data Literacy**. Gartner Glossary. Information Technology Glossary. N. D. b. Disponível em: <https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/data-literacy> (Acesso em Outubro de 2023).

GAUDIOSO, Fulvio; TUREL, Ofir; GALIMBERTI, Carlo. The mediating roles of strain facets and coping strategies in translating techno-stressors into adverse job outcomes. **Computers in Human Behavior**, v. 69, p. 189-196, 2017.

GEERTS, Guido L.; O'LEARY, Daniel E. V-Matrix: A wave theory of value creation for big data. **International Journal of Accounting Information Systems**, v. 47, p. 100575, 2022.

GEORGE, Gerard et al. Big data and data science methods for management research. **Academy of Management Journal**, v. 59, n.5, 1493-1507, 2016.

GHASEMAGHAEI, Maryam. Understanding the impact of big data on firm performance: The necessity of conceptually differentiating among big data characteristics. **International Journal of Information Management**, v. 57, p. 102055, 2021.

GHASEMAGHAEI, Maryam; CALIC, Goran. Assessing the impact of big data on firm innovation performance: Big data is not always better data. **Journal of Business Research**, v. 108, p. 147-162, 2020.

GHASEMAGHAEI, Maryam; CALIC, Goran. Does big data enhance firm innovation competency? The mediating role of data-driven insights. **Journal of Business Research**, v. 104, p. 69-84, 2019.

GHASEMAGHAEI, Maryam; EBRAHIMI, Sepideh; HASSANEIN, Khaled. Data analytics competency for improving firm decision making performance. **The Journal of Strategic Information Systems**, v. 27, n. 1, p. 101-113, 2018.

GHASEMAGHAEI, Maryam; TUREL, Ofir. Possible negative effects of big data on decision quality in firms: The role of knowledge hiding behaviours. **Information Systems Journal**, v. 31, n. 2, p. 268-293, 2021.

GHASEMAGHAEI, Maryam; TUREL, Ofir. The duality of big data in explaining decision-making quality. **Journal of Computer Information Systems**, p. 1-19, 2022a.

GHASEMAGHAEI, Maryam; TUREL, Ofir. Why Do Data Analysts Take IT-Mediated Shortcuts? An Ego-Depletion Perspective. **Journal of Management Information Systems**, v. 39, n. 2, p. 483-512, 2022b.

GIRARD, John. Where is the knowledge we have lost in managers?. **Journal of Knowledge management**, 2006.

GLASER, Barney G.; STRAUSS, Anselm L. **The discovery of grounded theory: Strategies for qualitative research**. Routledge, 2017.

GOLMAN, Russell; HAGMANN, David; LOEWENSTEIN, George. Information avoidance. **Journal of Economic Literature**, v. 55, n. 1, p. 96-135, 2017.

GONZÁLEZ GARCÍA, Cristian; ÁLVAREZ-FERNÁNDEZ, Eva. What Is (Not) Big Data Based on Its 7Vs Challenges: A Survey. **Big Data and Cognitive Computing**, v. 6, n. 4, p. 158, 2022.

GOODHUE, Dale; THOMPSON, Ronald. Task-technology fit and individual performance. **MIS quarterly**, p. 213-236, 1995.

GOODMAN, Scott; SVYANTEK, Daniel. Person–organization fit and contextual performance: Do shared values matter. **Journal of vocational behavior**, v. 55, n. 2, p. 254-275, 1999.

GORETZKI, Lukas; MESSNER, Martin; WURM, Maria. Magicians, unicorns or data cleaners? Exploring the identity narratives and work experiences of data scientists. **Accounting, Auditing & Accountability Journal**, v. 36, n. 9, p. 253-280, 2023.

GORI, Alessio; TOPINO, Eleonora; CARETTI, Vincenzo. The impact of COVID-19 lockdown on perceived stress: The role of defence mechanisms and coping strategies. **Journal of Contingencies and Crisis Management**, v. 30, n. 4, p. 379-390, 2022.

GOULDING, Anne. Information poverty or overload? **Journal of Librarianship and Information Science**, v. 33, n. 3, 2001.

GOUMOPOULOS, Christos; POTHA, Nektaria. Mental fatigue detection using a wearable commodity device and machine learning. **Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing**, v. 14, n. 8, p. 10103-10121, 2023.

GRAF, Benedikt; ANTONI, Conny H. Drowning in the flood of information: a meta-analysis on the relation between information overload, behaviour, experience, and health and moderating factors. **European Journal of Work and Organizational Psychology**, v. 32, n. 2, p. 173-198, 2023.

GROES, Sebastian. Information overload in literature. **Textual Practice**, v. 31, n. 7, p. 1481-1508, 2017.

GRONN, Peter. Distributed leadership as a unit of analysis. **The leadership quarterly**, v. 13, n. 4, p. 423-451, 2002.

GROSS, Melissa; LATHAM, Don. Attaining information literacy: An investigation of the relationship between skill level, self-estimates of skill, and library anxiety. **Library & Information Science Research**, v. 29, n. 3, p. 332-353, 2007.

GROVER, Varun et al. Creating strategic business value from big data analytics: A research framework. **Journal of management information systems**, v. 35, n. 2, p. 388-423, 2018.

GROVER, Varun; LIM, Jaejoo; AYYAGARI, Ramakrishna. The dark side of information and market efficiency in e-markets. **Decision Sciences**, v. 37, n. 3, p. 297-324, 2006.

GROVES, Robert. Nonresponse rates and nonresponse bias in household surveys. **Public opinion quarterly**, v. 70, n. 5, p. 646-675, 2006.

GUO, Yuanyuan et al. Information avoidance behavior on social network sites: Information irrelevance, overload, and the moderating role of time pressure. **International Journal of Information Management**, v. 52, p. 102067, 2020.

GUPTA, Deepak; RANI, Rinkle. A study of big data evolution and research challenges. **Journal of information science**, v. 45, n. 3, p. 322-340, 2019.

GUPTA, Shivam et al. Circular economy and big data analytics: A stakeholder perspective. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 144, p. 466-474, 2019.

HACKBARTH, Gary; GROVER, Varun; MUN, Y. Yi. Computer playfulness and anxiety: positive and negative mediators of the system experience effect on perceived ease of use. **Information & management**, v. 40, n. 3, p. 221-232, 2003.

HAIR, Joseph et al. When to use and how to report the results of PLS-SEM. **European business review**, v. 31, n. 1, p. 2-24, 2019.

HAIR, Joseph et al. **A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)**. Sage publications, 2021.

HAIR, Joseph; HOWARD, Matt; NITZL, Christian. Assessing measurement model quality in PLS-SEM using confirmatory composite analysis. **Journal of Business Research**, v. 109, p. 101-110, 2020.

HÅKONSSON, Tore; CARROLL, Tim. Is there a dark side of Big Data—point, counterpoint. **Journal of Organization Design**, v. 5, n. 1, p. 5, 2016.

HAN, Lei et al. A Data-Driven Analysis of Behaviors in Data Curation Processes. **ACM Transactions on Information Systems**, v. 41, n. 3, p. 1-35, 2023.

HANSEN, Bjørn; BUGGE, Caroline; SKIBREK, Pernille. Automatic milking systems and farmer wellbeing—exploring the effects of automation and digitalization in dairy farming. **Journal of Rural Studies**, v. 80, p. 469-480, 2020.

HARDY, G. E.; SHAPIRO, D. A.; BORRILL, C. S. Fatigue in the workforce of National Health Service Trusts: levels of symptomatology and links with minor psychiatric disorder, demographic, occupational and work role factors. **Journal of psychosomatic research**, v. 43, n. 1, p. 83-92, 1997.

HARTMANN, Philipp Max et al. Capturing value from big data—a taxonomy of data-driven business models used by start-up firms. **International Journal of Operations & Production Management**, v. 36, n. 10, p. 1382-1406, 2016.

HATTINGH, Marie et al. Factors mediating social media-induced fear of missing out (FoMO) and social media fatigue: A comparative study among Instagram and Snapchat users. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 185, p. 122099, 2022.

HE, Wu; HUNG, Jui-Long; LIU, Lixin. Impact of big data analytics on banking: a case study. **Journal of Enterprise Information Management**, v. 36, n. 2, p. 459-479, 2023.

HENSELER, Jörg et al. Common beliefs and reality about PLS: Comments on Rönkkö and Evermann (2013). **Organizational research methods**, v. 17, n. 2, p. 182-209, 2014.

HEZAM, Yaseen AA; ANTHONYSAMY, Lilian; SUPPIAH, Susela Devi K. Big Data Analytics and Auditing: A Review and Synthesis of Literature. **Emerging Science Journal**, v. 7, n. 2, p. 629-642, 2023.

HILLS, Thomas T. The dark side of information proliferation. **Perspectives on Psychological Science**, v. 14, n. 3, p. 323-330, 2019.

HU, Li-tze; BENTLER, Peter M. Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. **Structural equation modeling: a multidisciplinary journal**, v. 6, n. 1, p. 1-55, 1999.

HU, Yangxiu; YE, Baojuan; TAN, Jiawen. Stress of COVID-19, anxiety, economic insecurity, and mental health literacy: a structural equation modeling approach. **Frontiers in Psychology**, v. 12, p. 707079, 2021.

HUGHES, Jeffrey; BALL, Kirstie. Sowing the seeds of value? Persuasive practices and the embedding of big data analytics. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 161, p. 120300, 2020.

HUYNH, Minh-Tay; NIPPA, Michael; AICHNER, Thomas. Big data analytics capabilities: Patchwork or progress? A systematic review of the status quo and implications for future research. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 197, p. 122884, 2023.

HWANG, Ming-Yueh et al. The relationship between the online social anxiety, perceived information overload and anxiety, and job engagement of civil servant LINE users. **Government Information Quarterly**, v. 37, n. 1, p. 101423, 2020.

IQBAL, Zanaira; FAHEEM, Asim; ASLAM, Shoaib. Technology Tetheredness and Creative Process Engagement during COVID-19: A Moderated Mediation. **Pakistan Journal of Commerce and Social Sciences**, v. 14, n. 4, p. 1043-1064, 2020.

ISLAM, AKM Najmul; WHELAN, Eoin; BROOKS, Stoney. Does multitasking computer self-efficacy mitigate the impact of social media affordances on overload and fatigue among professionals?. **Information Technology & People**, v. 34, n. 5, p. 1439-1461, 2021.

JABEEN, Fauzia et al. Social media-induced fear of missing out (FoMo) and social media fatigue: The role of narcissism, comparison and disclosure. **Journal of Business Research**, v. 159, p. 113693, 2023a.

JABEEN, Fauzia et al. The dark side of social media platforms: A situation-organism-behaviour-consequence approach. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 186, p. 122104, 2023b.

JACKSON, Thomas; FARZANEH, Pourya. Theory-based model of factors affecting information overload. **International Journal of Information Management**, v. 32, n. 6, p. 523-532, 2012.

JAMES, Tabitha L. et al. The moderating effect of technology overload on the ability of online learning to meet students' basic psychological needs. **Information Technology & People**, v. 35, n. 4, p. 1364-1382, 2022.

JANSSEN, Marijn; VAN DER VOORT, Haiko; WAHYUDI, Agung. Factors influencing big data decision-making quality. **Journal of Business Research**, v. 70, p. 338-345, 2017.

JAVED, Sara et al. Combined effects of drivers and impact of customer satisfaction on brand loyalty: The contingent effect of social trust. **Sage Open**, v. 11, n. 1, p. 21582440211003566, 2021.

JEFFREY, Lynn et al. Developing digital information literacy in higher education: Obstacles and supports. **Journal of Information Technology Education: Research**, v. 10, n. 1, p. 383-413, 2011.

JEWELL, Paul et al. Information skills for business acumen and employability: A competitive advantage for graduates in Western Sydney. **Journal of Education for Business**, v. 95, n. 2, p. 88-105, 2020.

- JHA, Suchita; CHOPRA, Komal. Migrant millennials & their food adoption perspective-A grounded theory approach. **Cleaner and Responsible Consumption**, v. 6, p. 100072, 2022.
- JIA, Zhen et al. Understanding big data analytics workloads on modern processors. **IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems**, v. 28, n. 6, p. 1797-1810, 2016.
- JIANG, Shaohai. The roles of worry, social media information overload, and social media fatigue in hindering health fact-checking. **Social Media+ Society**, v. 8, n. 3, p. 20563051221113070, 2022.
- JIANG, Shaohai; BEAUDOIN, Christopher E. Health literacy and the internet: An exploratory study on the 2013 HINTS survey. **Computers in Human Behavior**, v. 58, p. 240-248, 2016.
- JIAO, Qun; ONWUEGBUZIE, Anthony. The impact of information technology on library anxiety: The role of computer attitudes. **Information technology and libraries**, v. 23, n. 4, p. 138-144, 2004.
- JIMENEZ-MARQUEZ, Jose Luis et al. Towards a big data framework for analyzing social media content. **International Journal of Information Management**, v. 44, p. 1-12, 2019.
- JOHNSON, Jeff S.; FRIEND, Scott B.; LEE, Hannah S. Big data facilitation, utilization, and monetization: Exploring the 3Vs in a new product development process. **Journal of Product Innovation Management**, v. 34, n. 5, p. 640-658, 2017.
- KAISER, M. O. Kaiser-Meyer-Olkin measure for identity correlation matrix. **Journal of the Royal Statistical Society**, v. 52, n. 1, p. 296-298, 1974.
- KALWANI, Shilpi. The effect of COVID fatigue on mental health in the public sector organizations: exploring compassion as a mediator. **Decision**, v. 48, n. 4, p. 403-418, 2021.
- KARR-WISNIEWSKI, Pamela; LU, Ying. When more is too much: Operationalizing technology overload and exploring its impact on knowledge worker productivity. **Computers in Human Behavior**, v. 26, n. 5, p. 1061-1072, 2010.

KAUR, Puneet et al. Social media users' online subjective well-being and fatigue: A network heterogeneity perspective. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 172, p. 121039, 2021.

KHAMMARNIA, Mohammad et al. Relationship of Information Literacy and Professional Ethics with Career Development. **Shiraz E-Medical Journal**, v. 23, n. 9, 2022.

KHAN, Ali Nawaz. A diary study of psychological effects of misinformation and COVID-19 threat on work engagement of working from home employees. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 171, p. 120968, 2021.

KIM, Gang-Hoon; TRIMI, Silvana; CHUNG, Ji-Hyong. Big-data applications in the government sector. **Communications of the ACM**, v. 57, n. 3, p. 78-85, 2014.

KIM, Pauline T. Data-driven discrimination at work. **Wm. & Mary L. Rev.**, v. 58, p. 857, 2016.

KIM, Sanghyun; PARK, Hyunsun; CHOI, Moon Jong. Negative impact of social network services based on stressor-stress-outcome: The role of experience of privacy violations. **Future Internet**, v. 11, n. 6, p. 137, 2019.

KIM, Yesolran; LEE, Mina. Does Social Media Use Mitigate or Exacerbate Loneliness among Korean Older Adults? Focusing on the Moderating Role of Media Literacy. **Social Media+ Society**, v. 9, n. 2, p. 20563051231177959, 2023.

KIRSH, David. A few thoughts on cognitive overload. **Intellectica**, v. 30, n.1, p. 19-51, 2000.

KITCHIN, Rob. Big Data, new epistemologies and paradigm shifts. **Big data & society**, v. 1, n. 1, p. 2053951714528481, 2014.

KLING, Rex B. **Principles and practice of structural equation modeling**. Guilford publications, 2023.

KOKUBUN, Keisuke; INO, Yoshiaki; ISHIMURA, Kazuyoshi. Social and psychological resources moderate the relation between anxiety, fatigue, compliance and turnover intention during the COVID-19 pandemic. **International Journal of Workplace Health Management**, v. 15, n. 3, p. 262-286, 2022.

KOLTAY, Tibor. The bright side of information: ways of mitigating information overload. **Journal of Documentation**, v. 73, n. 4, p. 767-775, 2017.

KWON, Ohbyung; LEE, Namyoon; SHIN, Bongsik. Data quality management, data usage experience and acquisition intention of big data analytics. **International journal of information management**, v. 34, n. 3, p. 387-394, 2014.

LAATO, Samuli et al. What drives unverified information sharing and cyberchondria during the COVID-19 pandemic?. **European journal of information systems**, v. 29, n. 3, p. 288-305, 2020.

LACAM, Jean-Sébastien; SALVETAT, David. Influence of the CEO's personality traits of SME on the orchestration of big data. **The Journal of High Technology Management Research**, v. 34, n. 1, p. 100451, 2023.

LAURI, Liia; VIRKUS, Sirje; HEIDMETS, Mati. Information cultures and strategies for coping with information overload: case of Estonian higher education institutions. **Journal of Documentation**, v. 77, n. 2, p. 518-541, 2021.

LAVOIE, Kim. Anxiety. In: GELLMAN, Mark D., TURNER, J. Rick. (eds). **Encyclopedia of Behavioral Medicine**. Springer, New York, NY. 2013.

LAZARUS, Richard S.; FOLKMAN, Susan. **Stress, appraisal, and coping**. Springer publishing company, 1984.

LAZARUS, Richard. Coping theory and research: Past, present, and future. **Fifty years of the research and theory of RS Lazarus: An analysis of historical and perennial issues**, p. 366-388, 1993.

LEDZIŃSKA, Maria; POSTEK, Sławomir. From metaphorical information overflow and overload to real stress: Theoretical background, empirical findings, and applications. **European Management Journal**, v. 35, n. 6, p. 785-793, 2017.

LEE, Ae Ri; SON, Soo-Min; KIM, Kyung Kyu. Information and communication technology overload and social networking service fatigue: A stress perspective. **Computers in human behavior**, v. 55, p. 51-61, 2016.

LEE, Doyoung. Big data quality assurance through data traceability: A case study of the national standard reference data program of Korea. **IEEE Access**, v. 7, p. 36294-36299, 2019.

LEE, Sun Kyong; LINDSEY, Nathan J.; KIM, Kyun Soo. The effects of news consumption via social media and news information overload on perceptions of journalistic norms and practices. **Computers in human behavior**, v. 75, p. 254-263, 2017.

LEE, Taejun; LEE, Byung-Kwan; LEE-GEILLER, Seulki. The effects of information literacy on trust in government websites: Evidence from an online experiment. **International Journal of Information Management**, v. 52, p. 102098, 2020.

LEPISTÖ, Lauri; LEPISTÖ, Sinikka; KALLIO, Kirsi-Mari. Unpacking data analytics: rhetorical analysis. **Technology Analysis & Strategic Management**, v. 35, n. 8, p. 993-1004, 2023.

LEVITIN, Daniel J. **The organized mind: Thinking straight in the age of information overload**. Penguin, 2014.

LEWIS, D. **Dying for Information**. Reuters Business Information, London, 1996.

LEWIS, Glyn; WESSELY, Simon. The epidemiology of anxiety: more questions than answers. **Journal of epidemiology and community health**, v. 46, n. 2, p. 92, 1992.

LEWIS, Steven F.; HALLER, Ronald G. Physiologic measurement of exercise and fatigue with special reference to chronic fatigue syndrome. **Reviews of infectious diseases**, v. 13, n. 1, p. S98-S108, 1991.

- LI, Jing; ZHANG, Shiqi; AO, Wenting. Why is instant messaging not instant? Understanding users' negative use behavior of instant messaging software. **Computers in Human Behavior**, v. 142, p. 107655, 2023.
- LI, Qiao et al. Data-driven decision making in graduate students' research topic selection: Cognitive processes and challenging factors. **Aslib journal of information management**, v. 71, n. 5, p. 657-676, 2019.
- LI, Xiaodong; WANG, Chuang; ZHANG, Yanping. The dilemma of social commerce: Why customers avoid peer-generated advertisements in mobile social networks. **Internet Research**, v. 30, n. 3, p. 1059-1080, 2020.
- LI, You et al. Teaching Data Science through Storytelling: Improving Undergraduate Data Literacy. **Thinking Skills and Creativity**, v. 48, p. 101311, 2023.
- LI, Yuhao et al. Anxiety only makes it worse: Exploring the impact mechanisms of app-based learning on performance progress. **Journal of Computer Assisted Learning**, v. 39, n. 1, p. 63-76, 2023.
- LIANG, Huigang; XUE, Yajiong. Avoidance of information technology threats: A theoretical perspective. **MIS quarterly**, p. 71-90, 2009.
- LIBERATI, Alessandro et al. The PRISMA statement for reporting systematic reviews and meta-analyses of studies that evaluate health care interventions: explanation and elaboration. **Journal of clinical epidemiology**, v. 62, n. 10, p. 1-34, 2009.
- LIN, Jiabao et al. The buffering effect of flow experience on the relationship between overload and social media users' discontinuance intentions. **Telematics and Informatics**, v. 49, p. 101374, 2020.
- LIN, Shinyi; CHENG, Kohang; CHUANG, Shu-Hui. Three needs and information anxiety on knowledge purchase intentions across online knowledge platforms. **Behavioral Sciences**, v. 11, n. 10, p. 127, 2021.

LIN, Shunzhi et al. Juxtaposed effect of social media overload on discontinuous usage intention: the perspective of stress coping strategies. **Information Processing & Management**, v. 58, n. 1, p. 102419, 2021.

LINE, Nathaniel et al. Control, use and ownership of big data: A reciprocal view of customer big data value in the hospitality and tourism industry. **Tourism Management**, v. 80, p. 104106, 2020.

LINK, Elena. Information avoidance during health crises: Predictors of avoiding information about the COVID-19 pandemic among german news consumers. **Information Processing & Management**, v. 58, n. 6, p. 102714, 2021.

LIU, Hongfei et al. COVID-19 information overload and generation Z's social media discontinuance intention during the pandemic lockdown. **Technological forecasting and social change**, v. 166, p. 120600, 2021.

LLOYD, Annemaree; HICKS, Alison. Saturation, acceleration and information pathologies: the conditions that influence the emergence of information literacy safeguarding practice in COVID-19-environments. **Journal of Documentation**, v. 78, n. 5, p. 1008-1026, 2022.

LÓPEZ-BONILLA, Jesús Manuel; LÓPEZ-BONILLA, Luis Miguel. Validation of an information technology anxiety scale in undergraduates. **British Journal of Educational Technology**, v. 43, n. 2, p. E56-E58, 2011.

LYU, Venessa Chan et al. Value added or overload? A study of the countervailing effects of non-core features on mobile banking apps. **Journal of Consumer Behaviour**, v. 21, n. 3, p. 602-613, 2022.

MA, Xiumei et al. Understanding users' negative responses to recommendation algorithms in short-video platforms: a perspective based on the Stressor-Strain-Outcome (SSO) framework. **Electronic Markets**, p. 1-18, 2022.

MACKENZIE, Scott B.; PODSAKOFF, Philip M.; PODSAKOFF, Nathan P. Construct measurement and validation procedures in MIS and behavioral research: Integrating new and existing techniques. **MIS quarterly**, p. 293-334, 2011.

MAIER, Christian et al. Giving too much social support: social overload on social networking sites. **European Journal of Information Systems**, v. 24, n. 5, p. 447-464, 2015.

MAKRI, Chara; NEELY, Andy. Grounded theory: A guide for exploratory studies in management research. **International Journal of Qualitative Methods**, v. 20, p. 16094069211013654, 2021.

MALHOTRA, Manoj K.; GROVER, Varun. An assessment of survey research in POM: from constructs to theory. **Journal of operations management**, v. 16, n. 4, p. 407-425, 1998.

MANDINACH, Ellen B.; GUMMER, Edith S. A systemic view of implementing data literacy in educator preparation. **Educational Researcher**, v. 42, n. 1, p. 30-37, 2013.

MANDINACH, Ellen B.; GUMMER, Edith S. Every teacher should succeed with data literacy. **Phi Delta Kappan**, v. 97, n. 8, p. 43-46, 2016.

MAO, Bingjing; JIA, Xiaofeng; HUANG, Qian. How do information overload and message fatigue reduce information processing in the era of COVID-19? An ability–motivation approach. **Journal of Information Science**, p. 01655515221118047, 2022.

MARSHALL, Bryan et al. Does sample size matter in qualitative research?: A review of qualitative interviews in IS research. **Journal of computer information systems**, v. 54, n. 1, p. 11-22, 2013.

MARTIN, Patricia Yancey; TURNER, Barry A. Grounded theory and organizational research. **The journal of applied behavioral science**, v. 22, n. 2, p. 141-157, 1986.

MATAVIRE, Rangarirai; BROWN, Irwin. Profiling grounded theory approaches in information systems research. **European Journal of Information Systems**, v. 22, p. 119-129, 2013.

MCCARTHY, Julie M.; TROUGAKOS, John P.; CHENG, Bonnie Hayden. Are anxious workers less productive workers? It depends on the quality of social exchange. **Journal of Applied Psychology**, v. 101, n. 2, p. 279, 2016.

MCLELLAN, Eleanor; MACQUEEN, Kathleen M.; NEIDIG, Judith L. Beyond the qualitative interview: Data preparation and transcription. **Field methods**, v. 15, n. 1, p. 63-84, 2003.

MEADOWS, Maureen et al. Tension in the data environment: How organisations can meet the challenge. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 175, p. 121315, 2022.

MEHRABIAN, Albert; RUSSELL, James. **An approach to environmental psychology**. The MIT Press, 1974.

MERENDINO, Alessandro et al. Big data, big decisions: The impact of big data on board level decision-making. **Journal of Business Research**, v. 93, p. 67-78, 2018.

MERK, Samuel; OPHOFF, Jana Groß; KELAVA, Augustin. Rich data, poor information? Teachers' perceptions of mean differences in graphical feedback from statewide tests. **Learning and Instruction**, v. 84, p. 101717, 2023.

MIKALEF, Patrick; PATELI, Adamantia. Information technology-enabled dynamic capabilities and their indirect effect on competitive performance: Findings from PLS-SEM and fsQCA. **Journal of Business Research**, v. 70, p. 1-16, 2017.

MIKALEF, Patrick; VAN DE WETERING, Rogier; KROGSTIE, John. Building dynamic capabilities by leveraging big data analytics: The role of organizational inertia. **Information & Management**, v. 58, n. 6, p. 103412, 2021.

MILLER, George A. The magical number seven, plus or minus two: Some limits on our capacity for processing information. **Psychological review**, v. 63, n. 2, p. 81, 1956.

MONNI, A. et al. Approach and avoidance in Gray's, Higgins', and Elliot's perspectives: A theoretical comparison and integration of approach-avoidance in motivated behavior. **Personality and Individual Differences**, v. 166, p. 110163, 2020.

MOORE, Jo Ellen. One road to turnover: An examination of work exhaustion in technology professionals. **MIS quarterly**, p. 141-168, 2000.

MORAES, Gustavo Hermínio Salati Marcondes de et al. Antecedents of big data analytics adoption: an analysis with future managers in a developing country. **The Bottom Line**, v. 35, n. 2/3, p. 73-89, 2022.

MÜLLER, Sune; JENSEN, Preben. Big data in the Danish industry: application and value creation. **Business Process Management Journal**, v. 23, n. 3, p. 645-670, 2017.

MURINSKA, Sandra; ROŽUKALNE, Anda; STRODE, Ieva. From Lower Disease Risk Perception to Higher News Avoidance: Analysis of News Consumption and Attitude Toward COVID-19 News in Latvia. **Online Journal of Communication and Media Technologies**, v. 12, n. 3, p. e202216, 2022.

MYERS, Michael D.; NEWMAN, Michael. The qualitative interview in IS research: Examining the craft. **Information and organization**, v. 17, n. 1, p. 2-26, 2007.

NAGAR, Komal; GANDOTRA, Payal. Exploring choice overload, internet shopping anxiety, variety seeking and online shopping adoption relationship: Evidence from online fashion stores. **Global Business Review**, v. 17, n. 4, p. 851-869, 2016.

NAGLE, Tadhg; REDMAN, Tom; SAMMON, David. Assessing data quality: A managerial call to action. **Business Horizons**, v. 63, n. 3, p. 325-337, 2020.

NAJIB, Mukhamad et al. The role of information quality, trust and anxiety on intention to buy food supplements at the time of COVID-19 outbreak. **International Journal of Pharmaceutical and Healthcare Marketing**, v. 16, n. 3, p. 429-447, 2022.

NATER, Urs M. Escape-Avoidance Coping. In: GELLMAN, Mark D., TURNER, J. Rick. (eds). **Encyclopedia of Behavioral Medicine**. Springer, New York, NY. 2013.

NAVEED, Muhammad Asif; AMEEN, K. Measuring levels of students' anxiety in information seeking tasks. **Pakistan journal of Internation management & libraries**, v. 17, p. 56-68.

NAVEED, Muhammad Asif; ANWAR, Mumtaz Ali. Towards information anxiety and beyond. **Webology**, v. 17, n. 1, p. 65-80, 2020.

NDUMU, Ana. Toward a new understanding of immigrant information behavior: A survey study on information access and information overload among US Black diasporic immigrants. **Journal of Documentation**, v. 76, n. 4, p. 869-891, 2020.

NG, Jhony Choon Yeong; SHAO, Iris Yu Ting; LIU, Yiping. This is not what I wanted: The effect of avoidance coping strategy on non-work-related social media use at the workplace. **Employee Relations**, v. 38, n. 4, p. 466-486, 2016.

OESTERREICH, Thuy Duong et al. The role of the social and technical factors in creating business value from big data analytics: A meta-analysis. **Journal of Business Research**, v. 153, p. 128-149, 2022.

ONGENA, Guido. Data literacy for improving governmental performance: A competence-based approach and multidimensional operationalization. **Digital Business**, v. 3, n. 1, p. 100050, 2023.

OPPENHEIM, Charles. Managers' use and handling of information. **International journal of information management**, v. 17, n. 4, p. 239-248, 1997.

O'REILLY III, Charles A. Individuals and information overload in organizations: is more necessarily better?. **Academy of management journal**, v. 23, n. 4, p. 684-696, 1980.

PANETTA, Kasey. **A Data and Analytics Leader's Guide to Data Literacy**. 2019. Disponível em: <https://www.gartner.com/smarterwithgartner/a-data-and-analytics-leaders-guide-to-data-literacy/> (Acesso em Outubro de 2023).

PANG, Hua. How compulsive WeChat use and information overload affect social media fatigue and well-being during the COVID-19 pandemic? A stressor-strain-outcome perspective. **Telematics and Informatics**, v. 64, p. 101690, 2021.

PANG, Hua; RUAN, Yang. Can information and communication overload influence smartphone app users' social network exhaustion, privacy invasion and discontinuance intention? A cognition-affect-conation approach. **Journal of Retailing and Consumer Services**, v. 73, p. 103378, 2023.

PARENT-ROCHELEAU, Xavier; PARKER, Sharon K. Algorithms as work designers: How algorithmic management influences the design of jobs. **Human resource management review**, v. 32, n. 3, p. 100838, 2022.

PARK, Chang Sup. Does too much news on social media discourage news seeking? Mediating role of news efficacy between perceived news overload and news avoidance on social media. **Social Media+ Society**, v. 5, n. 3, p. 2056305119872956, 2019.

PARK, Jonghwa; CHOI, Hanbyul; JUNG, Yoonhyuk. Users' cognitive and affective response to the risk to privacy from a smart speaker. **International Journal of Human-Computer Interaction**, v. 37, n. 8, p. 759-771, 2021.

PARKER, Sharon. That is my job' How employees' role orientation affects their job performance. **Human Relations**, v. 60, n. 3, p. 403-434, 2007.

PATTERSON, Emily; ROTH, Emilie; WOODS, David. Predicting vulnerabilities in computer-supported inferential analysis under data overload. **Cognition, Technology & Work**, v. 3, n. 4, p. 224-237, 2001.

PÉREZ-CHACÓN, Manuela et al. Sensory processing sensitivity and compassion satisfaction as risk/protective factors from burnout and compassion fatigue in healthcare and education professionals. **International journal of environmental research and public health**, v. 18, n. 2, p. 611, 2021.

PERNAGALLO, Giuseppe; TORRISI, Benedetto. A theory of information overload applied to perfectly efficient financial markets. **Review of Behavioral Finance**, v. 14, n. 2, p. 223-236, 2022.

PERSSON, Jonas; WELSH, Kathryn; JONIDES, John; REUTER-LORENZ, Patricia. Cognitive anxiety of executive processes: Interaction between interference resolution tasks. **Neuropsychologia**, v. 45, n. 7, p. 1571-1579, 2007.

PHAM, Hiep Cong; BRENNAN, Linda; FURNELL, Steven. Information security burnout: Identification of sources and mitigating factors from security demands and resources. **Journal of Information Security and Applications**, v. 46, p. 96-107, 2019.

PHILIP, Jestine. An application of the dynamic knowledge creation model in big data. **Technology in society**, v. 54, p. 120-127, 2018.

PHILLIPS-WREN, Gloria; ADYA, Monica. Decision making under stress: the role of information overload, time pressure, complexity, and uncertainty. **Journal of Decision Systems**, p. 1-13, 2020.

PHILLIPS-WREN, Gloria; HOSKISSON, Angela. An analytical journey towards big data. **Journal of Decision Systems**, v. 24, n. 1, p. 87-102, 2015.

PHILLIPS-WREN, Gloria; MCKNIFF, Sueanne. Overcoming resistance to big data and operational changes through interactive data visualization. **Big Data**, v. 8, n. 6, p. 528-539, 2020.

PIGNATIELLO, Grant A.; MARTIN, Richard J.; HICKMAN JR, Ronald L. Decision fatigue: A conceptual analysis. **Journal of health psychology**, v. 25, n. 1, p. 123-135, 2020.

PINK, Sarah; LANZENI, Debora; HORST, Heather. Data anxieties: Finding trust in everyday digital mess. **Big Data & Society**, v. 5, n. 1, p. 2053951718756685, 2018.

PINSONNEAULT, Alain; KRAEMER, Kenneth. Survey research methodology in management information systems: an assessment. **Journal of management information systems**, v. 10, n. 2, p. 75-105, 1993.

PIPER, B. F.; LINDSEY, A. M.; DODD, M. J. Fatigue mechanisms in cancer patients: developing nursing theory. In: **Oncology nursing fórum**, p. 17-23, 1987.

PODSAKOFF, Philip et al. Common method biases in behavioral research: a critical review of the literature and recommended remedies. **Journal of applied psychology**, v. 88, n. 5, p. 879, 2003.

POIRIER, Liz; ROBINSON, Lyn. Informational balance: slow principles in the theory and practice of information behaviour. **Journal of Documentation**, v. 70, n. 4, p. 687-707, 2014.

POLIT, Denise F.; BECK, Cheryl Tatano; OWEN, Steven V. Is the CVI an acceptable indicator of content validity? Appraisal and recommendations. **Research in nursing & health**, v. 30, n. 4, p. 459-467, 2007.

POTEMPA, Kathleen et al. Chronic Anxiety. **Image: the Journal of Nursing Scholarship**, v. 18, n. 4, p. 165-169, 1986.

POTHIER, Wendy; CONDON, Patricia. Towards data Literacy competencies: Business students, workforce needs, and the role of the librarian. **Journal of Business & Finance Librarianship**, p. 1-24, 2019.

POWER, Daniel. Creating a data-driven global society. In: **Reshaping Society through Analytics, Collaboration, and Decision Support**. Springer, Cham, 2015. p. 13-28.

PRADHAN, Rabindra; JENA, Lalatendu. Employee performance at workplace: Conceptual model and empirical validation. **Business Perspectives and Research**, v. 5, n. 1, p. 69-85, 2017.

PRADO, Javier; MARZAL, Miguel. Incorporating data literacy into information literacy programs: Core competencies and contents. **Libri**, v. 63, n. 2, p. 123-134, 2013.

PROVOST, Foster; FAWCETT, Tom. Data science and its relationship to big data and data-driven decision making. **Big data**, v. 1, n. 1, p. 51-59, 2013.

QLIK. **The Data Literacy Index**. 2018. Disponível em: [https://thedataliteracyproject.org/files/documents/Qlik%20-%20The Data Literacy Index October 2018.pdf](https://thedataliteracyproject.org/files/documents/Qlik%20-%20The%20Data%20Literacy%20Index%20October%202018.pdf) (Acesso em Outubro de 2023).

QLIK; ACCENTURE. **The human impact of data literacy**. 2020. Disponível em: <https://www.accenture.com/acnmedia/PDF-115/Accenture-Human-Impact-Data-Literacy-Latest.pdf> (Acesso em Outubro de 2023).

QUDDOOS, Muhammad Umer et al. Impact of behavioral biases on investment performance in Pakistan: The moderating role of financial literacy. **Journal of Accounting and Finance in Emerging Economies**, v. 6, n. 4, p. 1199-1205, 2020.

RAGIN, Charles C. Reflections on casing and case-oriented research. **The Sage handbook of case-based methods**, v. 31, p. 522-534, 2009.

RANA, Nripendra P. et al. Understanding dark side of artificial intelligence (AI) integrated business analytics: assessing firm's operational inefficiency and competitiveness. **European Journal of Information Systems**, v. 31, n. 3, p. 364-387, 2022.

RAVINDRAN, Thara; YEOW KUAN, Alton Chua; HOE LIAN, Dion Goh. Antecedents and effects of social network fatigue. **Journal of the Association for Information Science and Technology**, v. 65, n. 11, p. 2306-2320, 2014.

REEVES, Todd D.; CHIANG, Jui-Ling. Effects of an asynchronous online data literacy intervention on pre-service and in-service educators' beliefs, self-efficacy, and practices. **Computers & Education**, v. 136, p. 13-33, 2019.

REINER, Bruce. Strategies for medical data extraction and presentation part 1: Current limitations and deficiencies. **Journal of digital imaging**, v. 28, n. 2, p. 123-126, 2015.

REY-MERCHÁN, María del Carmen; LÓPEZ-ARQUILLOS, Antonio. Occupational risk of technostress related to the use of ICT among teachers in Spain. **Sustainability**, v. 14, n. 14, p. 8746, 2022.

RICH, Bruce; LEPINE, Jeffrey; CRAWFORD, Eean. Job engagement: Antecedents and effects on job performance. **Academy of management journal**, v. 53, n. 3, p. 617-635, 2010.

RICHTER, Nicole Franziska et al. When predictors of outcomes are necessary: Guidelines for the combined use of PLS-SEM and NCA. **Industrial management & data systems**, v. 120, n. 12, p. 2243-2267, 2020.

RINGLE, Christian M.; DA SILVA, Dirceu; DE SOUZA BIDO, Diógenes. Modelagem de equações estruturais com utilização do SmartPLS. **REMark-Revista Brasileira de Marketing**, v. 13, n. 2, p. 56-73, 2014.

RINGLE, Christian M.; SARSTEDT, Marko. Gain more insight from your PLS-SEM results: The importance-performance map analysis. **Industrial management & data systems**, v. 116, n. 9, p. 1865-1886, 2016.

RITCHIE, Jane; LEWIS, Jane; ELAM, R. Gilliam. Selecting samples. **Qualitative research practice: A guide for social science students and researchers**, v. 111, 2013.

ROBERTS, Patrick S.; MISRA, Shalini; TANG, Joanne. Crisis governance, emergency management, and the digital revolution. In: **Oxford Research Encyclopedia of Politics**. 2021.

ROETZEL, Peter Gordon. Information overload in the information age: a review of the literature from business administration, business psychology, and related disciplines with a bibliometric approach and framework development. **Business research**, v. 12, n. 2, p. 479-522, 2019.

ROTH, Susan; COHEN, Lawrence J. Approach, avoidance, and coping with stress. **American psychologist**, v. 41, n. 7, p. 813, 1986.

RYNES, S.; GEPHART, R. P. From the editors: Qualitative research and the. **Academy of Management Journal**, v. 47, n. 4, p. 454-462, 2004.

SAHEB, Tahereh; CABANILLAS, Francisco J. Liébana; HIGUERAS, Elena. The risks and benefits of Internet of Things (IoT) and their influence on smartwatch use. **Spanish Journal of Marketing-ESIC**, v. 26, n. 3, p. 309-324, 2022.

SAMPLE, Angela. Using augmented and virtual reality in information literacy instruction to reduce library anxiety in non-traditional and international students. **Information Technology and Libraries**, v. 39, n. 1, 2020.

SAMUEL, Jim et al. Adaptive cognitive fit: Artificial intelligence augmented management of information facets and representations. **International journal of information management**, v. 65, p. 102505, 2022.

SANDER, Ina. What is critical big data literacy and how can it be implemented?. **Internet Policy Review**, v. 9, n. 2, 2020.

SANTHAROOBAN, S. et al. Development of an information literacy model for problem based learning. **Annals of Library and Information Studies (ALIS)**, v. 62, n. 3, p. 138-144, 2015.

SARSTEDT, Marko et al. Structural model robustness checks in PLS-SEM. **Tourism Economics**, v. 26, n. 4, p. 531-554, 2020.

SAUNDERS, Mark; LEWIS, Philip; THORNHILL, Adrian. **Research methods for business students**. Pearson education, 2009.

SAVOLAINEN, Reijo. Emotions as motivators for information seeking: A conceptual analysis. **Library & Information Science Research**, v. 36, n. 1, p. 59-65, 2014.

SAVOLAINEN, Reijo. Filtering and withdrawing: strategies for coping with information overload in everyday contexts. **Journal of information Science**, v. 33, n. 5, p. 611-621, 2007.

SAXENA, Deepak; LAMEST, Markus. Information overload and coping strategies in the big data context: Evidence from the hospitality sector. **Journal of Information Science**, v. 44, n. 3, p. 287-297, 2018.

SCHILDKAMP, Kim; DATNOW, Amanda. When data teams struggle: Learning from less successful data use efforts. **Leadership and Policy in Schools**, p. 1-20, 2020.

SCHMALBACH, Ileana et al. Psychometric properties of the job anxiety scale. **Frontiers in Psychology**, v. 14, p. 1020596, 2023.

SCHMITT, Josephine B.; BREUER, Johannes; WULF, Tim. From cognitive overload to digital detox: Psychological implications of telework during the COVID-19 pandemic. **Computers in Human Behavior**, v. 124, p. 106899, 2021.

SEDDON, Jonathan; CURRIE, Wendy. A model for unpacking big data analytics in high-frequency trading. **Journal of Business Research**, v. 70, p. 300-307, 2017.

SEPDININGTYAS, Restu; SANTOSO, Claudius. The influence of leader-member exchange on individual performance: The roles of work engagement as a mediating variable and co-workers support as a moderating variable. **Review of Integrative Business and Economics Research**, v. 6, n. 4, p. 285, 2017.

SHAHBAZ, Muhammad et al. Investigating the adoption of big data analytics in healthcare: the moderating role of resistance to change. **Journal of Big Data**, v. 6, n. 1, p. 1-20, 2019.

- SHANKARANARAYANAN, G.; ZHU, Bin. Enhancing decision-making with data quality metadata. **Journal of Systems and Information Technology**, v. 23, n. 2, p. 199-217, 2021.
- SHAPIRO, Gilla K.; BURCHELL, Brendan J. Measuring financial anxiety. **Journal of Neuroscience, Psychology, and Economics**, v. 5, n. 2, p. 92, 2012.
- SHEDROFF, Nathan. Forms of information anxiety. IN: WURMAN, Richard. **Information Anxiety 2**. Indianapolis, Que, 2001.
- SHENG, Nan et al. Too much overload and concerns: Antecedents of social media fatigue and the mediating role of emotional exhaustion. **Computers in Human Behavior**, v. 139, p. 107500, 2023.
- SHI, Jingcheng; MO, Xiankun; SUN, Zhenqiu. Content validity index in scale development. **Journal of Central South University Medical sciences**, v. 37, n. 2, p. 152-155, 2012.
- SHIELD, Milo. Information literacy, statistical literacy, data literacy. **IASSIST quarterly**, v. 28, n. 2-3, p. 6-6, 2005.
- SHIN, Jaewook; SHIN, Mincheol. To be connected or not to be connected? Mobile messenger overload, fatigue, and mobile shunning. **Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking**, v. 19, n. 10, p. 579-586, 2016.
- SHIN, Wonsun; LIN, Trisha Tsui-Chuan. Who avoids location-based advertising and why? Investigating the relationship between user perceptions and advertising avoidance. **Computers in Human Behavior**, v. 63, p. 444-452, 2016.
- SHOKOUHYAR, Sajad; SIADAT, Seyed Hossein; RAZAVI, Mojde Khazeni. How social influence and personality affect users' social network fatigue and discontinuance behavior. **Aslib Journal of Information Management**, v. 70, n. 4, p. 344-366, 2018.
- SILLENCE, Elizabeth et al. How do students use digital technology to manage their university-based data: strategies, accumulation difficulties and feelings of overload?. **Behaviour & Information Technology**, p. 1-10, 2022.

SIMON, Herbert. Designing organizations for an information-rich world. In: GREENBERGER, Martin (Ed.). **Computers, communications, and the public interest**. Johns Hopkins University Press, 1971.

SIN, Sei-Ching Joanna. Social media and problematic everyday life information-seeking outcomes: Differences across use frequency, gender, and problem-solving styles. **Journal of the Association for Information Science and Technology**, v. 67, n. 8, p. 1793-1807, 2016.

SIVARAJAH, Uthayasankar et al. Critical analysis of Big Data challenges and analytical methods. **Journal of business research**, v. 70, p. 263-286, 2017.

SKULMOWSKI, Alexander; STANDL, Bernhard. COVID-19 information fatigue? A case study of a German university website during two waves of the pandemic. **Human behavior and emerging technologies**, v. 3, n. 3, p. 350-356, 2021.

SMITH, Erika E.; KAHLKE, Renate; JUDD, Terry. Not just digital natives: Integrating technologies in professional education contexts. **Australasian Journal of Educational Technology**, v. 36, n. 3, p. 1-14, 2020.

SNYDER, Hannah. Literature review as a research methodology: An overview and guidelines. **Journal of business research**, v. 104, p. 333-339, 2019.

SONG, Haeyeop; JUNG, Jaemin; KIM, Youngju. Perceived news overload and its cognitive and attitudinal consequences for news usage in South Korea. **Journalism & Mass Communication Quarterly**, v. 94, n. 4, p. 1172-1190, 2017.

SONG, Shijie; YAO, Xinlin; WEN, Nainan. What motivates Chinese consumers to avoid information about the COVID-19 pandemic?: The perspective of the stimulus-organism-response model. **Information Processing & Management**, v. 58, n. 1, p. 102407, 2021.

SOROYA, Saira Hanif et al. From information seeking to information avoidance: Understanding the health information behavior during a global health crisis. **Information processing & management**, v. 58, n. 2, p. 102440, 2021.

SPEIER-PERO, Cheri. Using aggregated data under time pressure: a mechanism for coping with information overload. **Journal of Decision Systems**, v. 28, n. 2, p. 82-100, 2019.

SPIELBERGER, Charles D. Anxiety, cognition and affect: A state-trait perspective. **Anxiety and the anxiety disorders**, p. 171-182, 2019.

STAKE, Robert. **Pesquisa qualitativa**: estudando como as coisas funcionam. Porto Alegre: Penso, 2016.

STANTON, Brian et al. Security fatigue. **It Professional**, v. 18, n. 5, p. 26-32, 2016.

STARCEVIC, Vladan et al. Cyberchondria in the time of the COVID-19 pandemic. **Human Behavior and Emerging Technologies**, v. 3, n. 1, p. 53-62, 2021.

STERNKOPF, Helena; MUELLER, Roland M. Doing good with data: Development of a maturity model for data literacy in non-governmental organizations. In: **Proceedings of the 51st Hawaii International Conference on System Sciences**. 2018.

STEVENS, Laura. **Why Data Literacy is a key ingredient to success in the age of data and analytics**. 2020. Disponível em: <https://www2.deloitte.com/be/en/pages/strategy-operations/articles/data-literacy-is-key-to-success.html>. (Acesso em Outubro de 2023).

STIEGLITZ, Stefan et al. Social media analytics—Challenges in topic discovery, data collection, and data preparation. **International journal of information management**, v. 39, p. 156-168, 2018.

SUNDARAY, Bijaya Kumar; SARANGI, Pragyan; PATRA, Soumendra Kumar. Psychological vulnerability and coping among management students during COVID-19 pandemic. **The Journal of Mental Health Training, Education and Practice**, v. 16, n. 6, p. 454-467, 2021.

SUNG, Sun Young; ANTEFELT, Andreas; CHOI, Jin Nam. Dual effects of job complexity on proactive and responsive creativity: Moderating role of employee ambiguity tolerance. **Group & Organization Management**, v. 42, n. 3, p. 388-418, 2017.

SWAR, Bobby; HAMEED, Tahir; REYCHAV, Iris. Information overload, psychological ill-being, and behavioral intention to continue online healthcare information search. **Computers in human behavior**, v. 70, p. 416-425, 2017.

- SWEENEY, Kate et al. Information avoidance: Who, what, when, and why. **Review of general psychology**, v. 14, n. 4, p. 340-353, 2010.
- SWELLER, John; VAN MERRIËNBOER, Jeroen JG; PAAS, Fred. Cognitive architecture and instructional design: 20 years later. **Educational psychology review**, v. 31, p. 261-292, 2019.
- TABESH, Pooya; MOUSAVIDIN, Elham; HASANI, Sona. Implementing big data strategies: A managerial perspective. **Business Horizons**, v. 62, n. 3, p. 347-358, 2019.
- TARKA, Piotr. The views and perceptions of managers on the role of marketing research in decision making. **International Journal of Market Research**, v. 60, n. 1, p. 67-87, 2018.
- TASKAN, Burcu; JUNÇA-SILVA, Ana; CAETANO, António. Clarifying the conceptual map of VUCA: A systematic review. **International Journal of Organizational Analysis**, v. 30, n. 7, p. 196-217, 2022.
- TENG, Long; LIU, Dawei; LUO, Jinlin. Explicating user negative behavior toward social media: An exploratory examination based on stressor–strain–outcome model. **Cognition, Technology & Work**, p. 1-12, 2022.
- THATCHER, Jason Bennett et al. Internet anxiety: An empirical study of the effects of personality, beliefs, and social support. **Information & management**, v. 44, n. 4, p. 353-363, 2007.
- TOBIAS, Sigmund; CARLSON, James E. Brief report: Bartlett's test of sphericity and chance findings in factor analysis. **Multivariate behavioral research**, v. 4, n. 3, p. 375-377, 1969.
- TRANFIELD, David; DENYER, David; SMART, Palminder. Towards a methodology for developing evidence-informed management knowledge by means of systematic review. **British journal of management**, v. 14, n. 3, p. 207-222, 2003.
- TSAI, Meng-Jung; WU, An-Hsuan. Visual search patterns, information selection strategies, and information anxiety for online information problem solving. **Computers & Education**, v. 172, p. 104236, 2021.

TUGTEKIN, Ufuk et al. Associations between fear of missing out, problematic smartphone use, and social networking services fatigue among young adults. **Social Media+ Society**, v. 6, n. 4, p. 2056305120963760, 2020.

TUREL, Ofir; SERENKO, Alexander; BONTIS, Nick. Family and work-related consequences of addiction to organizational pervasive technologies. **Information & Management**, v. 48, n. 2-3, p. 88-95, 2011.

TUSHMAN, Michael L.; NADLER, David A. Information processing as an integrating concept in organizational design. **Academy of management review**, v. 3, n. 3, p. 613-624, 1978.

URQUHART, Cathy; LEHMANN, Hans; MYERS, Michael D. Putting the ‘theory’back into grounded theory: guidelines for grounded theory studies in information systems. **Information systems journal**, v. 20, n. 4, p. 357-381, 2010.

URSIC, Michael L.; HELGESON, James G. The impact of choice phase and task complexity on consumer decision making. **Journal of Business Research**, v. 21, n. 1, p. 69-90, 1990.

VAFEAS, Mario; HUGHES, Tim. Inertia, boredom, and complacency in business-to-business relationships: Identifying and interpreting antecedents and manifestations. **Journal of Business Research**, v. 130, p. 210-220, 2021.

VENKATESH, Viswanath; BROWN, Sue; SULLIVAN, Yulia. Guidelines for conducting mixed-methods research: An extension and illustration. **Journal of the Association for Information Systems**, v. 17, n. 7, p. 2, 2016.

VENKATESH, Viswanath; BROWN, Susan A.; BALA, Hillol. Bridging the qualitative-quantitative divide: Guidelines for conducting mixed methods research in information systems. **MIS quarterly**, p. 21-54, 2013.

VERMA, Surabhi; BHATTACHARYYA, Som; KUMAR, Saurav. An extension of the technology acceptance model in the big data analytics system implementation environment. **Information Processing & Management**, v. 54, n. 5, p. 791-806, 2018.

- VIDGEN, Richard; SHAW, Sarah; GRANT, David. Management challenges in creating value from business analytics. **European Journal of Operational Research**, v. 261, n. 2, p. 626-639, 2017.
- VIDOLOV, Simeon. Uncovering the affective affordances of videoconference technologies. **Information Technology & People**, v. 35, n. 6, p. 1782-1803, 2022.
- VILLAREJO-RAMOS, Ángel F. et al. Predicting big data adoption in companies with an explanatory and predictive model. **Frontiers in psychology**, v. 12, p. 651398, 2021.
- VOSHELL, Martin et al. Supporting representation management in intelligence analysis through automated decision aids. In: **Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting**. Sage CA: Los Angeles, CA: SAGE Publications, 2014. p. 390-394.
- VUČETIĆ, Miljan et al. Financial literacy and psychological disaster preparedness: applicability of approach based on fuzzy functional dependencies. **Information Processing & Management**, v. 59, n. 2, p. 102848, 2022.
- WADHAR, Saba Batool et al. What Factors Will Influence Chinese International Traveling for Leisure in the Post-COVID-19 Era: Role of Health Priorities and Health-Related Information Literacy. In: **Healthcare**. MDPI, 2023. p. 315.
- WAMBA, Samuel et al. How 'big data' can make big impact: Findings from a systematic review and a longitudinal case study. **International Journal of Production Economics**, v. 165, p. 234-246, 2015.
- WANG, Zhiying et al. An empirical study on business analytics affordances enhancing the management of cloud computing data security. **International Journal of Information Management**, v. 50, p. 387-394, 2020.
- WANG, Bing; WU, Chao; HUANG, Lang. Data literacy for safety professionals in safety management: A theoretical perspective on basic questions and answers. **Safety science**, v. 117, p. 15-22, 2019.

WANG, Mengdi; LI, Dong. An empirical investigation of the continuance intention using the bullet curtain: Synchronicity vs information overload. **Chinese management studies**, v. 13, n. 1, p. 235-254, 2019.

WANG, Yajuan; DING, Austin Shijun; XU, Chonghuan. The impact of paid social Q&A on panic buying and digital hoarding at the stage of coexistence with COVID-19: The moderating role of sensitivity to pain of payment. **International Journal of Disaster Risk Reduction**, v. 84, p. 103472, 2023.

WHELAN, Eoin; NAJMUL ISLAM, A. K. M.; BROOKS, Stoney. Is boredom proneness related to social media overload and fatigue? A stress–strain–outcome approach. **Internet Research**, v. 30, n. 3, p. 869-887, 2020.

WHITE, Martin. Digital workplaces: Vision and reality. **Business information review**, v. 29, n. 4, p. 205-214, 2012.

WIESCHE, Manuel et al. Grounded theory methodology in information systems research. **MIS quarterly**, v. 41, n. 3, p. 685-701, 2017.

WILLIAMSON, Jeanine; EAKER, P. E.; LOUNSBURY, John. The information overload scale. **Asist** 2012, v. 49, n. 1, p. 1-3, 2012.

WOLFF, Annika et al. Creating an understanding of data literacy for a data-driven society. **The Journal of Community Informatics**, v. 12, n. 3, 2016.

WONG, L. Data analysis in qualitative research: A brief guide to using NVivo. **Malaysian family physician: the official journal of the Academy of Family Physicians of Malaysia**, v. 3, n. 1, p. 14, 2008.

WOODS, David; PATTERSON, Emily; ROTH, Emilie. Can we ever escape from data overload? A cognitive systems diagnosis. **Cognition, Technology & Work**, v. 4, n. 1, p. 22-36, 2002.

WURMAN, Richard Saul. **Information Anxiety 2**. Indianapolis: QUE, 2001.

WYLIE, Glenn R. et al. The relationship between outcome prediction and cognitive fatigue: A convergence of paradigms. **Cognitive, Affective, & Behavioral Neuroscience**, v. 17, p. 838-849, 2017.

WYLIE, Glenn R. et al. Using signal detection theory to better understand cognitive fatigue. **Frontiers in psychology**, v. 11, p. 579188, 2021.

XIAO, Lin et al. Understanding determinants of social networking service fatigue: an interpretive structural modeling approach. **Information Technology & People**, v. 35, n. 1, p. 46-66, 2022.

XIAO, Lin; MOU, Jian; HUANG, Lihua. Exploring the antecedents of social network service fatigue: a socio-technical perspective. **Industrial Management & Data Systems**, v. 119, n. 9, p. 2006-2032, 2019.

XIE, Xing-Zheng; TSAI, Niann-Chung. The effects of negative information-related incidents on social media discontinuance intention: Evidence from SEM and fsQCA. **Telematics and Informatics**, v. 56, p. 101503, 2021.

XING, Fei et al. Critical Obstacles Affecting Adoption of Industrial Big Data Solutions in Smart Factories: An Empirical Study in China. **Journal of Global Information Management (JGIM)**, v. 30, n. 1, p. 1-21, 2022.

XING, Wanli; WANG, Xianhui. Understanding students' effective use of data in the age of big data in higher education. **Behaviour & Information Technology**, v. 41, n. 12, p. 2560-2577, 2022.

XU, Richard Huan et al. Associations among eHealth literacy, social support, individual resilience, and emotional status in primary care providers during the outbreak of the SARS-CoV-2 Delta variant. **Digital Health**, v. 8, p. 20552076221089789, 2022.

XU, Xiaofeng et al. Paradoxical effects of performance pressure on employees' in-role behaviors: An approach/avoidance model. **Frontiers in Psychology**, v. 12, p. 744404, 2021.

YANG, Heng-Li; LIN, Ren-Xiang. The impacts of SoLoMo services technostress on anxiety. **Journal of Electronic Commerce Research**, v. 19, n. 2, p. 186-200, 2018.

YANG, Nan; LI, Tong. How stakeholders' data literacy contributes to student success in higher education: a goal-oriented analysis. **International Journal of Educational Technology in Higher Education**, v. 17, n. 1, p. 41, 2020.

YIN, Robert K. **Pesquisa Qualitativa do Início ao Fim**. Porto Alegre: Penso, 2016.

YIN, Pengzhen et al. Coping with mobile technology overload in the workplace. **Internet Research**, v. 28, n. 5, p. 1189-1212, 2018.

YOUSEF, Ahmed Mohamed Fahmy; CATHERINE WALKER, Johanna; LEON-URRUTIA, Manuel. Defining data literacy communities by their objectives: A text mining analysis. In: **Companion Publication of the 13th ACM Web Science Conference 2021**. 2021. p. 26-33.

YU, Lingling; SHI, Chenling; CAO, Xiongfai. Understanding the effect of social media overload on academic performance: a stressor-strain-outcome perspective. In: **proceedings of the 52nd Hawaii International Conference on System Sciences**. 2019.

YU, Sen-Chi. The More COVID-19 Information We Shared; the More Anxious We Got? The Associations Among Social Media Use, Anxiety, and Coping Strategies. **Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking**, v. 25, n. 12, p. 776-783, 2022.

YU, Tai-Kuei; LIN, Mei-Lan; LIAO, Ying-Kai. Understanding factors influencing information communication technology adoption behavior: The moderators of information literacy and digital skills. **Computers in Human Behavior**, v. 71, p. 196-208, 2017.

YUNITA, Ariana; SANTOSO, Harry B.; HASIBUAN, Zainal A. 'Everything is data': towards one big data ecosystem using multiple sources of data on higher education in Indonesia. **Journal of Big Data**, v. 9, n. 1, p. 1-22, 2022.

ZEIDNER, Moshe. Statistics and mathematics anxiety in social science students: Some interesting parallels. **British journal of educational psychology**, v. 61, n. 3, p. 319-328, 1991.

ZHANG, Du. Granularities and inconsistencies in big data analysis. **International Journal of Software Engineering and Knowledge Engineering**, v. 23, n. 06, p. 887-893, 2013.

ZHANG, Kaidi; JIA, Xiao; CHEN, Jin. Talent management under a big data induced revolution: The double-edged sword effects of challenge stressors on creativity. **Management Decision**, v. 57, n. 8, p. 2010-2031, 2019.

ZHANG, Shuwei et al. Do you get tired of socializing? An empirical explanation of discontinuous usage behaviour in social network services. **Information & Management**, v. 53, n. 7, p. 904-914, 2016.

ZHANG, Xin; DING, Xiaoyan; MA, Liang. The influences of information overload and social overload on intention to switch in social media. **Behaviour & Information Technology**, v. 41, n. 2, p. 228-241, 2022.

ZHANG, Yanfeng et al. A study of the influencing factors of mobile social media fatigue behavior based on the grounded theory. **Information Discovery and Delivery**, v. 48, n. 2, p. 91-102, 2020.

ZHANG, Yanfeng; HE, Wu; PENG, Lihui. How perceived pressure affects users' social media fatigue behavior: a case on WeChat. **Journal of Computer Information Systems**, v. 62, n. 2, p. 337-348, 2022.

ZHANG, Yiwen et al. Complementary or supplementary? Understanding users' unfollowing behavior from the perspective of person-environment fit. **Information Processing & Management**, v. 59, n. 5, p. 103035, 2022.

ZHANG, Zhenduo et al. Information quality, media richness, and negative coping: A daily research during the COVID-19 pandemic. **Personality and Individual Differences**, v. 176, p. 110774, 2021.

ZHOU, Baohua; TIAN, Yu. Network matters: An examination of the direct and mediated influences of network size and heterogeneity on WeChat fatigue. **Computers in Human Behavior**, v. 139, p. 107489, 2023.

ZHOU, Tao; XIE, Yingying. Understanding social media users' information avoidance intention: a CAC perspective. **Aslib Journal of Information Management**, 2023.

ZHOU, Zhi-Hua et al. Big data opportunities and challenges: Discussions from data analytics perspectives. **IEEE Computational intelligence magazine**, v. 9, n. 4, p. 62-74, 2014.

ZIEMBA, Ewa. The contribution of ICT adoption to the sustainable information society. **Journal of Computer Information Systems**, v. 59, n. 2, p. 116-126, 2019.

ZIMMERMAN, Margaret S. Health information-seeking behavior in the time of COVID-19: information horizons methodology to decipher source path during a global pandemic. **Journal of Documentation**, v. 77, n. 6, p. 1248-1264, 2021.

APÊNDICE A – ARTIGOS EXCLUÍDOS DA ANÁLISE NA REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA E CRITÉRIOS ADOTADOS ([ARTIGO 1 DA TESE](#))

Título	Critério para Exclusão
2001: an information society?	Acesso
A bibliometric analysis on global eHealth	Conteúdo
A binary feedback scheme for congestion avoidance in computer networks	Conteúdo
A bridge management system for elevated steel highways	Conteúdo
A cohesive zone model based on the micromechanics of dislocations	Conteúdo
A Comparative Analysis Between Proposed Neuro-fuzzy, Fuzzy, and Heuristic-Neuro-fuzzy Controller for Autonomous Vehicle Parking in the Dynamic Environment	Acesso
A computational algorithm based on biogeography-based optimization method for computing power system security constrains with multi facts devices	Conteúdo
A Computational Framework to Analyze the Associations between Symptoms and Cancer Patient Attributes Post Chemotherapy Using EHR Data	Conteúdo
A conceptual framework for international web design	Conteúdo
A congestion avoidance mechanism in multimedia transmission over manet using sctp multi-streaming	Conteúdo
A cost-benefit analysis of the covid-19 disease	Conteúdo
A deep learning architecture for psychometric natural language processing	Conteúdo
A dietary ketone ester normalizes abnormal behavior in a mouse model of alzheimers disease	Conteúdo
A distributed end-to-end overload control mechanism for networks of sip servers	Conteúdo
A fairness analysis of lan wan protocol relays	Conteúdo
A filter formulation for computing real time optical flow	Conteúdo
A flexible wearable device for measurement of cardiac, electrodermal, and motion parameters in mental healthcare applications	Conteúdo
A generic multi-scale framework for microscopic traffic simulation part ii - anticipation reliance as compensation mechanism for potential task overload	Conteúdo
A machine learning approach to classifying self-reported health status in a cohort of patients with heart disease using activity tracker data	Conteúdo
A mathematical model for an integrated assembly line regarding learning and fatigue effects	Conteúdo
A model of menu-dependent evaluations and comparison-aversion	Conteúdo
A multicultural examination of experiential avoidance: aq ii measurement comparisons across asian american, black, latinx, middle eastern, and white college students	Conteúdo
A multiple-baseline evaluation of a brief acceptance and commitment therapy protocol focused on repetitive negative thinking for moderate emotional disorders	Conteúdo
A narrative review of immersive virtual reality's ergonomics and risks at the workplace: cybersickness, visual fatigue, muscular fatigue, acute stress, and mental overload	Conteúdo
A new muscle fatigue and recovery model and its ergonomics application in human simulation	Conteúdo
A novel function of the lysophosphatidic acid receptor 3 (lpar3) gene in zebrafish on modulating anxiety, circadian rhythm locomotor activity, and short-term memory	Conteúdo
A novel georouting potency based optimum spider monkey approach for avoiding congestion in energy efficient mobile ad-hoc network	Conteúdo
A personal resource for technology interaction: development and validation of the affinity for technology interaction (ati) scale	Conteúdo
A person-centered representation of basic need satisfaction balance at work	Conteúdo
A pilot test of a mindfulness-based communication training to enhance resilience in palliative care professionals	Conteúdo
A preliminary investigation of the role of psychological inflexibility in academic procrastination	Conteúdo
A preliminary understanding of search words used by children, teenagers and young adults in seeking information about depression and anxiety online	Conteúdo
A question of fit: cultural and individual differences in interpersonal justice perceptions	Conteúdo

A quiet disquiet: anxiety and risk avoidance due to nonconscious auditory priming	Acesso
A replication of hofstede's uncertainty avoidance dimension across nationally representative samples from europe	Conteúdo
A review of dashboards for data analytics in nursing	Acesso
A revision of hofstede's model of national culture: old evidence and new data from 56 countries	Conteúdo
A study of the influence of social media use on employees' psychological distress and the moderating effect of perceived organizational support	Acesso
A study on failure analysis and high performance of hydraulic servo actuator	Conteúdo
A survey of random access control techniques for machine-to-machine communications in lte/lte-a networks	Conteúdo
A systematic approach for developing a corpus of patient reported adverse drug events: a case study for ssri and snri medications	Conteúdo
A two-parameter model for crack growth simulation by combined fem-dbem approach	Conteúdo
A virtual machine consolidation algorithm based on ant colony system and extreme learning machine for cloud data center	Conteúdo
A virtual reality behavior avoidance test (vr-bat) for the assessment of spider phobia	Acesso
Abusive supervision differentiation and employee outcomes: the roles of envy, resentment, and insecure group attachment	Conteúdo
Academics' experiences of a respite from work: effects of self-critical perfectionism and perseverative cognition on postrespite well-being	Conteúdo
Academic Experiences of "Zoom-Fatigue" as a Virtual Streaming Phenomenon During the COVID-19 Pandemic	Conteúdo
Acceptance & commitment therapy for me/cfs (chronic fatigue syndrome) a feasibility study	Conteúdo
Acceptance and action questionnaire ii: confirmatory factor analysis and measurement invariance between non-hispanic white and hispanic/latinx undergraduates	Conteúdo
Acceptance and values clarification versus cognitive restructuring and relaxation: a randomized controlled trial of ultra-brief non-expert-delivered coaching interventions for social resilience	Conteúdo
Accident avoidance and prediction system using adaptive probabilistic threshold monitoring technique	Conteúdo
Accident reduction through stress management	Conteúdo
Accidental overloading effect on the s-n curve of welded joint of three steel grades	Conteúdo
Achievement goal theory: the relationship of accounting students' goal orientations with self-efficacy, anxiety, and achievement	Conteúdo
Achievement goals as antecedents of achievement emotions: the 3 x 2 achievement goal model as a framework for learning environments design	Formato
Activation of adrenal steroidogenesis and an improvement of mood balance in postmenopausal females after spa treatment based on physical activity	Conteúdo
Acute effects of qigong exercise on mood and anxiety	Conteúdo
Adapted Fencing for Patients With Invasive Breast Cancer: The RIPOSTE Pilot Randomized Controlled Trial	Conteúdo
Adaptive and maladaptive perfectionism, adult attachment, and big five personality traits	Conteúdo
Adaptive beaconing for effective inter-vehicle collision avoidance system	Conteúdo
Adaptive symptom monitoring using hidden markov models - an application in ecological momentary assessment	Conteúdo
Adolescents anxiety in the coastal region of central java, indonesia	Acesso
Adult attachment and emotional intelligence	Acesso
Adult attachment and parenting styles	Acesso
Adult attachment and perceived parental style may shape leadership behaviors	Conteúdo
Adult attachment and profile images on chinese social networking sites: a comparative analysis of sina weibo and wechat	Conteúdo
Affiliative and communicative personal qualities and loneliness of university students	Acesso
Affordance theory: a framework for graduate students' information behavior	Conteúdo
Afraid of the stock market	Conteúdo
Age at menarche, current premenstrual syndrome and health risk behaviour of young people in ibadan, nigeria	Conteúdo

Alert override as a habitual behavior - a new perspective on a persistent problem	Conteúdo
Alerts work! Air quality warnings and cycling	Conteúdo
Ambulatory Assessment in Concussion Clinical Care and Rehabilitation	Conteúdo
An adaptive neural network approach for operator functional state prediction using psychophysiological data	Acesso
An adaptive optimal-kernel time-frequency representation-based complex network method for characterizing fatigued behavior using the ssvep-based bci system	Conteúdo
An adaptive scheduling for automobile control using imprecise computation and its experimental evaluation	Acesso
An alternative to language learner dependence on l2 caption-reading input for comprehension of sitcoms in a multimedia learning environment	Conteúdo
An assessment of prospective memory retrieval in women with chronic fatigue syndrome using a virtual-reality environment: an initial study	Conteúdo
An empirical study of techno-stressors, literacy facilitation, burnout, and turnover intention as experienced by K-12 teachers	Conteúdo
An empirical study of social network activities via social internet of things (siot)	Conteúdo
An empirical test of competing hypotheses for the annuity puzzle	Conteúdo
An energy-efficient and collision-avoidance mac protocol with pre-scheduling for wireless sensor networks	Conteúdo
An energy-efficient vm prediction and migration framework for overcommitted clouds	Conteúdo
An enhanced explicit rate algorithm for abr traffic control in atm networks	Conteúdo
An existentialist exploration of tourism sustainability: backpackers fleeing and finding themselves	Conteúdo
An expanded servicescape perspective	Conteúdo
An exploratory study of inactive health information seekers	Conteúdo
An implementation trial of act-based bibliotherapy for irritable bowel syndrome	Conteúdo
An improved wheeler residual stress model for remaining life assessment of cracked plate panels	Conteúdo
An innovative eye sleepiness detection for accident avoidance and caution	Conteúdo
An integrated congestion control mechanism for optimized performance using two-step rate controller in optical burst switching networks	Conteúdo
An investigation of work-related strain effects and coping mechanisms among south african construction professionals	Conteúdo
An investigation cultural factors' affection on auditors' assessment estimation of internal control and control risk determination: iranian evidence	Acesso
An online multi-source summarization algorithm for text readability in topic-based search	Conteúdo
Analysis for load-balancing techniques in intelligent network systems	Conteúdo
Analysis of formalism's moderating effect on the relationships between role stressors and work anxiety - viewpoints from oriental public administration	Acesso
Analysis of gender differences in hrv of patients with myalgic encephalomyelitis/chronic fatigue syndrome using mobile-health technology	Conteúdo
Analysis of web-based travel health advice provided to international travellers with chronic medical and psychiatric illnesses	Conteúdo
Analyze on the learning behavior of e-learning	Conteúdo
Analyzing the changes in the psychological profile of professional League of Legends players during competition	Conteúdo
Anger, anxiety, and selective exposure to terrorist violence	Conteúdo
Antecedents and outcomes of flight attendants' job satisfaction	Conteúdo
Anxiety attachment and avoidance attachment: antecedents to self-gifting	Conteúdo
Anxiety level detection using bci of miner's smart helmet	Conteúdo
Anxiety-like behavior in rats: a computational model	Conteúdo
Anxiety-like behavioural inhibition is normative under environmental threat-reward correlations	Conteúdo
Anxious and frustrated but still competent: affective aspects of interactions with personal information management	Conteúdo
Anxiously searching for love (among other things): attachment orientation and mobile dating application users' motives and outcomes	Conteúdo
Applicant withdrawal: the role of test-taking attitudes and racial differences	Conteúdo

Application of adaptive neuro-fuzzy inference system in modeling fatigue life under interspersed mixed-mode (i and ii) spike overload	Conteúdo
Application of Virtual Reality Technology in Adolescent Mental Health Science Education	Conteúdo
Applying Social Computing to Analyze the Effect of Negative Emotions on Social Desirability	Conteúdo
Are anxiously attached women better mindreaders?	Conteúdo
Are female business travelers willing to travel during covid-19? An exploratory study	Conteúdo
Are heavy users of computer games and social media more computer literate?	Conteúdo
Are screen devices soothing children or soothing parents? investigating the relationships among children's exposure to different types of screen media, parental efficacy and home literacy practices	Conteúdo
Are there any relationship between components of coping styles and health anxiety of divorced women?	Conteúdo
Assessing cancer survivors' needs using web-based technology a pilot study	Acesso
Assessing computer anxiety: development and validation of the computer anxiety rating scale	Conteúdo
Assessment of a medical information system: the mediating role of use and user satisfaction on the success of human interaction with the mobile healthcare system (iheart)	Conteúdo
Associations of physicians' prescribing experience, work hours, and workload with prescription errors	Acesso
Aspects of E-Scooter Sharing in the Smart City	Conteúdo
Attached to your smartphone? A dyadic perspective on perceived partner phubbing and attachment in long-term couple relationships	Conteúdo
Attachment and autonomy in the workplace: new insights	Conteúdo
Attachment and emotion regulation: compensatory interactions and leader-member exchange	Conteúdo
Attachment and sense of presence in a virtual environment	Conteúdo
Attachment anxiety and problematic social media use: the mediating role of well-being	Conteúdo
Attachment at (not to) work: applying attachment theory to explain individual behavior in organizations	Conteúdo
Attachment avoidance and attachment anxiety as individual characteristics affecting job search behavior	Conteúdo
Attachment relationship study of trust and trust transfer	Conteúdo
Attachment style and dysfunctional career thoughts: how attachment style can affect the career counseling process	Conteúdo
Attachment style, social skills, and facebook use amongst adults	Conteúdo
Attachment styles and electronic word of mouth (e-wom) adoption on social networking sites	Conteúdo
Attachment styles and employee performance: the mediating role of burnout	Conteúdo
Attachment styles and job performance in the hospitality industry: the mediating role of general self-efficacy	Conteúdo
Attachment styles, self-esteem, flexible goal adjustment, and intimate relationship satisfaction in women: a moderated mediation model	Conteúdo
Attempt to Replicate Bem's Precognitive Avoidance Task And Detect Relationships With Trait Anxiety	Acesso
Attentional literacy as a new literacy: Helping students deal with digital disarray	Conteúdo
Attitude of Hungarian Young Adults Towards Bank Loans: The Risk Mitigation Trap	Conteúdo
Attitudes to technology, perceived computer self-efficacy and computer anxiety as predictors of computer supported education	Conteúdo
Attitudinal factors, financial literacy, and stock market participation	Conteúdo
Automated sizing of automotive steering ball joints in parametric CAD environment using expert knowledge and feature-based computer-assisted 3D modelling	Conteúdo
Automated stress detection using mobile application and wearable sensors improves symptoms of mental health disorders in military personnel	Conteúdo
Avoidance or boredom: negative mental health outcomes associated with use of information and communication technologies depend on users' motivations	Conteúdo
Avoiding the ask on social media: investigating how process-related factors influence sns donation avoidance	Conteúdo
Awareness as wellness: Examining disparities in mental health care	Acesso

Backpropagation ann-based prediction of exertional heat illness	Conteúdo
Banks and financial discrimination: what can be learnt from the spanish experience?	Conteúdo
Basip a virtual machine placement technique to reduce energy consumption in cloud data centre	Acesso
Bayesian optimal designs for discrete choice experiments with partial profiles	Conteúdo
Behavioral avoidance dynamics in the presence of a virtual spider	Conteúdo
Behavioral impairments and oxidative stress in the brain, muscle, and gill caused by chronic exposure of c70 nanoparticles on adult zebrafish	Conteúdo
Benevolent leadership and organizational citizenship behaviors in a higher education context: a moderated mediation model	Acesso
Biomechanical behaviour of cancellous bone on patellofemoral arthroplasty with journey prosthesis: a finite element study	Conteúdo
Blind source extraction of long-term physiological signals from facial thermal images	Conteúdo
Brain region-dependent effects of neuropeptide y on conditioned social fear and anxiety-like behavior in male mice	Conteúdo
Bridging the digital divide: the smart tv as a platform for digital literacy among the elderly	Conteúdo
Bringing avoidance and anxiety to the job: attachment style and instrumental helping behavior among co-workers	Conteúdo
Ca-bmac: a collision avoidance multi-channel broadcast mac protocol with a mechanism for reducing transmission overhead	Acesso
Can bahraini patients accept e-health systems?	Conteúdo
Can financial literacy reduce anxiety about life in old age?	Conteúdo
Can insecurely attached dating couples get compensated on social network sites? The effect of surveillance	Conteúdo
Can you be Mindful? The Effectiveness of Mindfulness-Driven Interventions in Enhancing the Digital Resilience to Fake News on COVID-19	Conteúdo
Can we rely on flight time to measure jumping performance or neuromuscular fatigue-overload in professional female soccer players?	Conteúdo
Cape contribution to availability and reliability of waste to energy	Conteúdo
Changes in technology use and adult attachment orientation from 2002 to 2012	Conteúdo
Chemotherapy-induced nausea and vomiting: optimizing prevention and management	Conteúdo
Children mental health in bandung during covid-19 pandemic: a cross-sectional study	Conteúdo
Chinese validation of the brief experiential avoidance questionnaire (beaq) in college students	Conteúdo
Choice overload and online approach behavior	Acesso
Chronic exposure to low concentration lead chloride-induced anxiety and loss of aggression and memory in zebrafish	Conteúdo
Coding vs presenting: a multicultural study on emotions	Conteúdo
Cognitive intelligence assisted fog-cloud architecture for generalized anxiety disorder (gad) prediction	Conteúdo
Cognitive pilot-aircraft interface for single-pilot operations	Conteúdo
Collateral damage associated with performance-based pay: the role of stress appraisals	Conteúdo
Commercial virtual reality displays: Issues of performance and simulator sickness from exocentric depth-perception tasks	Conteúdo
Communication apprehension among chinese accounting and business students: a demographic exploration	Acesso
Community sample evidence on the relations among behavioural inhibition system, anxiety sensitivity, experiential avoidance, and social anxiety in adolescents	Conteúdo
Comparative study of orchestrated, centralised and decentralised approaches for orchestrator based task allocation and collision avoidance using network controlled robots	Conteúdo
Comparing paths to quality of life: contributions of act and cognitive therapy intervention targets in two highly anxious samples	Conteúdo
Comparing the role of ict literacy and anxiety in the adoption of mobile learning	Conteúdo
Comparison of basic computer training strategies and their effects on the level of computer anxiety in turkish nursing students	Acesso
Comparison of eye detection methods using image processing	Conteúdo

Compassion satisfaction, compassion fatigue, anxiety, depression and stress in registered nurses in australia: study 1 results	Conteúdo
Compassion satisfaction, compassion fatigue, anxiety, depression and stress in registered nurses in Australia: Phase 2 results	Conteúdo
Competence enhancement and anticipated emotion as motivational drivers of brand attachment	Conteúdo
Competence, confidence, and gender: the role of objective and subjective financial knowledge in household finance	Conteúdo
Comprehensive Health Evaluation Model of Art Psychotherapy Using Genetic Algorithm	Conteúdo
Computational aspects of disturbed state constitutive models	Conteúdo
Computer anxiety at a graduate computer center: computer factors, support, and situational pressures	Conteúdo
Computer anxiety in nursing: an investigation from turkish nurses	Conteúdo
Computer assisted analysis of drivers' body activity using a range camera	Conteúdo
Computer audition for fighting the sars-cov-2 corona crisis – introducing the multi-task speech corpus for covid-19	Conteúdo
Computer literacy training for managers can be effective - a study	Acesso
Computer phobia and computer self-efficacy: their association with undergraduates' use of university computer facilities	Conteúdo
Computer simulation of an adaptive damage-bone remodeling law applied to three unit-bone bars structure	Conteúdo
Computer user training and attitudes - a study of business undergraduates	Acesso
Computer-based bridge management system for permit vehicle routing	Conteúdo
Confidence interval-based overload avoidance algorithm for virtual machine placement	Conteúdo
Confirmatory factor analysis of the Comprehensive Assessment of acceptance and Commitment Therapy (CompACT) in active-duty military personnel	Conteúdo
Conflictual independence, adult attachment orientation, and career indecision among asian american students	Conteúdo
Congestion avoidance in high speed interconnected voice data traffic lans	Conteúdo
Congestion control for intelligent networks	Conteúdo
Consensus clustering for case series identification and adverse event profiles in pharmacovigilance	Conteúdo
Consistency of implications of three role stressors across four countries	Conteúdo
Constructing a conceptual framework of patient-reported outcomes for metastatic hormone-refractory prostate cancer	Conteúdo
Consumer behaviour with negative emotion in e-tailing service environment	Acesso
Consumer self-uncertainty increases price dependency	Conteúdo
Consumption of special diets among adolescents from 1999 to 2013: a population-based study in finland	Conteúdo
Contextualized impacts of an infodemic on vaccine hesitancy: The moderating role of socioeconomic and cultural factors	Conteúdo
Contingent reward transactional leaders as "good parents": examining the mediation role of attachment insecurity and the moderation role of meaningful work	Conteúdo
Continuous Ingestion of Lacticaseibacillus rhamnosus JB-1 during Chronic Stress Ensures Neurometabolic and Behavioural Stability in Rats	Conteúdo
Contributing factors for compassion fatigue among south korean social workers in long-term care hospitals	Acesso
Contribution of attachment in children's separation anxiety	Acesso
Contributions to defined contribution pension plans	Conteúdo
Contributors to frequent telehealth alerts including false alerts for patients with heart failure: a mixed methods exploration	Conteúdo
Coping and psychological adjustment among information technology personnel	Conteúdo
Coping responses in phishing detection: an investigation of antecedents and consequences	Conteúdo
Coping strategies and anxiety and depressive symptoms in young adult victims of cyberstalking: a questionnaire survey in an italian sample	Conteúdo
Coping strategies and psychological outcomes: the moderating effects of personal resiliency	Conteúdo

Coping styles and affect	Conteúdo
Coping through avoidance may explain gender disparities in anxiety	Conteúdo
Coping with rejection concerns in romantic relationships: an experimental investigation of social anxiety and risk regulation	Conteúdo
Coproduction of transformative services as a pathway to improved consumer well-being: findings from a longitudinal study on financial counseling	Conteúdo
Corporate fraud, risk avoidance, and housing investment in china	Conteúdo
Corporate water accountability the role of water labels given non-fungible extractions	Conteúdo
Correlates of delay-discount rates: evidence from tsimane' amerindians of the bolivian rain forest	Conteúdo
Cosmopolitan tourists: the most resilient travellers in the face of COVID-19	Conteúdo
Couple-Level Attachment Styles, Finances, and Marital Satisfaction: Mediation Analyses Among Young Adult Newlywed Couples	Conteúdo
Covid-19 anxiety: malaysian regulatory mechanisms on mental health	Conteúdo
Cranial electrotherapy stimulation affects mood state but not levels of peripheral neurotrophic factors or hypothalamic-pituitary-adrenal axis regulation	Conteúdo
Creativity enhancement through flotation isolation	Conteúdo
Cross-border e-commerce: consumers' intention to shop on foreign websites	Conteúdo
Csr and organizational citizenship behavior for the environment in hotel industry: the moderating roles of corporate entrepreneurship and employee attachment style	Conteúdo
Cultivating a compassion-centric academic environment: an empirical study at a higher education institution in saudi arabia	Conteúdo
Cultural consequences on traveler risk perception and safety	Acesso
Culture, gender, and gmat scores: implications for corporate ethics	Conteúdo
Culture, overload and personal innovativeness with information technology: extending the nomological net	Conteúdo
Damage-induced stresses and remaining service life predictions of wire ropes	Conteúdo
Damage-mitigating control with overload injection: experimental validation of the concept	Conteúdo
Deadlock detection and recovery for true fully adaptive routing in regular wormhole networks	Acesso
Debriefing stress	Acesso
Department of education, the university of newcastle, new south wales, australia 2308.	Acesso
Deriving the transition probability matrix using computational mechanics	Conteúdo
Design of a robust control strategy for the heating power of shape memory alloy actuators at full contraction based on electric resistance feedback	Conteúdo
Design of transportation robot and ultrasonic obstacle detection with wireless monitoring	Conteúdo
Design proposal of an adjustable workstation for very short and very tall people	Conteúdo
Desktop information systems and services: a user survey in a pharmaceutical research organization	Conteúdo
Detecting human driver inattentive and aggressive driving behavior using deep learning: recent advances, requirements and open challenges	Conteúdo
Determinates of financial behavior: insights into consumer money attitudes and financial literacy	Conteúdo
Determining high safety risk scenarios by applying context information	Conteúdo
Determinants Influencing the Continuous Intention to Use Digital Technologies in Higher Education	Conteúdo
Development of a modified three-day t-maze protocol for evaluating learning and memory capacity of adult zebrafish	Conteúdo
Development of a scale to assess posttraumatic stress disorder	Acesso
Development of a standardized rating tool for drug alerts to reduce information overload	Acesso
Development of a system for positioning the work of gathering cranes on container spaces of freight stations	Conteúdo
Development of Extendable Open-Source Structural Inspection Datasets	Conteúdo
Diaries of lifelong learners: information seeking behaviors of older adults in peer-learning study groups at an academic institution	Conteúdo
Diet Prevents Social Stress-Induced Maladaptive Neurobehavioural and Gut Microbiota Changes in a Histamine-Dependent Manner	Conteúdo
Differential gear bending stresses in the presence of misalignments and run-out	Conteúdo

Diffusion theory, transnational antecedents and International Standards on Auditing adoption around the world	Conteúdo
Digesting the abundance of idol matter key factors in personal information management experiences of selected social science faculty	Conteúdo
Digital dysfunctions in primary school: a pilot study	Conteúdo
Disinformation and misinformation triangle a conceptual model for "fake news" epidemic, causal factors and interventions	Conteúdo
Disjuncture between the power and truths in indira ganesans the journey	Conteúdo
Dispositional coping in individuals with anxiety disorder symptomatology: avoidance predicts distress	Conteúdo
Do attachment anxiety and hostility mediate the relationship between experiential avoidance and interpersonal problems in mental health carers?	Conteúdo
Do individual characteristics influence the types of technostress reported by workers?	Conteúdo
Do people with social anxiety feel anxious about interacting with a robot?	Conteúdo
Do rural residents in china understand eq-5d-5l as intended? Evidence from a qualitative study	Conteúdo
Do self-statements enhance the effectiveness of virtual reality exposure therapy? A comparative evaluation in acrophobia	Conteúdo
Do you have anything to hide? Infidelity-related behaviors on social media sites and marital satisfaction	Conteúdo
Does classical music relieve math anxiety? Role of tempo on price computation avoidance	Conteúdo
Does college students' social media use affect school e-mail avoidance and campus involvement?	Conteúdo
Does computer anxiety reach levels which conform to dsm iv criteria for specific phobia?	Conteúdo
Does confidence enhance performance? Causal evidence from the field	Conteúdo
Does personality regulate the work stressor-psychological detachment relationship?	Conteúdo
Driver drowsiness detection using hybrid convolutional neural network and long short-term memory	Conteúdo
Drivers of e-store patronage intentions: choice overload, internet shopping anxiety, and impulse purchase tendency	Acesso
Drivers of long-term savings behavior from the consumers' perspective	Conteúdo
Economic condition and financial cognition	Conteúdo
Economic evaluation of an intervention designed to reduce bullying in australian schools	Conteúdo
Economic preferences and temperament traits among business leaders and paid employees	Conteúdo
Eeg, hrv and psychological correlates while playing bejeweled ii: a randomized controlled study	Acesso
Effacing the dilemma of the rumouring subject: a value-oriented approach towards studying misinformation on social media	Conteúdo
Effect of fenugreek seed extract on menopause induced neurocognitive deficit	Acesso
Effect of strain hardening on fatigue crack closure in aluminum alloy under constant amplitude with single overload	Conteúdo
Effects of an educational computing course on preservice and inservice teachers: a discussion and analysis of attitudes and use	Conteúdo
Effects of an introductory versus a content-specific computer course on computer anxiety and stages of concern	Acesso
Effects of attachment anxiety and avoidance on negotiation propensity and performance	Conteúdo
Effect of Comprehensive Nursing on the Recovery of Gastrointestinal Function in Patients Undergoing Abdominal Operation	Conteúdo
Effects of employees' personality and attachment on job flow experience relevant to organizational commitment and consumer-oriented behavior	Conteúdo
Effects of exergames in women with fibromyalgia: a randomized controlled study	Conteúdo
Effects of implant neck design on primary stability and overload in a type iv mandibular bone	Conteúdo
Effects of shot-peening and stress ratio on the fatigue crack propagation of al 7475-t7351 specimens	Conteúdo
Effects of social networking site overloads on discontinuous intentions of users: a moderated mediation analysis	Acesso
Effects of taper variation on conical threaded connections load distribution	Conteúdo
Effects of texting on satisfaction in romantic relationships: the role of attachment	Conteúdo

Efficient mechanism for fairness and deadlock-avoidance in high-speed networks	Acesso
Elastic-plastic fe analysis of a notched cylinder under multiaxial nonproportional fatigue loading with variable amplitudes	Conteúdo
Electrooculogram signals analysis for process control operator based on fuzzy c-means	Conteúdo
Electrophysiological evidence of attentional avoidance in sub-clinical individuals with obsessive-compulsive symptoms	Conteúdo
Emotional experiences in simulated classroom training environments	Conteúdo
Emotions toward cognitive enhancement technologies and the body - attitudes and willingness to use	Conteúdo
Empathys relationship with adult attachment, self-esteem, and communication self-efficacy in nurses	Conteúdo
Empirical investigation of the impact of overload on the discontinuous usage intentions of short video users: a stressor-strain-outcome perspective	Acesso
Employee affective responses to organizational stress: moderating effects of job characteristics	Acesso
Energy- and fatigue-aware rwa in optical backbone networks	Conteúdo
Enhancing physical education and sport science students' self-efficacy and attitudes regarding information and communication technologies through a computer literacy course	Conteúdo
Estimation of fatigue crack growth retardation due to crack branching	Conteúdo
Evaluation of clinical decision support to reduce sedative-hypnotic prescribing in older adults	Acesso
Evaluation of investment preference with phantasy, emotional intelligence, confidence, trust, financial literacy and risk preference	Acesso
Evaluation of the condition of social processes based on qualimetric methods: The COVID-19 case	Conteúdo
Evaluation of the effects of carbon 60 nanoparticle exposure to adult zebrafish: a behavioral and biochemical approach to elucidate the mechanism of toxicity	Conteúdo
Evaluation of the vestibular sense and psychological characteristics of highly skilled athletes who specialize in sailing during the competition period	Conteúdo
Examination of the relation between ptsd symptoms, smartphone feature uses, and problematic smartphone use	Conteúdo
Examining construct validity and reliability of social anxiety scale	Conteúdo
Examining psychological inflexibility as a transdiagnostic process across psychological disorders	Conteúdo
Examining the effect of computer-based passage presentation on reading test performance	Conteúdo
Examining the influence of error climate on aviation maintenance performance	Conteúdo
Examining the relationship between threat and coping appraisal in phishing detection among college students	Conteúdo
Exogenous transforming growth factor- in brain-induced symptoms of central fatigue and suppressed dopamine production in mice	Conteúdo
Experiences of staff working in a mental health trust during the COVID-19 pandemic and appraisal of staff support services	Acesso
Experiential avoidance and depression predict values engagement among people in treatment for borderline personality disorder	Conteúdo
Experiential avoidance and interpersonal problems: a moderated mediation model	Conteúdo
Experimental study on the influence of overload induced residual stress field on fatigue crack growth in aluminium alloy	Conteúdo
Explaining and predicting resistance to computer anxiety reduction among teacher education students	Conteúdo
Exploring an adverse impact of smartphone overuse on academic performance via health issues: a stimulus-organism-response perspective	Conteúdo
Exploring perceptual typology of social media quitters and associations among self-esteem, personality, and motivation	Conteúdo
Exploring the first steps of retirement engagement: a conceptual model and field evidence	Conteúdo
Exploring the impact of carer stressors and psychological inflexibility on depression and anxiety in family carers of people with dementia	Conteúdo
Exploring the impact of transformation to fully online learning during covid-19 on malaysian university students academic life and performance	Conteúdo
Exploring the psychological status of jordanian nurses working with cancer patients	Conteúdo

Exploring the Role of the Internet, Care Quality and Communication in Shaping Mental Health: Analysis of the Health Information National Trends Survey	Conteúdo
Exploring the role of self- and customer-provoked embarrassment in personal selling	Conteúdo
Exploring the self-reported ict skill levels of undergraduate science students	Conteúdo
Extending the technology acceptance model for use of e-learning systems by digital learners	Conteúdo
Extracting covid-19 diagnoses and symptoms from clinical text: a new annotated corpus and neural event extraction framework	Conteúdo
Extracting depressive symptoms and their associations from an online depression community	Conteúdo
Factorial validity of a computer attitude scale	Acesso
Factors affecting exam completion speed, exam performance, and nonexam performance	Conteúdo
Factors influencing the acceptance of self-service technologies: a meta-analysis	Conteúdo
Factors related to fatigue in elderly predialysis patients with chronic kidney disease	Acesso
Factors that influence presence in educational virtual environments	Conteúdo
Family financial socialization, financial information seeking behavior and financial literacy among youth	Conteúdo
Fantasy and dread: the demand for information and the consumption utility of the future	Conteúdo
Fate as a motivated (and de-motivating) belief: evidence for a link from task importance to belief in fate to effort	Conteúdo
Fatigue damage mechanism-based dependent modeling with stochastic degradation and random shocks	Conteúdo
Fatigue life estimation of structures under statistically and spectrally similar variable amplitude loading	Conteúdo
Fatigue life prediction of screw blade in screw sand washing machine under random load with gauss distribution	Conteúdo
Fatigue life prediction using hybrid prognosis for structural health monitoring	Acesso
Fatigue lifetime under stochastic loading with random overloading pulse trains	Conteúdo
Fatigue load spectrum of highway bridge vehicles in plateau mountainous area based on wireless sensing	Conteúdo
Fatigued and dissatisfied or fatigued but satisfied? Goal orientations and responses to high job demands	Acesso
Fear of childbirth: mothers' experiences of team-midwifery care - a follow-up study	Conteúdo
Fearless cards: a low-tech solution to help overcome emotional barriers to ict adoption among marginalized populations	Conteúdo
Feature based techniques for a driver's distraction detection using supervised learning algorithms based on fixed monocular video camera	Conteúdo
Feedback seeking from peers: a positive strategy for insecurely attached team-workers	Conteúdo
Feedback sensitivity as a mediator of the relationship between attachment anxiety and problematic facebook use	Conteúdo
Feedback-based bandwidth allocation with call admission control for providing delay guarantees in ieee 802.11e networks	Conteúdo
Female veterinarians' experiences with human clients: the link to burnout and depression	Acesso
Fidelity to the Inhibitory Learning Model, Functionality, and Availability of Free Anxiety Treatment Apps	Acesso
Filtering big data from social media - building an early warning system for adverse drug reactions	Conteúdo
Financial advice, literacy, inclusion and risk tolerance: the moderating effect of uncertainty avoidance	Conteúdo
Financial adviser anxiety, financial literacy, and financial advice seeking	Conteúdo
Financial anxiety among college students: the role of generational status	Acesso
Financial attitude based segmentation of women in india: an exploratory study	Conteúdo
Financial Distress and Money Attitudes	Conteúdo
Financial literacy and anxiety about life in old age: evidence from the usa	Conteúdo
Financial literacy and the role of numeracy-how individuals' attitude and affinity with numbers influence financial literacy	Conteúdo
Financial literacy, financial distress and socioeconomic characteristics of individuals in Ghana	Acesso

Financial self-efficacy and women's personal finance behaviour: a case study of public sector banks in pakistan	Conteúdo
Financial stress, financial literacy, and financial insecurity in India's informal sector during COVID-19	Conteúdo
Financial threat and individuals' willingness to change financial behavior	Conteúdo
Finite element assessment of block-augmented total knee arthroplasty	Conteúdo
Fmri analysis of excessive binocular disparity on the human brain	Conteúdo
Food literacy as a resilience factor in response to health-related uncertainty	Acesso
From a theoretical model to a predictive simulation model of operator interaction with support systems: designing experiments to build the numerical simulation	Conteúdo
From attachment to addiction: the mediating role of need satisfaction on social networking sites	Conteúdo
From fatigue to anxiety? Implications for educational design in a web 2.0 world	Conteúdo
From knowledge navigator and watson to star trek: the role of the information professional	Conteúdo
From prescribed reading to the excitement or the burden of choice: information literacy: foundation of e-learning	Conteúdo
Functions of privacy in wilderness environments	Acesso
Further investigation of the association between anxiety sensitivity and posttraumatic stress disorder: examining the influence of emotional avoidance	Conteúdo
Fuzzy mapping on psychological disorders in construction management	Conteúdo
Gender and information and communication technologies (ict) anxiety: male self-assurance and female hesitation	Conteúdo
Gender differences, attachment styles, self-esteem and romantic relationships in thailand	Conteúdo
Gender differences in financial literacy: The role of stereotype threat	Conteúdo
Generation lockdown: exploring possible predictors of technology phobia during the coronavirus self-isolation period	Conteúdo
Getting close from far away: mediators of the association between attachment and blogging behavior	Conteúdo
Getting started with computers: experience, anxiety, and relational style	Conteúdo
Goal-based trajectory analysis for unusual behaviour detection in intelligent surveillance	Conteúdo
Going the extra-mile: a question of attachment orientations and gender?	Conteúdo
Governing by emotions in financial education	Conteúdo
Hand tremor-based hypoglycemia detection and prediction in adolescents with type 1 diabetes	Conteúdo
Has financial attitude impacted the trading activity of retail investors during the covid-19 pandemic?	Conteúdo
Have no fear: how individuals differing in uncertainty avoidance, anxiety, and chance belief process health risk messages	Conteúdo
Health anxiety and patient behavior	Conteúdo
Health literacy, health numeracy, and trust in doctor: effects on key patient health outcomes	Conteúdo
High ringxiety: attachment anxiety predicts experiences of phantom cell phone ringing	Conteúdo
High-involvement work processes, work intensification and employee well-being: a study of new zealand worker experiences	Conteúdo
High-performance work systems and job control: consequences for anxiety, role overload, and turnover intentions	Conteúdo
How attachment affects the strength of peer influence on adolescent consumer behavior	Conteúdo
How can affect be detected and represented in technological support for physical rehabilitation?	Conteúdo
How can leaders alleviate employees' workplace anxiety caused by information overload on enterprise social media? Evidence from Chinese employees	Acesso
How death anxiety influences coping strategies during the COVID-19 pandemic: investigating the role of spirituality, national identity, lockdown and trust	Acesso
How Does Perceived Overload in Mobile Social Media Influence Users' Passive Usage Intentions? Considering the Mediating Roles of Privacy Concerns and Social Media Fatigue	Acesso
How does social network diversity affect users lurking intention toward social network services? A role perspective	Conteúdo

How online searches fuel health anxiety: Investigating the link between health-related searches, health anxiety, and future intention	Conteúdo
How to overcome the digital divide? An empirical study of taiwan's docs	Conteúdo
Human emotion recognition using an eeg cloud computing platform	Conteúdo
Human factor analysis and classification system (hfacs) in the evaluation of outpatient medication errors	Conteúdo
Human-machine dynamics in complex information systems: the 'microworld' paradigm as a heuristic tool for developing theory and exploring design issues	Acesso
"I just don't feel comfortable speaking english": foreign language anxiety as a catalyst for spoken-language barriers in mnacs	Conteúdo
I just text to say i love you: partner similarity in texting and relationship satisfaction	Conteúdo
I love you, but you let me down! How hate and retaliation damage customer-brand relationship	Conteúdo
Ict usage and student perceptions in cambodia and japan	Conteúdo
Identification of driver state for lane-keeping tasks	Conteúdo
Identifying effective computerized strategies to prevent drug-drug interactions in hospital: a user-centered approach	Conteúdo
Identifying herbal adverse events from spontaneous reporting systems using taxonomic name resolution approach	Conteúdo
Illness cognitions, cognitive fusion, avoidance and self-compassion as predictors of distress and quality of life in a heterogeneous sample of adults, after cancer	Conteúdo
Illusions of control and social domination strategies in knowledge mapping system use	Acesso
Impact of job stress on managers' performance	Acesso
Impact of the COVID-19 outbreak on the difficulties and burden experienced by family caregivers of older dependent persons	Acesso
Impacts of flipped classrooms on learner attitudes towards technology-enhanced language learning	Conteúdo
Improve throughput of tcp-vegas in multihop ad hoc networks	Conteúdo
Improving children's mental health with a digital social skills development game: a randomized controlled efficacy trial of adventures aboard the s.s. grin	Conteúdo
Improving older adults' e-health literacy through computer training using nih online resources	Conteúdo
Improving privacy settings control in online social networks with a wheel interface	Conteúdo
Improving psychosocial functioning in mastectomized women through a mindfulness-based program: flow meditation.	Conteúdo
Improving the global competitiveness of retailers using a cultural analysis of in-store digital innovations	Acesso
Including rest allowance in mixed-model assembly lines	Conteúdo
Incremental validity of the AAQ-II for anxiety disorder symptomology	Conteúdo
Indecisiveness, undesirability and overload revealed through rational choice deferral	Conteúdo
Indicator-based knowledge management for participatory decision-making	Conteúdo
Individual differences in attachment are associated with usage and perceived intimacy of different communication media	Conteúdo
Individual differences predict sensitivity to the uncanny valley	Acesso
Individuals' intention to use sports wearables: the moderating role of technophobia	Conteúdo
Infectious diseases, contamination rumors, and ethnic violence: regimental mutinies in the bengal native army in 1857 india	Conteúdo
Inflexitext: a program assessing psychological inflexibility in unstructured verbal data	Conteúdo
Influence of employees attachment styles on their life satisfaction as mediated by job satisfaction and burnout	Conteúdo
Information avoidance and medical screening: a field experiment in China	Conteúdo
Information literacy and web 2.0: is it just hype?	Conteúdo
Information needs and seeking behaviors of Israeli citizens during the COVID-19 outbreak	Acesso
Information overload: a decision making perspective	Formato
Information overload? Maybe not	Formato
Information overload and misinformation sharing behaviour of social media users: Testing the moderating role of cognitive ability	Conteúdo

Information sharing to improve understanding of proactive braking intervention for elderly drivers	Conteúdo
Inpatient communication networks: leveraging secure text-messaging platforms to gain insight into inpatient communication systems	Conteúdo
Insecure attachment and technology addiction among young adults: the mediating role of impulsivity, alexithymia, and general psychological distress	Conteúdo
Insecure attachments: attachment, emotional regulation, sexting and condomless sex among women in relationships	Conteúdo
Integrated teleoperation and automation for nuclear facility cleanup	Conteúdo
Intelligent cruise-control navigation: a new navigation/ travel method for use in virtual environments	Conteúdo
Interfaces that heal: coupling real and virtual objects to treat spider phobia	Conteúdo
Internet addiction, psychological distress, and coping responses among adolescents and adults	Conteúdo
Internet banking acceptance in the united states and malaysia: a cross-cultural examination	Conteúdo
Internet cognitive failure affects learning progress as mediated by cognitive anxiety and flow while playing a chinese antonym synonym game with interacting verbal-analytical and motor-control	Conteúdo
Intersection collision avoidance in dedicated short-range communication using vehicle ad hoc network	Conteúdo
Investigating the antecedents and role of usage fatigue on online commerce usage decrease	Acesso
Investigating the effects of SOLO taxonomy with reflective practice on university students' meta-cognitive strategies, problem-solving, cognitive flexibility, spatial anxiety: an embedded mixed-method study on 3D game development	Acesso
Investigating the factors that affect the time of maximum rejection rate of e-waste using survival analysis	Conteúdo
Investigating the influences of social overload and task complexity on user engagement decrease	Conteúdo
Investigating the role of negative and positive emotional avoidance in the relation between generalized anxiety disorder and depression symptom severity	Conteúdo
Investigating the roles of hotel brand relationship norms in generating relationship satisfaction and commitment	Conteúdo
Investigation of the relationship between anxiety and heart rate variability in fibromyalgia: a new quantitative approach to evaluate anxiety level in fibromyalgia syndrome	Conteúdo
Is ignorance really bliss?: exploring the interrelationships among information avoidance, health literacy and health justice	Formato
Its ovr b/n u n me: technology use, attachment styles, and gender roles in relationship dissolution	Conteúdo
Keeping tabs: attachment anxiety and electronic intrusion in high school dating relationships	Conteúdo
Lab experiment to investigate tax compliance: the case of future taxpayers' behavior in russia and belarus	Conteúdo
Language learning on the world wide web: an investigation of efl learners' attitudes and perceptions	Conteúdo
Latent-level relations between dsm-5 ptsd symptom clusters and problematic smartphone use	Conteúdo
Leaders' and subordinates' attachment orientations, emotion regulation capabilities and affect at work: a multilevel analysis	Conteúdo
Learning dysfunctions in information systems development: overcoming the social defenses with transitional objects	Conteúdo
Learning endometriosis phenotypes from patient-generated data	Conteúdo
Learning how to write effectively for academic journals: a case study investigating the design and development of a genre-based writing tutorial system	Conteúdo
Lets not play: interpassivity as resistance in lets play videos	Acesso
Leveraging diversity with information technology - gender, attitude, and intervening influences in the use of group support systems	Acesso
Leveraging health social networking communities in translational research	Conteúdo
Limited cognitive ability and selective information processing	Conteúdo
Limsportal and bonsailims: development of a lab information management system for translational medicine	Conteúdo
Looking at both sides of relationship dynamics in virtual communities: a social exchange theoretical lens	Conteúdo
Loss of mglur5 in d1 receptor-expressing neurons improves stress coping	Conteúdo

LungNet: A hybrid deep-CNN model for lung cancer diagnosis using CT and wearable sensor-based medical IoT data	Conteúdo
Managing furloughs: how furlough policy and perceptions of fairness impact turnover intentions over time	Conteúdo
Meaning in life buffers the impact of experiential avoidance on anxiety	Conteúdo
Mechanical characterization of friction drilled internal threads in az91 profiles	Conteúdo
Mechanical clinching of ultra-high strength steel sheets and strength of joints	Conteúdo
Media multitasking predicts video-recorded lecture learning performance through mind wandering tendencies	Conteúdo
Media, information overload, and information science	Formato
Menopause in the brazilian workplace: a research agenda for scholars of management and organization studies	Conteúdo
Mental health knowledge and common misconceptions in a master of chiropractic final year cohort	Conteúdo
Mentors versus masters: women's and girls' narratives of (re)negotiation in web-based writing spaces	Conteúdo
Measuring Visual Fatigue and Cognitive Load via Eye Tracking while Learning with Virtual Reality Head-Mounted Displays: A Review	Acesso
Microstructure and mechanical performance of resistance spot-welded cold-rolled high strength austenitic stainless steel	Conteúdo
Mindfulness, self-compassion and psychological inflexibility mediate the effects of a mindfulness-based intervention in a sample of oncology nurses	Conteúdo
Minimising work overload in mixed-model assembly lines with different types of operators: a case study from the truck industry	Conteúdo
Minimum-time motions of manipulators with obstacles by successive searches for minimum-overload trajectories	Conteúdo
Mining based time-series sleeping pattern analysis for life big-data	Conteúdo
Mixing realities? An application of augmented reality for the treatment of cockroach phobia	Conteúdo
Mobile ad effectiveness: hyper-contextual targeting with crowdedness	Conteúdo
Mobile robot navigation with a self-paced brain-computer interface based on high-frequency ssvep	Conteúdo
Mobilizing learning: a thematic review of apps in k-12 and higher education	Conteúdo
Model-directed web transactions under constrained modalities	Conteúdo
Modeling and solving the mixed-model sequencing problem to improve productivity	Conteúdo
Modeling revenge and avoidance in the mobile service industry: moderation role of technology anxiety	Conteúdo
Modelling worker fatigue and recovery in dual-resource constrained systems	Conteúdo
Moderating effects of prevention-focus on the paths from two insecure attachment dimensions to depression	Conteúdo
Modified adaptive neuro fuzzy inference system based load balancing for virtual machine with security in cloud computing environment	Conteúdo
Mouse and keyboard cursor warping to accelerate and reduce the effort of routine hci input tasks	Conteúdo
Movements indicate threat response phases in children at risk for anxiety	Conteúdo
Multiuser constrained water-pouring for continuous-time overloaded gaussian multiple-access channels	Conteúdo
National culture and financial literacy: international evidence	Acesso
"Negative capability": managing the confusing uncertainties of change	Conteúdo
Network competence and information seeking on the internet - from definitions towards a social cognitive model	Conteúdo
Network psychometrics and cognitive network science open new ways for understanding math anxiety as a complex system	Conteúdo
Neuroprotection from excitotoxic injury by local administration of lipid emulsion into the brain of rats	Conteúdo
New evaluation method of local muscular load at workplaces in czech companies	Conteúdo
Ngo responses to financial evaluation: auditability, purification and performance	Conteúdo
Nightly Automobile Claims Prediction from Telematics-Derived Features: A Multilevel Approach	Conteúdo

Nobody is as blind as those who cannot bear to see: psychoanalytic perspectives on the management of emotions and moral blindness	Conteúdo
Non-contact measurement of motion sickness using pupillary rhythms from an infrared camera	Conteúdo
Numerical simulation and experimental studies on elastic-plastic fatigue crack growth	Conteúdo
Nursing professionals' mental well-being and workplace impairment during the covid-19 crisis: a network analysis	Conteúdo
Obstacle detection display for visually impaired: coding of direction, distance, and height on a vibrotactile waist band	Conteúdo
Occupational differences in computer-related anxiety - implications for the implementation of a computerized patient-management information-system	Acesso
Occupational health in mental health services: a qualitative study	Conteúdo
Occupational stress in professionals from a large university hospital in brazil	Conteúdo
Odi and information literacy: personal information management in a world of information overload	Formato
Older adults' decisions on smart home systems: Better put an age tag on it!	Conteúdo
Older adults, e-health literacy, and collaborative learning: an experimental study	Conteúdo
On the boundary conditions of avoidance memory reconsolidation: an attractor network perspective	Conteúdo
On the limitation of generalized welch-bound equality signals	Conteúdo
Onboard measurement and warning module for irregular vehicle behavior	Conteúdo
Once bitten, twice shy: how anxiety and political blame avoidance cause a downward spiral of trust and control in the aftermath of failed public projects	Conteúdo
Online condition monitoring of floating wind turbines drivetrain by means of digital twin	Conteúdo
Online detection of anomaly behaviors based on multidimensional trajectories	Conteúdo
Online learners interactions and social anxiety: the social anxiety scale for e-learning environments (sase)	Conteúdo
Online social networking and subjective well-being: mediating effects of envy and fatigue	Conteúdo
Operator functional state classification using least-square support vector machine based recursive feature elimination technique	Conteúdo
Optimal imaging of multi-channel eeg features based on a novel clustering technique for driver fatigue detection	Conteúdo
Optimal re-design of helical springs using fuzzy design and fem	Conteúdo
Oral supplementation of melatonin protects against fibromyalgia-related skeletal muscle alterations in reserpine-induced myalgia rats	Conteúdo
Organizational and methodological support of the process of formation of optimal pre-start state in martial artists	Acesso
Organizational attachment: conceptualization, measurement, and incremental prediction of work attitudes and outcomes	Acesso
Organizational change: insights from buddhism and acceptance and commitment therapy(act)	Acesso
Overload as a function of driving environment, drivers' experience and their internal state	Idioma
Overload prediction and avoidance for maintaining optimal working condition in a fog node	Conteúdo
Paradigm shifts in e-book-supported learning: Evidence from the Web of Science using a co-citation network analysis with an education focus (2010–2019)	Conteúdo
Parkinson's disease: cause factors, measurable indicators, and early diagnosis	Conteúdo
PASCLex: A comprehensive post-acute sequelae of COVID-19 (PASC) symptom lexicon derived from electronic health record clinical notes	Conteúdo
Path planning method for longitudinal micromarks on blisk root-fillet with belt grinding	Conteúdo
Patient and Caregiver Treatment Preferences in Type 2 and Non-ambulatory Type 3 Spinal Muscular Atrophy: A Discrete Choice Experiment Survey in Five European Countries	Conteúdo
Patient-centered item selection for a new preference-based generic health status instrument: cs-base	Conteúdo
Perceived information pollution: conceptualization, measurement, and nomological validity	Conteúdo
Perceptions of personal web usage in the workplace: a q-methodology approach	Conteúdo
Perceptions of psychological influence: a cognitive information processing approach for explaining moderated relationships	Acesso
Performance analysis of data packet discarding in atm networks	Conteúdo
Persian adaptation of avoidance and fusion questionnaire for youth (afq-y): a preliminary examination of its psychometric properties	Conteúdo

Personality correlates of verbal conflict resolution	Acesso
Personbased reward systems: a theory of organizational reward practices in reformcommunist organizations	Acesso
Physiological assessment during vr ptsd treatment of a motor vehicle accident patient	Conteúdo
Physiological characteristics and acute fatigue associated with position-specific speed endurance soccer drills: production vs maintenance training	Acesso
Pilots' mental workload prediction based on timeline analysis	Conteúdo
Please call my contact person: mobile devices for a rescue mission during an emergency	Conteúdo
Positive and negative behaviours resulting from brand attachment: the moderating effects of attachment styles	Conteúdo
Possession attachment: individual differences in the endowment effect	Conteúdo
Possible neuroprotective mechanisms of physical exercise in neurodegeneration	Conteúdo
Postpedagogy and web writing	Conteúdo
Practical strategies and the need for psychological support: recommendations from nurses working in hospitals during the COVID-19 pandemic	Acesso
Pre-deployment trait anxiety, anxiety sensitivity and experiential avoidance predict war-zone stress-evoked psychopathology	Conteúdo
Predicting the influence of overload and loading mode on fatigue crack growth: a numerical approach using irreversible cohesive elements	Conteúdo
Prediction of human behavior in human - robot interaction using psychological scales for anxiety and negative attitudes toward robots	Conteúdo
Prediction of mode-i overload-induced fatigue crack growth rates using neuro-fuzzy approach	Conteúdo
Predicting Patterns of Problematic Smartphone Use among University Students: A Latent Class Analysis	Conteúdo
Predictors of Financial Anxiety among Indian Population due to COVID-19: A Hierarchical Regression Analysis1	Acesso
Predictors of learning-performance in a computer-user training environment - a path-analytic study	Acesso
Preliminary model for computer based assessment acceptance in developing countries	Conteúdo
Preparing mills for winter keeps production, profits from freezing	Acesso
Presenting a model of predicting computer anxiety in terms of epistemological beliefs and achievement goals	Conteúdo
Pre-topsurgery, the body scanning machine would most likely error: transgender and gender nonconforming travel and tourism experiences	Conteúdo
Probing the relative psychometric validity of three measures of psychological inflexibility	Conteúdo
Problematic internet use and internet searches for medical information: the role of health anxiety	Conteúdo
Problematic Smartphone Use Influences the Relationship Between Experiential Avoidance and Anxiety	Acesso
Profession-centric measures and indicators for occupational stress: An empirical study with novice software developers in Mexico	Conteúdo
Profiling the multiple role planning attitudes of college women	Conteúdo
Promis (r) adult health profiles: efficient short-form measures of seven health domains	Conteúdo
Promoting users' smartphone avoidance intention: the role of health beliefs	Acesso
Promotion and prevention orientations in the choice to attend lectures or watch them online	Conteúdo
Promotion of emotional wellbeing in oncology inpatients using vr	Acesso
Protect your employees from extreme heat	Acesso
Providing sustainable qos in next-generation networks	Conteúdo
Psychodynamics of Investments: Study on 'Fear' and 'Love' Among Financially Literate Investors in India	Conteúdo
Psychological adjustment and coping among construction project managers	Conteúdo
Psychological attachment style prediction based on short biographies	Acesso
Psychological capital: the role of attachment (case study: tehran childrens hospital)	Conteúdo
Psychological inflexibility in terms of eating behaviors among individuals seeking treatment for comorbid affective vulnerabilities and weight-related behaviors	Conteúdo
Psychometaic properties and measurement equivalence of the english and chinese versions of the functional assessment of cancer therapy-cognitive in asian patients with breast cancer	Conteúdo

Psychophysical assessment of a driver's mental state in autonomous vehicles	Conteúdo
Psychophysiological monitorization in a special operation selection course	Conteúdo
Psychosocial correlates and outcomes of yoga or walking among older adults	Conteúdo
Public system usability analysis for the valuation of cognitive burden and interface standardization: a case study of cross-atm design	Acesso
Putting the "why" in "ehr": capturing and coding clinical cognition	Conteúdo
Qos and channel state aware load balancing in 3gpp lte multi-cell networks	Conteúdo
Quantitative EEG in sports: performance level estimation of professional female soccer players	Conteúdo
RADAMS: Resilient and adaptive alert and attention management strategy against Informational Denial-of-Service (IDoS) attacks	Conteúdo
Raising Consent Awareness With Gamification and Knowledge Graphs: An Automotive Use Case	Acesso
Rebuilding the workplace to promote young workers' mental health	Conteúdo
Reciprocity anxiety: individual differences in feeling discomfort in reciprocity situations	Conteúdo
Reconfigurable Self-Sensing Pneumatic Artificial Muscle with Locking Ability Based on Modular Multi-Chamber Soft Actuator	Conteúdo
Reflections on covid-19 and the ethical issues for healthcare providers	Conteúdo
Regular and problematic leisure-time internet use in the community: results from a german population-based survey	Conteúdo
Regulatory focus, money attitudes and financial literacy: evidence from portuguese young adults	Conteúdo
Relating mindfulness to financial well-being through materialism: evidence from india	Conteúdo
Relation of computer attitudes and computer attributions to enrollment in high school computer courses and self-perceived computer proficiency	Acesso
Relational models and engagement: an attachment theory perspective	Conteúdo
Relations between the Home Learning Environment and the Literacy and Mathematics Skills of Eight-Year-Old Canadian Children	Conteúdo
Relationship between benevolent leadership and the well-being among employees with disabilities	Conteúdo
Relationship of business students' information-seeking anxiety with socio-academic variables in the digital environment	Acesso
Reliability analysis and customized preventive maintenance policies for stents with stochastic dependent competing risk processes	Conteúdo
Reliability of fine pitch plastic quad flat pack leads and solder joints under bending, twisting, and thermal conditions	Conteúdo
Reshaping computer literacy teaching in higher education: identification of critical success factors	Conteúdo
Retaining customers by utilizing technology-facilitated chat: mitigating website anxiety and task complexity	Conteúdo
Scaffolding feedback between cowriters with different levels of english-language proficiency	Conteúdo
Screen overload: pleasant multitasking with screen devices leads to the choice of healthful over less healthful snacks when compared with unpleasant multitasking	Conteúdo
Securely attached, strongly committed? On the influence of attachment orientations on organizational commitment	Conteúdo
Semi-supervised learning algorithm for identifying high-priority drug-drug interactions through adverse event reports	Conteúdo
Sense of coherence, coping strategies, and test anxiety as predictors of test performance among college students	Conteúdo
Sequential loss of self-control: exploring the antecedents and consequences of student credit card debt	Acesso
Sexting among married couples: who is doing it, and are they more satisfied?	Conteúdo
Sexting to sex: Testing an attachment based model of connections between texting behavior and sex among heterosexually active women	Conteúdo
Short mindfulness meditation training: does it really reduce perceived stress?	Conteúdo
Simulation of near-tip crack behaviour and its correlation to fatigue crack growth with a modified strip-yield model	Acesso
Sleep habits, daytime sleepiness and working conditions in short-distance bus drivers	Conteúdo
Social anxiety and social skills via problematic smartphone use for predicting somatic symptoms and academic performance at primary school	Conteúdo

Social break up: why consumers hide and unlike brands on facebook	Acesso
Social contagion of mental health: evidence from college roommates	Conteúdo
Social Fear Affects Limbic System Neuronal Activity and Gene Expression	Conteúdo
Social Media Performance: From the Perspective of Social Media Apathetic Behavior	Acesso
Social network fatigue: revisiting the antecedents and consequences	Acesso
Social networking for language learning participation in relation to task value and l2 writing anxiety	Conteúdo
Sociocultural barriers to information and integration of women refugees	Acesso
"Sound and safe": the effect of ambient sound on the perceived safety of public spaces	Conteúdo
Spatial and temporal online charging/discharging coordination for mobile pevs	Conteúdo
Spatio-temporal coordinated v2v energy swapping strategy for mobile pevs	Conteúdo
Specific smartphone uses and how they relate to anxiety and depression in university students: a cross-cultural perspective	Conteúdo
Speech avoidance among children with oral-communication defects	Acesso
Spread-spectrum cdma packet radio mac protocol using channel overload detection and blocking	Conteúdo
Stochastic prognostics for rolling element bearings	Conteúdo
Stress among gold collar employees in chennai city	Conteúdo
Stress and neurocognitive efficiency in managerial contexts: a study on technology-mediated mindfulness practice	Conteúdo
Stress dynamics of information systems managers: a contingency model	Acesso
Stress episode in aviation: the case of china	Conteúdo
Stress, strain, and their moderators: an empirical comparison of entrepreneurs and managers	Acesso
Structural design of stamping die of advanced high-strength steel part for automobile based on topology optimization with variable density method	Conteúdo
Structure of computer anxiety: a six-factor model	Conteúdo
Students' experiences of anxiety in an assessed, online, collaborative project	Conteúdo
Students with severe anxiety during covid-19 lockdown exploring the impact and its management	Conteúdo
Study of the behavior of hubnet	Acesso
Supporting tcp connections in wormhole routing and atm networks	Conteúdo
Suppressing spiritual struggles: the role of experiential avoidance in mental health	Conteúdo
Sustainability of a Motor Control Exercise Intervention: Analysis of Long-Term Effects in a Low Back Pain Study	Conteúdo
Symptoms of social anxiety and depression: acceptance of socially anxious thoughts and feelings as a moderator	Conteúdo
Tackling workplace bullying: a scholarship of engagement study of workplace wellness as a system	Conteúdo
Taking the stress out of stressful conversations.	Formato
Taming the elephants: new tcp slow start	Conteúdo
Task-related eeg and hrv entropy factors under different real-world fatigue scenarios	Conteúdo
Tax morale: Framing and fairness	Conteúdo
Teaching programming: a spiral approach to syntax and semantics	Conteúdo
Technicolor racism or caricature assassination? Satirizing white anxiety about the obama presidency	Conteúdo
Technology-driven 5g enabled e-healthcare system during covid-19 pandemic	Conteúdo
Technophobia: gender differences in the adoption of high-technology consumer products	Conteúdo
Technostress inhibitors and creators and their impacts on university teachers work performance in higher education	Conteúdo
Tensile overload-induced plastic deformation and fatigue behavior in weld-repaired high-strength low-alloy steel	Conteúdo
Testing the Compatibility of Attachment Anxiety and Avoidance with Cultural Self-Construals	Acesso
The acceptance and action questionnaire-ii (aaq-ii) as a measure of experiential avoidance: concerns over discriminant validity	Conteúdo
The alleviation effect of knowledge integration on anxiety in parental vaccine decision-making supported by online communities	Conteúdo

The Anxious Unwary, Prudent Risk-Averse, and Consciously Confident–Financial Goals, Competencies and Strategies of Young People Studying in Higher Education	Acesso
The Association between Metacognitions and Worry: The Mediator Role of Experiential Avoidance Strategies	Conteúdo
The Association between Symmetrical or Asymmetrical High-Arched Feet and Muscle Fatigue in Young Women	Conteúdo
The big-fish-little-pond-effect revisited: do different types of assessments matter?	Conteúdo
The causes, impacts and countermeasures of covid-19 infodemic: a systematic review using narrative synthesis	Conteúdo
The complex information needs of disadvantaged young first-time mothers: insights into multiplicity of needs	Conteúdo
The Complexity of Remote Learning: A Neuroergonomical Discussion	Conteúdo
The computer-email-web (cew) fluency scale - development and validation	Conteúdo
The contribution of pupil, classroom and school level characteristics to primary school pupils' ict competences: a performance-based approach	Conteúdo
The conversations we seek to avoid	Conteúdo
The design and testing of subscale smart aircraft wing bolts	Conteúdo
The development of virtual reality therapy (vrt) system for the treatment of acrophobia and therapeutic case	Conteúdo
The difference between fuzzy trace theory and heuristic theory in risk taking in the context of financial investment	Conteúdo
The "diseased" activist's body as the site of trauma: Anti-racist struggles and the postrace academy	Conteúdo
The double meaning of online social space: three-way interactions among social anxiety, online social behavior, and offline social behavior	Conteúdo
The double-edged sword of coaching: relationships between managers' coaching and their feelings of personal accomplishment and role overload	Conteúdo
The effect of acute pain on risky and intertemporal choice	Conteúdo
The effect of attachment insecurity in the development of eating disturbances across gender: the role of body dissatisfaction	Conteúdo
The effect of basic programming language instruction on high school students problem solving ability and computer anxiety	Acesso
The effect of client attachment style and counselor functioning on career exploration	Conteúdo
The effect of early life stress on emotional behaviors in gpr37ko mice	Conteúdo
The effect of individual differences on computer attitudes: an empirical study	Acesso
The effect of individual perceived dissimilarity on social media fatigue: the mediating role of social anxiety	Acesso
The effect of personality traits on online privacy concern	Conteúdo
The effect of retail assortment size on perceptions, choice, and sales: Review and research directions	Conteúdo
The effect of single and multiple overloads on the fatigue crack growth of high strength titanium aluminides	Conteúdo
The effect of virtual reality exercises on pain, functionality, cardiopulmonary capacity, and quality of life in fibromyalgia syndrome: a randomized controlled study	Conteúdo
The effective utilization of yield strength	Conteúdo
The effectiveness of the mitchell method relaxation technique for the treatment of fibromyalgia symptoms: a three-arm randomized controlled trial	Conteúdo
The effects of an arcs based e-book on student's achievement, motivation and anxiety	Conteúdo
The effects of attachment heterogeneity and team cohesion on team functioning	Conteúdo
The effects of computer anxiety and self-efficacy on l2 learners' self-perceived digital competence and satisfaction in higher education	Conteúdo
The effects of flooding and physical suppression as extinction techniques on an anxiety motivated avoidance locomotor response	Acesso
The effects of objective work-load variations of psychological strain and post-work-load performance	Acesso

The effects of the number of alternative products and the way they are presented on the consumers' subjective statuses in online travel sites	Conteúdo
The elements of a clear decision	Conteúdo
"The emotions were like a roller-coaster": a qualitative analysis of e-diary data on healthcare worker resilience and adaptation during the COVID-19 outbreak in Singapore	Conteúdo
The end of the corporate environmental report? Or the advent of cybernetic sustainability reporting and communication	Conteúdo
The establishment and analysis of the risk event assessment system in urban traffic environment	Conteúdo
The everyday life information seeking behaviours of first-time mothers	Conteúdo
The factor structure of cybersickness	Conteúdo
The fear of big brother: The potential negative side-effects of proctored exams	Conteúdo
The Food Waste Lab: Improving food waste reduction behavior through education	Conteúdo
The highs and lows of smart drugs	Formato
The impact of collaborative learning approaches on assessment outcomes in an accounting theory class	Conteúdo
The impact of customer sacrifice and attachment styles on perceived hospitality	Conteúdo
The impact of financial literacy on negotiation behavior	Conteúdo
The impact of a flipped EFL course on primary school learners' use of technology for language learning	Acesso
The impact of immersive virtual reality on efl learners listening comprehension	Conteúdo
The impact of job demands and behavioral control on experienced job stress	Acesso
The impact of other customer perception on consumer-brand relationships	Conteúdo
The impact of self-efficacy on stressor-strain relations: coping style as an explanatory mechanism	Conteúdo
The impact of telehealth technology on user perception of wellbeing and social functioning, and the implications for service providers	Conteúdo
The impact of verbal interaction on driver lateral control: an experimental assessment	Conteúdo
The impacts of information factors and health beliefs on attitudes towards social distancing behaviour during COVID-19	Acesso
The improvement of the design standard of overloaded highway	Conteúdo
The influence of computer literacy and computer anxiety on computer self-efficacy: the moderating effect of gender	Conteúdo
The Influence of E-Scaffolding Sources in a Mobile Learning Environment on Students' Design Skills and the Technology Fatigue Associated with a 3D Virtual Environment	Conteúdo
The influence of individual, contextual, and social factors on perceived behavioral control of information technology: a field theory approach	Conteúdo
The influence of reviewer and consumer congruence in online word-of-mouth transactions	Acesso
The interactive effect of cognitive fusion and experiential avoidance on anxiety, depression, stress and posttraumatic stress symptoms	Conteúdo
The kept-on workforce	Conteúdo
The lubrication regime at pin-pulley interface in chain cvts	Conteúdo
The marketing of love: how attachment styles affect romantic consumption journeys	Conteúdo
The moderating effect of attachment styles (anxiety and avoidance) on consumer intention	Conteúdo
The Moderating Effect of Attachment Styles on the Relationship Between Celebrity Credibility and Brand Attachment	Conteúdo
The moderating effect of technology overload on the ability of online learning to meet students' basic psychological needs	Acesso
The need for green companies in nigeria: a study of electronic invoicing	Conteúdo
The needle and the damage done: of haystacks and anxious panopticons	Conteúdo
The neuroprotective properties of hericium erinaceus in glutamate-damaged differentiated pc12 cells and an alzheimers disease mouse model	Conteúdo
The orientation-matching hypothesis: an emotion-specificity approach to affect regulation	Conteúdo
The problems of effecting change within the british civil service: a cultural perspective	Acesso
The psychological aspects of corporate foresight	Conteúdo
The psychological consequences of the covid-19 on residents and staff in nursing homes	Conteúdo

The reciprocal relations between experiential avoidance and social anxiety among early adolescents: a prospective cohort study	Conteúdo
The reflective risk assessment model of professional quality of life in chinese nurses	Conteúdo
The relationship between national culture and safety culture: implications for international safety culture assessments	Conteúdo
The relationship between perceived probability of personal harm and distressful reactions during the gulf war	Conteúdo
The relationship between relationship investment, relationship quality, and attachment styles	Conteúdo
The right to listen: a not so simple matter of audiobooks	Conteúdo
The role of adult attachment in international students acculturation process	Conteúdo
The role of attachment insecurity and big five traits on sensory processing sensitivity	Conteúdo
The role of attachment style in building social capital from a social networking site: the interplay of anxiety and avoidance	Conteúdo
The Role of Computer Self-Efficacy in High School Students' E-Learning Anxiety: A Mixed-Methods Study	Conteúdo
The role of cultural values in consumers' evaluation of online review helpfulness: a big data approach	Conteúdo
The role of experiential avoidance in the relation between anxiety disorder diagnoses and future physical health symptoms in a community sample of young adult women	Conteúdo
The role of fracture mechanics in design technology	Conteúdo
The role of ICT self-efficacy for students' ICT use and their achievement in a computer and information literacy test	Conteúdo
The role of leader support in facilitating proactive work behavior: a perspective from attachment theory	Conteúdo
The role of libraries in the fake news era: a survey of information scientists and library science students in Greece	Acesso
The role of national culture in financial literacy: cross-country evidence	Conteúdo
The role of negative network externalities in SNS fatigue: an empirical study based on impression management concern, privacy concern, and social overload	Conteúdo
The role of numeracy and information load in the tourist decision-making process	Conteúdo
The role of overloading on the reduction of residual stress by cyclic loading in cold-drawn prestressing steelwires	Conteúdo
The role of positive and negative contact of migrants with native people in affecting their future interactions. Evidence from Italy and Turkey	Conteúdo
The role of psychological, skill level and demographic variables in information-seeking behaviours in mental health professionals	Conteúdo
The Role of Religiosity to Address the Mental Health Crisis of Students: A Study on Three Parameters (Anxiety, Depression, and Stress)	Conteúdo
The role of responsibility and threat appraisals in contamination fear and obsessive-compulsive tendencies at the implicit level	Conteúdo
The role of self-motion in acrophobia treatment	Conteúdo
The role of stress and negative emotions in an occupational crisis	Conteúdo
The role of thought suppression and psychological inflexibility in older family caregivers psychological symptoms and quality of life	Conteúdo
The skills, competences, and attitude toward information and communications technology recommender system: an online support program for teachers with personalized recommendations	Conteúdo
The social and discursive construction of computing skills	Conteúdo
The social cost of a racially targeted police encounter	Conteúdo
The stigma of being a refugee: a mixed-method study of refugees' experiences of vocational stress	Conteúdo
The stimulators of social media fatigue among students: role of moral disengagement	Conteúdo
The treatment of claustrophobia with virtual reality: changes in other phobic behaviors not specifically treated	Conteúdo
Theoretical examination of the effects of anxiety and electronic performance monitoring on behavioural biometric security systems	Acesso

Too close for comfort: attachment insecurity and electronic intrusion in college students' dating relationships	Conteúdo
Too much Facebook? An exploratory examination of social media fatigue	Conteúdo
Toward Linguistic Recognition of Generalized Anxiety Disorder	Conteúdo
Toward Proactive Support for Older Adults	Conteúdo
Towards an Understanding of FinTech Users' Adoption: Intention and e-Loyalty Post-COVID-19 from a Developing Country Perspective	Conteúdo
Traditional Chinese medicine mediated tumor suppression via regulating psychological factors	Conteúdo
Traffic asymmetry balancing in ofdma-tdd cellular networks	Acesso
Trait goal orientation, self-regulation, and performance: a meta-analysis	Conteúdo
Travel-at-home: Paradoxical effects of a pandemic threat on domestic tourism	Conteúdo
Trending tech services: library and it curriculum integration part i. The case for a designed curriculum	Conteúdo
Triggers and motivators of privacy protection behavior on facebook	Conteúdo
Turkish tourism and hospitality students social anxiety and avoidance	Acesso
Ubiquitous connectivity and students wellbeing: a situational analysis in a uk university	Conteúdo
Ultimatum game behavior in light of attachment theory	Conteúdo
Uncertainty, anxiety, and avoidance in communication with strangers	Conteúdo
Undergraduates' personal academic information management and the consideration of time and task-urgency	Conteúdo
Understanding financial knowledge, financial attitude, and financial behavior of college students in indonesia	Acesso
Understanding sources of financial well-being in romania: a prerequisite for transformative financial services	Conteúdo
Understanding the psychological process of avoidance-based self-regulation on facebook	Conteúdo
Unfulfilled prophecies in sport performance: active inference and the choking effect	Acesso
University students' emotion during online search task: a multiple achievement goal perspective	Conteúdo
Unlocking us: analyzing the us election and its aftermath	Conteúdo
Unobtrusive inference of affective states in virtual rehabilitation from upper limb motions: a feasibility study	Conteúdo
Unpacking the impact of attachment to project teams on boundary-spanning behaviors	Conteúdo
Unsupervised ensemble ranking of terms in electronic health record notes based on their importance to patients	Conteúdo
Upgrading the efficiency of airspace flight simulators for emergency-response training of space crewmembers	Acesso
Us valuation of health outcomes measured using the promis-29	Conteúdo
Use of virtual reality technologies as an action-cue exposure therapy for truck drivers suffering from post-traumatic stress disorder	Conteúdo
User churn behavior model of rural public digital cultural services: an empirical study in China	Conteúdo
Users' attitude and strategies in information management with multiple computers	Conteúdo
Using 360-video virtual reality to influence caregiver emotions and behaviors for childhood literacy	Acesso
Using information technology: engagement modes, flow experience, and personality orientations	Conteúdo
Using instant refunds to improve online return experiences	Conteúdo
Using interactive software to teach foundational mathematical skills	Conteúdo
Using linear equating to map promis (r) global health items and the promis-29 v2.0 profile measure to the health utilities index mark 3	Acesso
Using mathematical programming to solve large ranking problems	Acesso
Using the bedside wellness system during chemotherapy decreases fatigue and emesis in cancer patients	Conteúdo
Using the case method to introduce information skill development in the MBA curriculum	Conteúdo
Using virtual reality to assess associations between paranoid ideation and components of social performance: a pilot validation study	Conteúdo
Value added or overload? A study of the countervailing effects of non-core features on mobile banking apps	Conteúdo

Values intervention as an establishing operation for approach in the presence of aversive stimuli	Conteúdo
Viability Study of Machine Learning-Based Prediction of COVID-19 Pandemic Impact in Obsessive-Compulsive Disorder Patients	Conteúdo
Video games and close relations: attachment and empathy as predictors of children's and adolescents' video game social play and socio-emotional functioning	Conteúdo
Virtual environments for treating the fear of heights	Conteúdo
Virtual environments using video capture for social phobia with psychosis	Conteúdo
Virtual reality and acrophobia: one-year follow-up and case study	Conteúdo
Virtual reality treatment in acrophobia: a comparison with exposure in vivo	Conteúdo
Virtual reality, augmented reality, and in vivo exposure therapy: a preliminary comparison of treatment efficacy in small animal phobia	Conteúdo
Virtual restorative environments: preliminary studies in scene, sound and smell	Acesso
Virtual social interactions in social anxiety - the impact of sex, gaze, and interpersonal distance	Conteúdo
Virtually better virtual reality system	Conteúdo
Visions of the information future	Conteúdo
Visual attention during virtual social situations depends on social anxiety	Conteúdo
Visual search patterns, information selection strategies, and information anxiety for online information problem solving	Conteúdo
Watch what i do, not what i say i do: computer-based avatars to assess behavioral inhibition, a vulnerability factor for anxiety disorders	Conteúdo
'We're not run on numbers, we're people, we're emotional people': exploring the experiences and lived consequences of emerging technologies, organizational surveillance and control among elite professionals	Conteúdo
Web equity, internet anxiety and consumer's coping behavior	Acesso
What affects willingness to mentor in the future? An investigation of attachment styles and mentoring experiences	Conteúdo
What determines financial literacy in japan?	Conteúdo
What drives unverified information sharing and cyberchondria during the Covid-19 pandemic?	Conteúdo
What's the weather like? The effect of team learning climate, empowerment climate, and gender on individuals' technology exploration and use	Conteúdo
When brand personality matters: the moderating role of attachment styles	Acesso
Why attachment security matters: how customers' attachment styles influence their relationships with service firms and service employees	Conteúdo
Why brands should fear fearful consumers: how attachment style predicts retaliation	Conteúdo
Wi-psg: detecting rhythmic movement disorder using cots wifi	Conteúdo
Wireless fair intelligent congestion control - a qos performance evaluation	Conteúdo
Wireless sensor network based accident avoidance architecture for the fleet of long route vehicles	Conteúdo
Work culture in super specialty hospitals: an appraisal by women employees in bhubaneswar	Conteúdo
Work productivity in relapsing multiple sclerosis: associations with disability, depression, fatigue, anxiety, cognition, and health-related quality of life	Conteúdo
Work stress among chinese nurses to support wuhan in fighting against covid-19 epidemic	Conteúdo
Working in prehospital emergency contexts: stress, coping and support from the perspective of ambulance personnel	Conteúdo
Workplace bullying, burnout and resilience amongst perioperative nurses in Australia: A descriptive correlational study	Conteúdo
Work-role stress and attitudes toward co-workers	Acesso
Wristeye: wrist-wearable devices and a system for supporting elderly computer learners	Conteúdo
Writing research writing: the semantic web and the future of the research project	Conteúdo
Young adults' use of communication technology within their romantic relationships and associations with attachment style	Conteúdo
Zebrafish mutants carrying leptin a (lepa) gene deficiency display obesity, anxiety, less aggression and fear, and circadian rhythm and color preference dysregulation	Conteúdo
Zoom Fatigue, Psychological Distress, Life Satisfaction, and Academic Well-Being	Acesso

APÊNDICE B – EXEMPLOS DOS CRITÉRIOS DE EXCLUSÃO DE ARTIGOS NA REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA (ARTIGO 1 DA TESE)

Exclusão pelo Critério de Acesso

Taylor & Francis Online

Access provided by Federal University of Maranhão

Home > All Journals > Behaviour & Information Technology > List of Issues > Latest Articles > Effects of social networking site overlo ...

Behaviour & Information Technology > Latest Articles

Submit an article Journal homepage

411 Views

0 CrossRef citations to date

0 Altmetric

Research Article

Effects of social networking site overloads on discontinuous intentions of users: a moderated mediation analysis

Sara Qaisar, Jianxun Chu, Zakir Shah & Zameer Hassan

Received 20 Jun 2019, Accepted 28 Oct 2021, Published online: 30 Nov 2021

Download citation <https://doi.org/10.1080/0144929X.2021.2002411> Check for updates

Full Article Figures & data References Citations Metrics Reprints & Permissions **Get access**

ABSTRACT

Pervasive social networking sites (SNSs) access has forced people to pay continuous attention to the overwhelming volume of information which ultimately increases their usage. The extensive use of SNSs has contributed to the overuse of technology and that can lead to overload which may produce negative behavioural consequences. This study used cognitive load theory as foundation of the model to examine the effect of overloads and discontinuous intentions incorporating SNS addiction, social media self-efficacy and SNS fatigue. To test the proposed model and hypothesis, a total of 371 Chinese university students participated in the study. Findings reveal that information and communication overload exert a direct impact on SNS addiction, and the relationship between SNS addiction and discontinuous intentions amongst users is negatively significant. The moderated mediation analysis result indicates that social media self-efficacy moderates the mediating effect of SNS addiction between overloads (information and communication) and discontinuous intentions. Moreover, the relationship between SNS addiction and discontinuous intentions is partially mediated by SNS fatigue. Implications emphasise that SNS providers should effectively prevent the negative behavioural response of SNS users by providing training on the effective use of SNSs.

KEYWORDS: Discontinuous intention, information overload, communication overload, social networking sites

Related research

People also read Recommended articles Cited by

The influences of information overload and social overload on intention to switch in social media >

Xin Zhang et al. Behaviour & Information Technology Published online: 31 Jul 2020

How Does Perceived Overload in Mobile Social Media Influence Users' Passive Usage Intentions? Considering the Mediating Roles of Privacy Concerns and Social Me... >

Jingyu Li et al. International Journal of Human-Computer Interaction Published online: 10 Nov 2021

Overload and exhaustion: Classifying SNS discontinuance intentions >

should effectively prevent the negative behavioural response of SNS users by providing training on the effective use of SNSs.

KEYWORDS: Discontinuous intention information overload communication overload social networking sites social media self-efficacy SNS fatigue

◀ Previous article View latest articles Next article ▶

Log in via your institution

Access through UFRGS - Universidade Federal do Rio Grande do Sul is not supported.

► Please choose one of the other institutional login options

Log in to Taylor & Francis Online

► Log in

Restore content access

► Restore content access for purchases made as guest

Purchase options * Save for later

PDF download + Online access

- 48 hours access to article PDF & online version
- Article PDF can be downloaded
- Article PDF can be printed

USD 55.00 Add to cart

Issue Purchase

- 30 days online access to complete issue
- Article PDFs can be downloaded
- Article PDFs can be printed

USD 289.00 Add to cart

Purchase access via tokens

- Choose from packages of 10, 20, and 30 tokens
- Can use on articles across multiple libraries & subject collections
- Article PDFs can be downloaded & printed

From USD 450.00 per package Learn more

* Local tax will be added as applicable

Related research ⓘ

People also read Recommended articles Cited by

The influences of information overload and social overload on intention to switch in social media >

Xin Zhang et al.
Behaviour & Information Technology
Published online: 31 Jul 2020

How Does Perceived Overload in Mobile Social Media Influence Users' Passive Usage Intentions? Considering the Mediating Roles of Privacy Concerns and Social Me... >

Jingyu Li et al.
International Journal of Human-Computer Interaction
Published online: 10 Nov 2021

Overload and exhaustion: Classifying SNS discontinuance intentions >

Muhammad Asim Nawaz et al.
Cogent Psychology
Published online: 3 Oct 2018

View more

Full Text Access for Subscribers:

 **Individual Subscribers**
Log in for access

 **Institutional Users**
Access through Ovid®

Not a Subscriber?

Buy | [Subscribe](#)

[Request Permissions](#) →

FEATURE ARTICLE

- ” Cite
- < Share
- ★ Favorites

A Review of Dashboards for Data Analytics in Nursing

WILBANKS, BRYAN A. DNP, CRNA; LANGFORD, PATSY A. MNA, CRNA

[Author Information](#)

CIN: Computers, Informatics, Nursing: November 2014 - Volume 32 - Issue 11 - p 545-549
doi: 10.1097/CIN.0000000000000106

BUY

 Metrics

Welcome Ovid Subscriber!

You have successfully connected to your institution's subscription, however this article is not included. Log out of your institutional access to view more options.

[Log out for more options](#)

FEATURE ARTICLE

- ” Cite
- < Share
- ★ Favorites
- ⊕ Permissions

A Review of Dashboards for Data Analytics in Nursing

WILBANKS, BRYAN A. DNP, CRNA; LANGFORD, PATSY A. MNA, CRNA

[Author Information](#)

CIN: Computers, Informatics, Nursing: November 2014 - Volume 32 - Issue 11 - p 545-549
doi: 10.1097/CIN.0000000000000106

BUY

 Metrics

Abstract

Dashboards are data-driven clinical decision support tools used to analyze data from multiple databases using easy-to-read, color-coded graphical displays, much like the dashboards of automobiles. Dashboards can be used to promote data-driven decision making and improve adherence to evidence-based practice guidelines. The purpose



Choice Overload and Online Approach Behavior

Tsun-Yin (Tracie) Tung (California State University, Northridge, USA), Leslie Davis Burns (Responsible Global Fashion LLC, USA) and Harold F. Koenig (Oregon State University, Corvallis, USA)

Source Title: International Journal of E-Business Research (IJEER) 15(4)

Copyright: © 2019 | Pages: 17

DOI: 10.4018/IJEER.2019100104

OnDemand PDF Download: **\$33.75**
List Price: \$37.50
Available
[Current Special Offers](#) ▾

Buy Instant PDF Access

Qty: 1 ▾ **\$33.75**

List Price: ~~\$37.50~~
You Save: \$3.75

10% Discount on all OnDemand titles purchased through IGI Global's Online Bookstore.

[Add to Cart](#)

Available. Instant access upon order completion.

Share

[Recommend to Librarian](#)

[Recommend to Colleague](#)

Abstract

This study examines how the number of choices offered on a website influences consumers' internal states (affective and cognitive responses) and their approach/avoidance behavior during online apparel shopping. Focus-group and questionnaire data collection methods with a 3 (number of choices) by 3 (presentation formats) factorial experimental design were employed. The theoretical frameworks, "choice overload" and "online store atmospherics and shopper response," were applied. A total of 382 usable responses were collected. Although the interaction proposed in the study was not statistically significant, the findings of the study show that the effect of choice overload may not only influence the in-task generated responses but also have a deeper and long-lasting impact on the online consumer behavior. The respondents react to the large choice set on the basis of feelings and emotions (affective responses), and these responses ultimately lead to a subsequent attitude and approach behavior.

Home / Journals / Online Information Review
/ Empirical investigation of the impact of overload on the discontinuous usage intentions of short video users: a stressor-strain-outcome perspective

To read the full version of this content please select one of the options below:



Empirical investigation of the impact of overload on the discontinuous usage intentions of short video users: a stressor-strain-outcome perspective

Dingyu Ye, Dongmin Cho, Jianyu Chen, Zhengzhi Jia 

Online Information Review

ISSN: 1468-4527

Article publication date: 22 September 2022 

DOWNLOADS ALTMETRICS



[OpenURL](#) 

Home / Journals / Online Information Review
/ Empirical investigation of the impact of overload on the discontinuous usage intentions of short video users: a stressor-strain-outcome perspective

To read the full version of this content please select one of the options below:

Access and purchase options 

Purchase options

Click here to purchase this content: \$37.00 (excl. tax)
You have 30 days to view and download after purchase

[Add to cart](#) 

Other access

You may be able to access this content by logging in via your Emerald profile.

[Login](#) 

Your institution may have access to this content through their discovery service, please click the OpenURL button.

[OpenURL](#) 

If you think you should have access to this content, click to contact our support team.

[Contact us](#) 

overload on the discontinuous usage
or-strain-outcome perspective



Related articles

Title: Empirical investigation of the impact of overload on the discontinuous usage intentions of short video users: a stressor-strain-outcome perspective
Source: Online information review [1468-4527] v.:ahead-of-print n.:ahead-of-print

Reference only

WARNING: The full text of this document is not available via the .Periódicos Portal. [Go](#)

information about references

Download the Registry at [EndNote \(ISI Direct Export Tool\)](#) [Go](#)

Note: In EndNoteWeb: Collect > Import > filter: RefMan RIS
To use this option, use [EndNote Web](#).
Registration is free for users of participating institutions.

Information about the cited journal

To see [Go](#)

Note: 2021 Impact Factor: 2,901

Get journal cited in [Qualis](#)

Note: 2013-2016 Quadrennial:
A1: COMMUNICATION AND INFORMATION

Get journal cited in [SCImago Journal and Country Rank - SJR](#)

Authentication: H Index (Scopus) 2018: 50



PERSONNEL PSYCHOLOGY



THE STUDY OF PEOPLE AT WORK



Volume 34, Issue 3
September 1981
Pages 453-477

PERCEPTIONS OF PSYCHOLOGICAL INFLUENCE: A COGNITIVE INFORMATION PROCESSING APPROACH FOR EXPLAINING MODERATED RELATIONSHIPS

LAWRENCE R. JAMES, JOHN J. HATER, ALVIN JONES

First published: September 1981 | <https://doi.org/10.1111/j.1744-6570.1981.tb00489.x> | Citations: 13

Support for this project was provided under Office of Naval Research Contract N00014-77-C-123, Office of Naval Research Project NR170-840. Opinions expressed are those of the authors and are not to be construed as necessarily reflecting the official view or endorsement of the Department of the Navy. The authors wish to thank Allan P. Jones and S. B. Sells for their helpful suggestions and advice.

PDF TOOLS SHARE

Related

Information

Recommended

[CORRELATES OF PSYCHOLOGICAL INFLUENCE: AN ILLUSTRATION OF THE PSYCHOLOGICAL CLIMATE APPROACH TO WORK ENVIRONMENT PERCEPTIONS](#)

LAWRENCE R. JAMES, MICHAEL J. GENT, JOHN J. HATER, KEVIN E. CORAY

Personnel Psychology

[Do Basic Psychological Needs Moderate Relationships Within the Theory of Planned Behavior?](#)

Jemma Harris, Martin S. Hagger

Journal of Applied Biobehavioral Research

[Organisational support and turnover intentions: A moderated mediation approach](#)

Saeed Pahlevan Sharif, Ester Ellen Trees Bolt, Ashraf Sadat Ahadzadeh, Jason James Turner, Hamid Sharif Nia

Nursing Open

i Get access to the full version of this article. View access options below.

Institutional Login

Office of Naval Research does not provide access to this content.



Log in with a different institution

Log in to Wiley Online Library

If you have previously obtained access with your personal account, please log in.

Log in

Purchase Instant Access

48-Hour online access | **\$10.00**

Details

Online-only access | \$18.00

Details

PDF download and online access | \$42.00

Details

Check out

Problematic Smartphone Use Influences the Relationship Between Experiential Avoidance and Anxiety

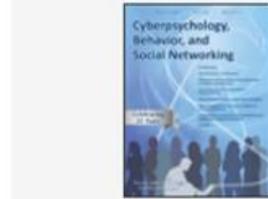
Julia Y. Gorday and Joseph R. Bardeen

Published Online: 12 Jan 2022 | <https://doi.org/10.1089/cyber.2021.0062>

Permissions & Citations Share

Abstract

Experiential avoidance (EA), an unwillingness to stay in contact with unwanted inner experiences (e.g., emotions, thoughts, and bodily sensations), has been implicated in the development and maintenance of anxiety. Individuals with high levels of EA are more likely to employ maladaptive coping strategies (i.e., avoidance behaviors), which exacerbates emotional distress and anxious arousal. As smartphone ownership has become increasingly common in recent years, problematic smartphone use (PSU) has been suggested to serve as a "safety behavior" in situations in which individuals believe that they might experience emotional discomfort. That is, individuals experiencing emotional distress and/or anxious arousal may overengage in the use of technology to relieve emotional distress. As such, the purpose of this study was to examine PSU as a moderator of the relationship between EA and anxiety. Adult participants ($N = 294$) recruited through Amazon's Mechanical Turk (MTurk), an online labor market, completed an online battery of self-reported measures. Results indicated that the relationship between EA and anxiety became significantly stronger as PSU increased, thereby suggesting that PSU may exacerbate the effect of EA on anxiety. These findings are a first step toward the development of risk profiles that incorporate EA and PSU. Such risk profiles may be beneficial for early identification and intervention for individuals at high risk for the development of anxiety.



VOLUME 25, ISSUE 1
JAN 2022

Information

Copyright 2022, Mary Ann Liebert, Inc., publishers

Keywords

problematic smartphone use
experiential avoidance anxiety
smartphone addiction safety behavior

Access content

To read the fulltext, please use one of the options below to sign in or purchase access.

Personal login
Institutional Login
OpenAthens
Register for access

Purchase

Save for later

Article Pay Per View Purchase: 24 hours to view or download: CYBER

\$59.00

Restore content access

This functionality works only for purchases made as a guest

Exclusão pelo Critério de Conteúdo

Library and Information Science Research 43 (2021) 101102

Contents lists available at ScienceDirect

Library and Information Science Research

journal homepage: www.elsevier.com/locate/lisres

Diaries of lifelong learners: Information seeking behaviors of older adults in peer-learning study groups at an academic institution

April Lynn Colosimo^a, Giovanna Badia

McGill University, McLennan-Redpath Library Complex 9459 McTavish Street, Montreal, Quebec H3A 0G9, Canada

ARTICLE INFO

Keywords:
Lifelong learning
Older adults
Academic libraries
Diary study
Information seeking behaviors
Information retrieval

ABSTRACT

Although not much has been written about older adults' use of academic libraries, they experience challenges navigating these considerable physical and online library spaces. Members of a university lifelong learning community were recruited for a 10-week diary study. They were asked to record their real-time information seeking behaviors related to their study groups, and the challenges they faced looking for or using information. They were also asked to rate their enjoyment to determine whether the joy of engaging in community learning extends to the information seeking process. Findings from sixteen diaries show that they sought information primarily on a specific topic, person, or book. They used a variety of resources but found books and periodicals most useful. They struggled with trust, technology, time management, library anxiety, information overload and dissemination. With increased understanding, librarians can be better equipped to reach older adults that are doing scholarly research and contribute to their success.

Localizar (1/9)

overload

CORRESPONDÊNCIAS EXATAS

overload (9)

Localizar (1/7)

anxiety

CORRESPONDÊNCIAS EXATAS

anxiety (7)

Localizar (1/7)

literacy

CORRESPONDÊNCIAS EXATAS

literacy (7)

Library and Information Science Research 43 (2021) 101102

Contents lists available at ScienceDirect

Library and Information Science Research

journal homepage: www.elsevier.com/locate/lisres

Diaries of lifelong learners: Information seeking behaviors of older adults in peer-learning study groups at an academic institution

Acrobat Reader

April Lynn Colosimo^a

ARTICLE

Keywords:
Lifelong learning
Older adults
Academic libraries
Diary study
Information seeking behaviors
Information retrieval

ABSTRACT

They were also asked to rate their enjoyment to determine whether the joy of engaging in community learning extends to the information seeking process. Findings from sixteen diaries show that they sought information

O Adobe Acrobat Reader concluiu a pesquisa do documento. Não foi encontrada nenhuma ocorrência.

OK

Localizar

fatigue

Anterior

Próximo

Library and Information Science Research 43 (2021) 101102

Contents lists available at ScienceDirect

Library and Information Science Research

journal homepage: www.elsevier.com/locate/lisres

Diaries of lifelong learners: Information seeking behaviors of older adults in peer-learning study groups at an academic institution

Acrobat Reader

April Lynn Colosimo^a

ARTICLE

Keywords:
Lifelong learning
Older adults
Academic libraries
Diary study
Information seeking behaviors
Information retrieval

ABSTRACT

They were also asked to rate their enjoyment to determine whether the joy of engaging in community learning extends to the information seeking process. Findings from sixteen diaries show that they sought information primarily on a specific topic, person, or book. They used a variety of resources but found books and periodicals most useful. They struggled with trust, technology, time management, library anxiety, information overload and dissemination. With increased understanding, librarians can be better equipped to reach older adults that are doing scholarly research and contribute to their success.

O Adobe Acrobat Reader concluiu a pesquisa do documento. Não foi encontrada nenhuma ocorrência.

OK

Localizar

avoidance

Anterior

Próximo



High-Performance Work Systems and Job Control: Consequences for Anxiety, Role Overload, and Turnover Intentions

Jaclyn M. Jensen , Pankaj C. Patel, and Jake G. Messersmith [View all authors and affiliations](#)

Volume 39, Issue 6 | <https://doi.org/10.1177/0149206311419663> | [View correction](#)

Abstract

This study examines relationships among high-performance work systems (HPWS), job control, employee anxiety, role overload, and turnover intentions. Building on theory that challenges the rhetoric versus reality of HPWS, the authors explore a potential “dark side” of HPWS that suggests that HPWS, which are aimed at creating a competitive advantage for organizations, do so at the expense of workers, thus resulting in negative consequences for individual employees. However, the authors argue that these consequences may be tempered when HPWS are also implemented with a sufficient amount of job control, or discretion given to employees in determining how to implement job responsibilities. The authors draw on job demands-control theory and the stress literatures to hypothesize moderated-mediation relationships relating the interaction of HPWS utilization and job control to anxiety and role overload, with subsequent effects on turnover intentions. The authors examine these relationships in a multilevel sample of 1,592 government workers nested in 87 departments from the country of Wales. Results support their hypotheses, which highlight several negative consequences when HPWS are implemented with low levels of job control. They discuss their findings in light of the critique in the literature toward the utilization of HPWS in organizations

Related content

Similar articles:

Open Access

[The Application of the Multilevel Paradigm in Human Resource Management-Outcomes Research: Taking Stock and Going Forward](#)

Show details

Available access

[A High Performance Work Practices Taxonomy: Integrating the](#)

Enter your search terms here

 [Advanced search](#)

[Home](#) / [Journals](#) / [Journal of Consumer Marketing](#) / [Volume 36 Issue 7](#) / [Anxiety attachment and avoidance attachment: antecedents to self-gifting](#)

Anxiety attachment and avoidance attachment: antecedents to self-gifting

Cindy B. Rippé, Brent Smith, Suri Weisfeld-Spolter ▾

Journal of Consumer Marketing

ISSN: 0736-3761

Article publication date: 4 September 2019

Issue publication date: 18 October 2019

 [Reprints & Permissions](#)

DOWNLOADS

 790

 [OpenURL](#) →

 PDF (309 KB)

Related articles

Abstract

Attachment anxiety and attachment avoidance:

Theoretical background

Hypothesis development

Anxious attachment and self-gifting

Avoidant attachment and self-gifting

Abstract

Purpose

This paper aims to enhance current understanding of motivations for self-gifting by suggesting that an individual's attachment state from childhood upbringing impacts self-gifting behavior.

Design/methodology/approach

A survey was administered to 301 consumers living in the USA. Results were analyzed using partial least squares structural equation modeling.

Findings

Findings reveal that insecure anxious and insecure avoidant individuals are inclined to self-gift for reward and as compensation for personal disappointment.

Search for Articles:

Title / Keyword

Author / Affiliation

Applied Sciences

All Article Types

Search

Advanced

Journals / Applied Sciences / Volume 10 / Issue 13 / 10.3390/app10134424



applied sciences

Submit to this Journal

Review for this Journal

Edit a Special Issue

Article Menu

Article Overview

- Abstract
- Open Access and Permissions
- Share and Cite
- Article Metrics
- Order Article Reprints

Article Versions

Related Info Links

Open Access Feature Paper Article

Can We Rely on Flight Time to Measure Jumping Performance or Neuromuscular Fatigue-Overload in Professional Female Soccer Players?

by Estrella Armada-Cortés ^{1,2} Javier Peláez Barrajón ¹ José Antonio Benitez-Muñoz ³ ,
 Enrique Navarro ¹ and Alejandro F. San Juan ^{1,*}

¹ Department of Health and Human Performance, Sport Biomechanics Laboratory, Facultad de Ciencias Actividad Física y Deporte—INEF, Universidad Politécnica de Madrid, 28040 Madrid, Spain

² Department of Physical Activity and Sports Science, Faculty of Sport Sciences, University of Castilla-La Mancha, 45071 Toledo, Spain

³ Department of Health and Human Performance, LFE Research Group, Facultad de Ciencias Actividad Física y Deporte—INEF, Universidad Politécnica de Madrid, 28040 Madrid, Spain

* Author to whom correspondence should be addressed.

Appl. Sci. **2020**, *10*(13), 4424; <https://doi.org/10.3390/app10134424>

Received: 27 May 2020 / Revised: 23 June 2020 / Accepted: 24 June 2020 / Published: 27 June 2020

(This article belongs to the Special Issue Applied Biomechanics: Sport Performance and Injury Prevention)

View Full-Text

Download PDF

Browse Figures

Citation Export



**APÊNDICE C – TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO
([ARTIGOS 1 E 3 DA TESE](#))**

Prezado(a),

Meu nome é Bibiana Giudice da Silva Cezar e sou aluna de doutorado em Administração na UFRGS. Sob orientação do professor Dr. Antônio Carlos Maçada, estou realizando uma pesquisa para minha tese com o objetivo de compreender como profissionais que atuam em ambientes organizacionais de Big Data percebem e respondem aos desafios cognitivos, afetivos e comportamentais aos quais estão expostos. Sendo assim, gostaria de convidá-lo(a) a participar voluntariamente de uma entrevista sobre suas percepções acerca do referido tema que será registrada para fins de análise dos dados. Ressalta-se o comprometimento da pesquisadora em preservar o anonimato de todos os participantes da entrevista e que as informações coletadas serão utilizadas única e exclusivamente para execução da presente investigação.

Salienta-se também a inexistência de respostas certas ou erradas, assim como não será feito nenhum juízo de valor sobre elas. Você tem a liberdade de responder da maneira que preferir, assim como tem a liberdade de não responder. Não se pretende expor os respondentes a riscos ou lesões nas dimensões física, psíquica, moral, intelectual, social, cultural e/ou espiritual. Entretanto, caso você se sinta constrangido(a), favor manifeste a entrevistadora, que prontamente passará a outra questão. Ao participar do estudo você não terá nenhum custo financeiro e, devido a limitação de recursos, não receberá qualquer vantagem financeira. Os gastos necessários para a sua participação na pesquisa serão assumidos pela pesquisadora.

As respostas da entrevista serão transcritas e enviadas por e-mail para que você possa analisar e permitir (ou não) a utilização das informações obtidas e prosseguimento da pesquisa. Após a finalização do trabalho você receberá o relatório do mesmo, para apreciação. As informações contidas nesse relatório serão divulgadas na UFRGS e apresentado em congressos ou publicado periódicos científicos, entretanto, constarão somente os resultados obtidos referindo-se aos respondentes por códigos que não remetam aos seus verdadeiros nomes.

Você concorda em participar deste estudo nos termos descritos acima? [] Não [] Sim

Assinatura do(a) entrevistado (a):

APÊNDICE D – LIVRO DE CÓDIGOS ([ARTIGO 1 DA TESE](#))

Códigos		Descrição dos códigos	Exemplos
Sobrecarga Cognitiva		Quando o(a) entrevistado(a) menciona que alguma carga cognitiva referente ao seu trabalho com dados excedeu suas capacidades de processamento, de acordo com sua percepção subjetiva.	“O indivíduo é soterrado pelos dados, né? Mesmo fazendo uso das técnicas e ferramentas que existem, igual, ele tem situações em que ele fica, assim, overwhelmed, ele não consegue dar conta, né?” (E06)
Ansiedade		Quando o(a) entrevistado(a) menciona sentimentos como a preocupação, tensão, apreensão e/ou frustração em relação ao seu trabalho com dados.	“As pessoas vão ficando ansiosas, vão ficando nervosas, é um estresse emocional muito grande pras pessoas, assim, tipo: será que vai ter alguma coisa errada? A pessoa já antecipando, sabe? Eu, quando eu recebia um pedido, eu ficava remoendo aquilo, eu passava horas me debatendo com a ideia, eu ficava muito ansioso, era um momento de angústia sempre. É sofrido, a minha ansiedade com dados. Isso acaba realmente tendo um peso alto.” (E09)
Fadiga Cognitiva		Quando o(a) entrevistado(a) menciona sentimentos como a exaustão, cansaço e/ou esgotamento mental, irritação, decepção, apatia, indiferença, desmotivação, retraimento e/ou desinteresse em relação ao seu trabalho com dados.	“Quando se trata da área de dados, você tem que prestar atenção no que se está fazendo, ser bem atento a todos os detalhes, ao que os dados tão mostrando para você. Manter 100% desse foco o tempo todo acaba exaurindo a pessoa, deixando ela muito cansada, muito exausta. Tipo, o cérebro já não aguenta mais.” (E02)
Comportamento de Evitação		Quando o(a) entrevistado(a) menciona comportamentos que envolvem evitar, ignorar, resistir, protelar ou transferir responsabilidade de algum aspecto de seu trabalho com dados.	“A gente tem vontade de jogar tudo longe, né? Chutar o balde, tem vontade de desistir e falar: ah, não, deixa assim, não tem como. Tu vai querer desestimular o uso dos dados pelas pessoas, vai dizer que não consegue, que é muito difícil, que não é preciso. Acontece de protelar, atrasar, evitar.” (E12)
Associações entre a Sobrecarga Cognitiva, a Ansiedade, a Fadiga Cognitiva, o Comportamento de Evitação e a Alfabetização em Dados	Sobrecarga Cognitiva e Ansiedade	Quando o(a) entrevistado(a) menciona perceber alguma associação entre a Sobrecarga Cognitiva e a Ansiedade considerando seu trabalho com dados.	“Geralmente a pessoa que se sente sobrecarregada ela vai sentir muito ansiosa, ela vai querer fazer tudo e dominar tudo e não vai conseguir. Então a sobrecarga gera uma ansiedade por si só também.” (E30)
	Sobrecarga Cognitiva e Fadiga Cognitiva	Quando o(a) entrevistado(a) menciona perceber alguma associação entre a Sobrecarga Cognitiva e a Fadiga Cognitiva considerando seu trabalho com dados.	“Existe uma sobrecarga sim e, por isso, é um trabalho exaustivo mentalmente, te exige se doar muito até que as pessoas sentem uma fadiga cognitiva muito forte, assim.” (E14)
	Ansiedade e Fadiga Cognitiva	Quando o(a) entrevistado(a) menciona perceber alguma associação entre a Ansiedade e a Fadiga Cognitiva considerando seu trabalho com dados.	“Ficar muito ansiosa e preocupada é uma das coisas que contribui pra chegar nessa exaustão mental.” (E02)

Sobrecarga Cognitiva e Comportamento de Evitação	Quando o(a) entrevistado(a) menciona perceber alguma associação entre a Sobrecarga Cognitiva e o Comportamento de Evitação considerando seu trabalho com dados.	<i>“A questão de atrasar as tarefas, procrastinar, depende do nível de sobrecarga do indivíduo.” (E13)</i>
Ansiedade e Comportamento de Evitação	Quando o(a) entrevistado(a) menciona perceber alguma associação entre a Ansiedade e o Comportamento de Evitação considerando seu trabalho com dados.	<i>“Tem assuntos, por exemplo, que eu não quero pôr a mão pra não me gerar ansiedade porque se eu entrar provavelmente vai gerar ansiedade, então eu vou postergando.” (E31)</i>
Fadiga Cognitiva e Comportamento de Evitação	Quando o(a) entrevistado(a) menciona perceber alguma associação entre a Fadiga Cognitiva e o Comportamento de Evitação considerando seu trabalho com dados.	<i>“Eu comecei a notar, sim, um esgotamento, uma fadiga gigantesca e a partir daí eu acabei evitando alguns processos.” (E40)</i>
Alfabetização em Dados e Sobrecarga Cognitiva	Quando o(a) entrevistado(a) menciona perceber alguma associação entre a Alfabetização em Dados e a Sobrecarga Cognitiva considerando seu trabalho com dados.	<i>“A alfabetização em dados ajuda a olhar para o dado certo. De repente, não precisa olhar tantos dados, tá? E daí se sobrecarregar. Mas olhar para o dado certo, pro dado que tem o potencial de transformação.” (E05)</i>
Alfabetização em Dados e Ansiedade	Quando o(a) entrevistado(a) menciona perceber alguma associação entre a Alfabetização em Dados e a Ansiedade considerando seu trabalho com dados.	<i>“Uma vez que você é alfabetizado em dados e você sabe as coisas, você já aprendeu onde as coisas podem dar errado, você fica bem mais tranquilo e sua ansiedade fica bem mais controlada. Você tem mais confiança naquilo que você sabe para executar aquelas tarefas você sente menos ansiedade. Acho que pela questão do conhecimento, de que você realmente sabe o que tá fazendo, né?” (E24)</i>
Alfabetização em Dados e Fadiga Cognitiva	Quando o(a) entrevistado(a) menciona perceber alguma associação entre a Alfabetização em Dados e a Fadiga Cognitiva considerando seu trabalho com dados.	<i>“Vendo por esse ponto, quanto maior o nível de alfabetização, acho que menos gera uma fadiga cognitiva na pessoa porque o conhecimento que ela tem já é suficiente pra desempenhar aquilo com uma certa facilidade, então ela vai ter que dispor menos energia pra aprender sobre aquele processo. Ela já teve mais vivências para ajudar a bagagem dela a saber como lidar com aquilo, então ela não precisa gastar tanta energia aprendendo, gasta mais executando mesmo.” (E14)</i>
Alfabetização em Dados e Comportamento de Evitação	Quando o(a) entrevistado(a) menciona perceber alguma associação entre a Alfabetização em Dados e o Comportamento de Evitação considerando seu trabalho com dados.	<i>“Eu entendo que aquilo que a gente não conhece a gente rejeita, né? Então, por isso que é necessário hoje, do presidente ao estagiário, todo mundo ter uma alfabetização básica em dados.” (E16)</i>

APÊNDICE E – LIVRO DE CÓDIGOS ([ARTIGO 3 DA TESE](#))

Códigos		Descrição dos códigos	Exemplos
Características dos Dados	Volume dos Dados	Quando o(a) entrevistado(a) menciona que o volume / quantidade / carga dos dados com os quais trabalha é um estressor de ambientes organizacionais de Big Data passível de suscitar os estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e/ou Fadiga Cognitiva.	“A gente sempre tá trabalhando com volume muito grande de dados, é muito dado, é muita coisa.” (E08);
	Variedade dos Dados	Quando o(a) entrevistado(a) menciona que a variedade / heterogeneidade / diversidade dos dados com os quais trabalha é um estressor de ambientes organizacionais de Big Data passível de suscitar os estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e/ou Fadiga Cognitiva.	“Tipicamente, a gente combina dados internos das empresas com dados externos, tá? Então um desafio bem grande é você trabalhar com dados heterogêneos e você tem uma heterogeneidade muito grande de dados, tá? É um ponto bastante delicado.” (E06)
	Velocidade dos Dados	Quando o(a) entrevistado(a) menciona que a velocidade / agilidade dos dados com os quais trabalha é um estressor de ambientes organizacionais de Big Data passível de suscitar os estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e/ou Fadiga Cognitiva.	“As coisas acontecem meio que do dia pra noite, sabe? Hoje entrou dado novo, então, tipo, tu tem que tá atento pra atualizar rápido porque se tu não atualizar vai dar um problema em todo o teu sistema e tu vai perder tudo.” (E38)
	Veracidade dos Dados	Quando o(a) entrevistado(a) menciona que a falta de qualidade dos dados com os quais trabalha é um estressor de ambientes organizacionais de Big Data passível de suscitar os estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e/ou Fadiga Cognitiva.	“Muita coisa vem errada, vem coisa quebrada, então eu acho que esse é o maior desafio que tem no momento.” (E20)
Características do Trabalho com Dados	Carga do Trabalho com Dados	Quando o(a) entrevistado(a) menciona que a carga / quantidade / volume do seu trabalho com dados é um estressor de ambientes organizacionais de Big Data passível de suscitar os estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e/ou Fadiga Cognitiva.	“Tem muitas coisas pra fazer e muitas vezes o indivíduo já tem uma lista de tarefas grande para executar e ainda sem querer aparecem mais.” (E13)
	Incerteza do Trabalho com Dados	Quando o(a) entrevistado(a) menciona que a incerteza no seu trabalho com dados é um estressor de ambientes organizacionais de Big Data passível de suscitar os estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e/ou Fadiga Cognitiva.	“É muito abstrato o que a gente faz. É algo que você não tem certeza de que vai dar certo. E quando você não tem certeza, todos os pontos são gargalos.” (E24)
	Complexidade do Trabalho com Dados	Quando o(a) entrevistado(a) menciona que a complexidade / dificuldade do seu trabalho com dados é um estressor de ambientes organizacionais de Big Data passível de suscitar	“Todo trabalho, obviamente, tem a sua complexidade, mas, trabalhar com dados, a todo momento você vai estar enfrentando

		os estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e/ou Fadiga Cognitiva.	<i>algum desafio minimamente complexo, assim. Não existe uma tarefa simples.” (E03)</i>
	Prazos do Trabalho com Dados	Quando o(a) entrevistado(a) menciona que os prazos / a pressão de tempo do seu trabalho com dados é um estressor de ambientes organizacionais de Big Data passível de suscitar os estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e/ou Fadiga Cognitiva.	<i>“Sobretudo na questão do prazo, prazos curtos que tu tem, e tu quer fazer o melhor dentro daquele período e tu não consegue por que são curtos, né?” (E22)</i>
	Mercado de Trabalho com Dados	Quando o(a) entrevistado(a) menciona que o dinamismo do mercado de trabalho com dados é um estressor de ambientes organizacionais de Big Data passível de suscitar os estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e/ou Fadiga Cognitiva.	<i>“É um desafio gigante para qualquer profissional de dados o quanto as mudanças são rápidas. Então, hoje você estudou uma tecnologia, amanhã já começaram a usar outra, e depois de amanhã a sua tecnologia já tá obsoleta. As coisas mudam, assim, num estalar de dedos. Então, você tem que estar sempre aprendendo, nunca pode parar de aprender.” (E39)</i>
Lacunas na Alfabetização em Dados	Lacunas na Alfabetização em Dados dos Superiores	Quando o(a) entrevistado(a) menciona que as lacunas / déficits / carências na Alfabetização em Dados de seus superiores / gestores é um estressor de ambientes organizacionais de Big Data passível de suscitar os estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e/ou Fadiga Cognitiva.	<i>“Muitos gestores não têm proximidade com os conceitos de dados, não conhecem o processo de dados e simplesmente dizem: ah, eu quero que tu entregue. Elas não entendem o que que eu precisaria fazer para chegar naquele resultado final ou elas nem sabiam o que que era o resultado final, o problema de negócio.” (E37)</i>
	Lacunas na Alfabetização em Dados dos Demais Colaboradores	Quando o(a) entrevistado(a) menciona que as lacunas / déficits / carências na Alfabetização em Dados de seus colegas de trabalho é um estressor de ambientes organizacionais de Big Data passível de suscitar os estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e/ou Fadiga Cognitiva.	<i>“Todas as responsabilidades acabam caindo pra uma ou duas pessoas porque não tem tantos profissionais qualificados para trabalhar com dados. Elas que ficam responsáveis por resolver todos os problemas de dados enquanto todo o resto não está na mesma linha de conhecimento.” (E01)</i>
	Autoavaliação de Lacunas na Alfabetização em Dados	Quando o(a) entrevistado(a) menciona que suas lacunas / déficits / carências na Alfabetização em Dados é um estressor de ambientes organizacionais de Big Data passível de suscitar os estados internos de Sobrecarga Cognitiva, Ansiedade e/ou Fadiga Cognitiva.	<i>“Me comparando com a minha colega, ela senta na frente do computador para fazer a mesma coisa que eu tô fazendo e ela faz muito mais rápido do que eu, porque ela já sabe todos os caminhos que tem que ir para chegar até lá, sabe? Eu vejo que é porque ela tem muito mais conhecimento em dados do que eu, o que eu sei não é o suficiente.” (E15)</i>