

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
FACULDADE DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CONTROLADORIA E CONTABILIDADE**

WILLIAM VINICIUS MARQUES CORREA

**DELEGAR OU NÃO DELEGAR PARA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL?
UM ESTUDO NO CONTEXTO DA AUDITORIA INTERNA**

Porto Alegre

2023

WILLIAM VINICIUS MARQUES CORREA

**DELEGAR OU NÃO DELEGAR PARA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL?
UM ESTUDO NO CONTEXTO DA AUDITORIA INTERNA**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-graduação em Controladoria e Contabilidade da Faculdade de Ciências Econômicas da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Controladoria e Contabilidade.

Orientador: Prof^ª. Dr^ª. Carla Bonato Marcolin

Porto Alegre

2023

CIP - Catalogação na Publicação

Correa, William Vinicius Marques
Delegar ou não delegar para Inteligência Artificial? Um estudo no contexto da Auditoria Interna / William Vinicius Marques Correa. -- 2023.
93 f.
Orientadora: Carla Bonato Marcolin.

Dissertação (Mestrado) -- Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Faculdade de Ciências Econômicas, Programa de Pós-Graduação em Controladoria e Contabilidade, Porto Alegre, BR-RS, 2023.

1. Inteligência artificial. 2. Tomada de decisão. 3. Teoria da Dominância Tecnológica. 4. Auditoria interna. 5. Delegação. I. Marcolin, Carla Bonato, orient. II. Título.

Elaborada pelo Sistema de Geração Automática de Ficha Catalográfica da UFRGS com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

WILLIAM VINICIUS MARQUES CORREA

**DELEGAR OU NÃO DELEGAR PARA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL?
UM ESTUDO NO CONTEXTO DA AUDITORIA INTERNA**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-graduação em Controladoria e Contabilidade da Faculdade de Ciências Econômicas da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Controladoria e Contabilidade.

Aprovada em: Porto Alegre, 17 de abril de 2023.

BANCA EXAMINADORA

Prof.^a Dr.^a Carla Bonato Marcolin
Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS)

Prof. Dr. Ariel Behr
Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS)

Prof.^a Dr.^a Fernanda da Silva Momo
Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS)

Prof.^a Dr.^a Edvalda Araujo Leal
Universidade Federal de Uberlândia (UFU)

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao meu companheiro e amor, Pedro Matheus Estauber de Carvalho, que acompanhou todo o mestrado com paciência e carinho. Por disponibilizar um refúgio que eu pudesse contar sempre. Por ajudar no meu crescimento e por compartilhar sua vida comigo.

À minha professora orientadora, Dr^a. Carla Bonato Marcolin, que esteve sempre presente me mostrando as alternativas para que eu pudesse escolher o melhor caminho durante toda a trajetória do meu estudo.

À banca de qualificação e de defesa da dissertação que apresentaram contribuições relevantes para o andamento e conclusão da pesquisa.

À Universidade Federal do Rio Grande do Sul por me oferecer ensino de qualidade e me acolher durante toda a minha formação acadêmica.

Aos professores do programa pelos ensinamentos e direcionamentos fornecidos. Pelo alto nível dos conteúdos abordados.

Aos meus colegas de mestrado e agora amigos, Elis Agostini, Fabrício Martha, Gabriela Fonseca, Karen Langhans, Júlia Allgaier que caminharam comigo e que compartilharam cada momento, risos e alguns choros, principalmente à Tailane Rovaris que me escolheu como dupla antes de iniciar o mestrado.

Aos meus amigos e demais familiares por estarem comigo nos momentos de lazer e descanso, o que me ajudou a recuperar as energias e a tornar a jornada mais branda.

RESUMO

Correa, W. V. M (2023). Delegar ou não delegar para inteligência artificial? Um estudo no contexto da auditoria interna [Dissertação de mestrado, Programa de Pós-graduação em Controladoria e Contabilidade, Universidade Federal do Rio Grande do Sul].

O advento de novas tecnologias como a Inteligência Artificial estão modificando a forma como as tarefas e processos estão sendo realizados pelo agente humano. O objetivo geral desta pesquisa foi de **compreender** os fatores que levam à delegação ou não de tarefas para inteligência artificial no contexto de auditoria interna. Para atingir este objetivo, este estudo foi dividido em duas etapas. O primeiro estudo foi realizado a partir de uma revisão sistemática da literatura com artigos publicados em periódicos de Ciências Contábeis e Sistemas de Informação. Nesta primeira etapa, constatou-se a necessidade de estudos empíricos em auditoria interna e identificou-se fatores que poderiam contribuir ou não para a adoção, por exemplo, custo de implementação de IA e falta de qualificação dos profissionais. Já na segunda parte do estudo, foram efetuadas entrevistas semiestruturadas com 15 profissionais de auditoria interna, que atuam em diferentes segmentos empresariais. A partir destas entrevistas se propôs um *framework* que pode auxiliar no processo de tomada de decisão em delegar ou não uma tarefa para IA. Além disso, identificou-se que tarefas que exigem julgamento profissional são preferíveis para não serem delegadas, principalmente quando envolve a detecção e prevenção de fraude, pois os modelos precisam estar parametrizados a fim de classificar se uma anomalia encontrada pode ser classificada como uma fraude ou se trata de um erro não intencional. Como contribuições teóricas, este estudo complementa a literatura de delegação de tarefas ao identificar fatores que podem contribuir com adoção, por exemplo, tarefas rotineiras. Como contribuição prática, este estudo apresenta uma possível reconfiguração da função da auditoria interna, onde esta função poderia ser categorizada em auditoria tradicional, auditoria contínua e ciência de dados. Já como contribuição social, os resultados demonstram a necessidade de novas competências do profissional de auditoria, identificando a falta de formação em programação e uso de inteligências artificiais, ou seja, estes profissionais precisam se adaptar a uma nova realidade.

Palavras-chave: Inteligência artificial. Tomada de decisão. Teoria da Dominância Tecnológica. Delegação. Auditoria interna.

ABSTRACT

Correa, W. V. M (2023). To delegate or not to delegate to artificial intelligence? A study in the context of internal audit [Master's Dissertation, Postgraduate Program in Controllershship and Accounting, Federal University of Rio Grande do Sul].

The advent of new technologies such as artificial intelligence is changing the way tasks and processes are being performed by the human agent. The overall objective of this research was to understand the factors that lead to the delegation or not of tasks to artificial intelligence in the internal audit context. To achieve this goal, this study was divided into two stages. The first study was based on a systematic literature review of articles published in journals of Accounting and Information Systems. In this first stage, the need for empirical studies on internal auditing was noted and factors were identified that could contribute or not to adopt, for example, the cost of implementing AI and the lack of qualification of professionals. In the second part of the study, semi-structured interviews were conducted with 15 internal audit professionals working in different business segments. Based on these interviews, a framework was proposed that can help in the decision-making process of whether or not to delegate a task to AI. Furthermore, it was identified that tasks that require professional judgment are preferred not to be delegated, especially when it involves the detection and prevention of fraud because the models need to be parameterized in order to classify if an anomaly found can be classified as a fraud or if it is an unintentional error. As theoretical contributions, this study complements the task delegation literature by identifying factors that may contribute to adoption, e.g., routine tasks. As a practical contribution, this study presents a possible reconfiguration of the internal audit function, where this function could be segregated between traditional auditing, continuous auditing, and data science. As a social contribution, the results demonstrate the need for new skills for audit professionals, identifying the lack of training in programming and the use of artificial intelligence, i.e., these professionals need to adapt to a new reality.

Keywords: Artificial Intelligence. Decision Making. Theory of Technology Dominance. Delegation. Internal Audit

LISTA DE FIGURAS

Figura 1-1. Desenho da pesquisa	16
Figura 2-1. Procedimento de coleta de dados	22
Figura 2-2. Publicações ao longo do tempo.....	24
Figura 2-3. Artigos mais citados.....	25
Figura 2-4. Nuvem de palavras-chaves	26
Figura 2-5. Algoritmos utilizados para delegação de tarefas	30
Figura 3-1. Aplicação de inteligência para detecção e prevenção de fraude.....	60
Figura 3-2. <i>Framework</i> para delegação de tarefas na auditoria.....	65

LISTA DE TABELAS

Tabela 2-1 Lista de publicações por periódicos	24
Tabela 2-2 Lista de tarefas que podem ser delegadas para algoritmos	29
Tabela 2-3 Direções para pesquisas futuras.....	33
Tabela 3-1 Participantes da entrevista	51
Tabela 3-2 Competência mais mencionadas	54
Tabela 3-3 Impacto da experiência na delegação	62
Tabela 3-4 Estudos futuros	69

LISTA DE SIGLAS

CFC	Conselho Federal de Contabilidade
DL	Deep learning
DT	Decision Tree
GBRT	Gradient Boosted Regression Tree
IA	Inteligência Artificial
IAASB	International Auditing and Assurance Standards Board
IIA	Institute of Internal Auditors
IoT	Internet of Things
IPA	Intelligent Process Automation
ML	Machine learning
NLG	Natural Language Generation
NLP	Natural Language Processing
PDF	Portable Document Format
RF	Random Forest
RPA	Robotic Process Automation
SEC	Security and Exchange Commission
SVM	Support Vector Machine
TI	Tecnologia da Informação
TTD	Theory of Technology Dominance

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	11
1.1	PROBLEMA DE PESQUISA.....	12
1.2	OBJETIVOS.....	13
1.2.1	Objetivo Geral	13
1.2.2	Objetivos Específicos.....	13
1.3	JUSTIFICATIVA DO ESTUDO	13
1.4	DELIMITAÇÃO DO ESTUDO.....	15
1.5	ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO	15
2	TEMAS EMERGENTES RELACIONADOS À DELEGAÇÃO DE TAREFAS PARA IA BASEADO EM UMA REVISÃO DA LITERATURA	17
2.1	INTRODUÇÃO.....	18
2.2	PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	20
2.3	ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS DADOS	23
2.3.1	Descrição do perfil dos artigos	23
2.3.2	Educação e treinamento.....	27
2.3.3	Fatores que influenciam na delegação e uso	28
2.3.4	Automação	31
2.3.5	Suporte	31
2.3.6	Ampliação da capacidade	32
2.3.7	Agenda para futuras pesquisas	33
2.4	CONSIDERAÇÕES FINAIS	35
2.5	REFERÊNCIAS	36
3	A DELEGAÇÃO E USO DE INTELIGÊNCIAS ARTIFICIAIS NO CONTEXTO DA AUDITORIA INTERNA.....	42
3.1	INTRODUÇÃO.....	43
3.2	REFERENCIAL TEÓRICO.....	45
3.2.1	Teoria da Dominância Tecnológica	45
3.2.2	A evolução do papel da auditoria interna	47
3.2.2	Automação, suporte e ampliação da capacidade na auditoria interna	49
3.3	PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	50

3.4	ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS DADOS	53
3.4.1	Conhecimentos específicos.....	53
3.4.2	Julgamento e Ceticismo profissional	56
3.4.3	Erro e fraude.....	59
3.4.4	Experiência do auditor.....	61
3.4.5	Estrutura da tarefa.....	64
3.5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	67
3.6	REFERÊNCIAS	70
4	CONSIDERAÇÕES FINAIS	77
	REFERÊNCIAS	79
	APÊNDICE A – PERIÓDICOS DA ÁREA COM O RANKING AJG	82
	APÊNDICE B – ARTIGOS AMOSTRAIS.....	85
	APÊNDICE C – SCRIPT PARA USO DO BIBLIOMETRIX E BIBLIOSHINYNO R.....	88
	APÊNDICE D – ARTEFATOS DE SI IDENTIFICADOS NA REVISÃO DE LITERATURA	89
	APÊNDICE E – INSTRUMENTO DE COLETA DE DADOS	91
	APÊNDICE F – TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO	93

1 INTRODUÇÃO

Com o advento de novas tecnologias, como a inteligência artificial (IA), os papéis executados por diversos agentes estão sendo modificados. Profissionais de diferentes áreas, incluindo contadores, estão preocupados que suas funções e tarefas possam ser automatizadas e/ou delegadas para algoritmos¹ de inteligência artificial (Alles & Gray, 2020; Andreassen, 2020; Benbya et al., 2021; Frey & Osborne, 2017). Isso ocorre porque muitas das tarefas que eles realizam são estruturadas, repetitivas e rotineiras (Frey & Osborne, 2017; Gartner, 2020; Tiron-Tudor & Deliu, 2022). No entanto, existem características de tarefas que continuarão a exigir a intervenção humana, como atividades que exigem julgamento e ceticismo profissional (Korhonen et al., 2020; Moll & Yigitbasioglu, 2019).

Nesse contexto, a IA pode ser uma aliada no processo de tomada de decisão, pois ao delegar algumas atividades, o algoritmo pode atuar como suporte e apoio para a realização de tarefas ou mesmo na ampliação da capacidade² da tomada de decisão (Benbya et al., 2021; Moll & Yigitbasioglu, 2019). É importante destacar que a área da Contabilidade é uma de muitas funções que podem ter suas atividades suportadas por IA, em vez de automatizada (Kokina & Davenport, 2017).

Além dos contadores, a função de auditoria interna também pode ser impactada por essas tecnologias, logo, os auditores internos precisam garantir que o ambiente de controles internos aplicado a essa tecnologia possa ser passível de auditoria (Betti & Sarens, 2021; Dyball & Seethamraju, 2021). Entre as aplicabilidades da IA, os auditores podem construir modelos de classificação baseados em aprendizado de máquina para identificar e detectar fraudes, bem como usar redes neurais para análise e classificação de risco de crédito de clientes (Aboud & Robinson, 2020; Fisher et al., 2016; Hooda et al., 2020).

O uso de IA pode eliminar erros humanos, reduzindo assim a responsabilidade do profissional e liberando mais tempo para que ele desempenhe um papel mais consultivo (Abdi et al., 2021; Sutton et al., 2016). Além disso, o uso de IA pode ajudar a obter um aumento no nível de acurácia das análises efetuadas pelo auditor (Munoko et al., 2020). No entanto, a função

¹ Os algoritmos são um conjunto de passos pré-definidos que formam a base da IA e que são os blocos de construção dos sistemas de tecnologia da informação (TI) (Tiron-Tudor & Deliu, 2022).

² *Augment*: Não foi realizada uma tradução literal da palavra, pois não há uma palavra correspondente no idioma em português. Logo, optou-se por utilizar a expressão “**ampliação da capacidade**” em linha com definições apresentadas na literatura (Benbya et al., 2021; Jarrahi, 2018; Tiron-Tudor & Deliu, 2022).

de auditoria interna é uma das áreas que não tem adoção total e efetiva do uso de várias técnicas e ferramentas de tecnologia da informação (Betti & Sarens, 2021; Garven & Scarlata, 2020).

No contexto da auditoria, algumas tarefas poderiam ser delegadas para algoritmos de IA, como a revisão de contratos, contagem de estoques e envio de cartas de confirmação de saldos (Huang & Vasarhelyi, 2019; Kokina & Blanchette, 2019; Tiron-Tudor & Deliu, 2022). A delegação pode ser compreendida como a transferência de direitos e responsabilidades da execução de determinada tarefa entre agentes humanos ou artefatos de sistemas de informação (Baird & Maruping, 2021). Além de atividades operacionais, funções estratégicas, como a tomada de decisão do comitê de auditoria, poderiam ser delegadas para *bots* com inteligência artificial (Dheeriyaa & Singhvi, 2021).

A adoção de IA pela auditoria interna pode enfrentar alguns obstáculos, tais como falta de conhecimento e experiência, complexidade da tarefa e custos elevados para aquisição e implantação (Sun, 2019; Sutton et al., 2016; Wongpinunwatana et al., 2000). Já a Teoria da Dominância Tecnológica (*Theory of Technology Dominance - TTD*) sugere que a dependência do auxílio de decisão inteligente é mais provável quando o tomador de decisão tem pouca experiência na tarefa e quando a complexidade da tarefa, familiaridade com o agente inteligente e os ajustes cognitivos são altos (Arnold et al., 2004; Arnold & Sutton, 1998; Sutton et al., 2018). Além disso, o nível de confiança, pressão do tempo e a complexidade da tarefa podem influenciar negativamente o julgamento e a tomada de decisão do auditor (Santos & Cunha, 2021). A fim de compreender como essas decisões são tomadas, pesquisas são realizadas para avaliar o julgamento e a tomada de decisão do agente (Sun, 2019). Por isso, é importante identificar os fatores que levam os auditores a delegar a tomada de decisão para algoritmos de IA.

1.1 PROBLEMA DE PESQUISA

Dado o contexto geral e a necessidade de compreender a extensão do uso de ferramentas de inteligência artificial na função da auditoria interna, como também a forma que os auditores as incorporam em suas atividades, tem-se a seguinte problemática de pesquisa: Quais os fatores que levam à (não) delegação de tarefas para inteligência artificial no contexto de auditoria interna?

1.2 OBJETIVOS

Nesta seção são apresentados o objetivo geral e objetivos específicos que nortearão a pesquisa.

1.2.1 Objetivo Geral

Com o propósito de desenvolver as concepções necessárias para fundamentação e uma resposta ao questionamento proposto no problema de pesquisa, esse estudo tem por objetivo geral **compreender** os fatores que levam à delegação ou não de tarefas para inteligência artificial no contexto de auditoria interna.

1.2.2 Objetivos Específicos

A partir do objetivo geral, os objetivos específicos foram traçados para servir como orientação para o referente estudo:

- a) **identificar** a relação de delegação para inteligência artificial no contexto da auditoria interna;
- b) **identificar** tarefas e processos que podem ser delegados no contexto da auditoria interna para inteligência artificial;
- c) **avaliar** o papel da experiência do auditor interno no processo de delegação de tarefas para inteligência artificial;
- d) **apresentar** os fatores que levam à (não) delegação de tarefas entre agente auditor interno e inteligências artificiais.

1.3 JUSTIFICATIVA DO ESTUDO

Pesquisas que relacionam o processo de tomada de decisão com o uso de inteligência artificial ainda são insipientes (Benbya et al., 2021; Moll & Yigitbasioglu, 2019). Existe uma lacuna relacionada ao processo de tomada de decisão, como os tomadores de decisões contábeis podem se adaptar para o uso eficaz de técnicas de inteligência artificial e como incorporar as análises na tomada de decisão (Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018; Sutton et al., 2016). Este estudo busca preencher esta lacuna, a fim de compreender como as ferramentas de IA podem

apoiar a tomada de decisão do auditor interno. Pesquisas futuras precisam abordar estudos longitudinais e pesquisas qualitativas que expliquem os motivos que levem a decisão de automação de tarefas, buscando compreender um contexto específico (Korhonen et al., 2020). Este estudo utiliza uma abordagem qualitativa para compreender os fatores que contribuem para a delegação de tarefas, com o objetivo de preencher esta lacuna de conhecimento.

Apesar da tecnologia facilitar, influenciar ou contribuir para mudanças nas funções e no trabalho dos contadores, são necessárias mais pesquisas para melhorar o conhecimento de como a tecnologia influencia os diferentes papéis executados pelo profissional contábil (Andreassen, 2020). Pesquisas futuras devem investigar a relação entre o nível de transformação digital das organizações e os perfis necessários de seu departamento de auditoria interna em termos de habilidades, funções e escopo (Betti & Sarens, 2021). Este estudo tem como objetivo preencher esta lacuna, identificando os conhecimentos necessários para que os auditores internos possam delegar tarefas à IA com segurança e eficiência, por meio de uma revisão sistemática e entrevistas semiestruturadas. Auditores com experiência suficiente em tecnologias de análise de dados podem conduzir a digitalização da profissão de uma perspectiva conceitual e análises qualitativas e quantitativas empíricas são necessárias em maior profundidade (Krieger et al., 2021). Esta pesquisa utiliza uma abordagem qualitativa empírica, apoiada por uma revisão sistemática e entrevistas semiestruturadas com auditores internos, a fim de aprofundar o tema em questão.

A parceria entre tomadores de decisão humanos e a inteligência artificial pode funcionar a partir da colaboração entre si em diferentes aspectos da tomada de decisão, em que a tecnologia pode focar em abordagens analíticas e o humano em abordagens intuitivas (Jarrahi, 2018; Losbichler & Lehner, 2021). Torna-se relevante compreender como os tomadores de decisão podem delegar diferentes tarefas para algoritmos, a partir da automatização, suporte ou ampliação da capacidade de tomada de decisão (Jarrahi, 2018). Cada vez mais se torna importante que o agente reflita sobre seu trabalho, identificando oportunidades que o algoritmo pode oferecer e se concentrar menos em tarefas que podem ser automatizadas e mais nos aspectos humanos do seu trabalho (Abdi et al., 2021). Este estudo busca identificar tarefas e processos que podem ser delegados à IA permitindo que o auditor interno se concentre em tarefas que exijam maior envolvimento humano.

1.4 DELIMITAÇÃO DO ESTUDO

O estudo delimita-se ao processo de identificação de delegação no contexto da auditoria. Além disso, ao identificar os agentes de sistemas de informação neste contexto, espera-se contribuir com uma discussão sobre o tema de delegação através da inteligência artificial no âmbito da auditoria interna.

1.5 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

Com o intuito de responder a problemática de pesquisa através dos objetivos propostos, esta dissertação será composta por duas etapas, cada uma representada por um artigo. As etapas estão divididas da seguinte forma: o primeiro artigo consiste em uma revisão da literatura sobre a temática de inteligência artificial e aprendizado de máquina no contexto da auditoria. No segundo artigo serão realizadas entrevistas semiestruturadas com auditores internos com o propósito de identificar tarefas e processos que podem ser delegados no contexto da auditoria interna para inteligência artificial; avaliar o papel da experiência do auditor interno no processo de delegação de tarefas para inteligência artificial; e apresentar os fatores que levam à (não) delegação de tarefas entre agente auditor interno e inteligências artificiais. A Figura 1.1 sintetiza as etapas mencionadas.

O primeiro artigo, consiste em uma revisão da literatura sob o tema de inteligência artificial e auditoria, com uma abordagem mista e descritiva. Foram utilizados como termos de buscas “*artificial intelligence*” OR “*machine learning*” em conjunto com a palavra “audit” AND “*internal control*”. Além disso, foram utilizadas as bases de dados *Web of Science* e *Scopus* devido a relevância das bases para a área de Ciências Sociais aplicadas (Wanyama et al., 2021). No segundo artigo, utilizou-se um roteiro de entrevistas semiestruturado como instrumento de coleta de dados, o qual foi elaborado com base na revisão da literatura realizada no primeiro artigo, juntamente com a teoria de base do estudo. Esse roteiro contém perguntas abertas, que visam aprofundar o conhecimento na área de auditoria interna e inteligência artificial.

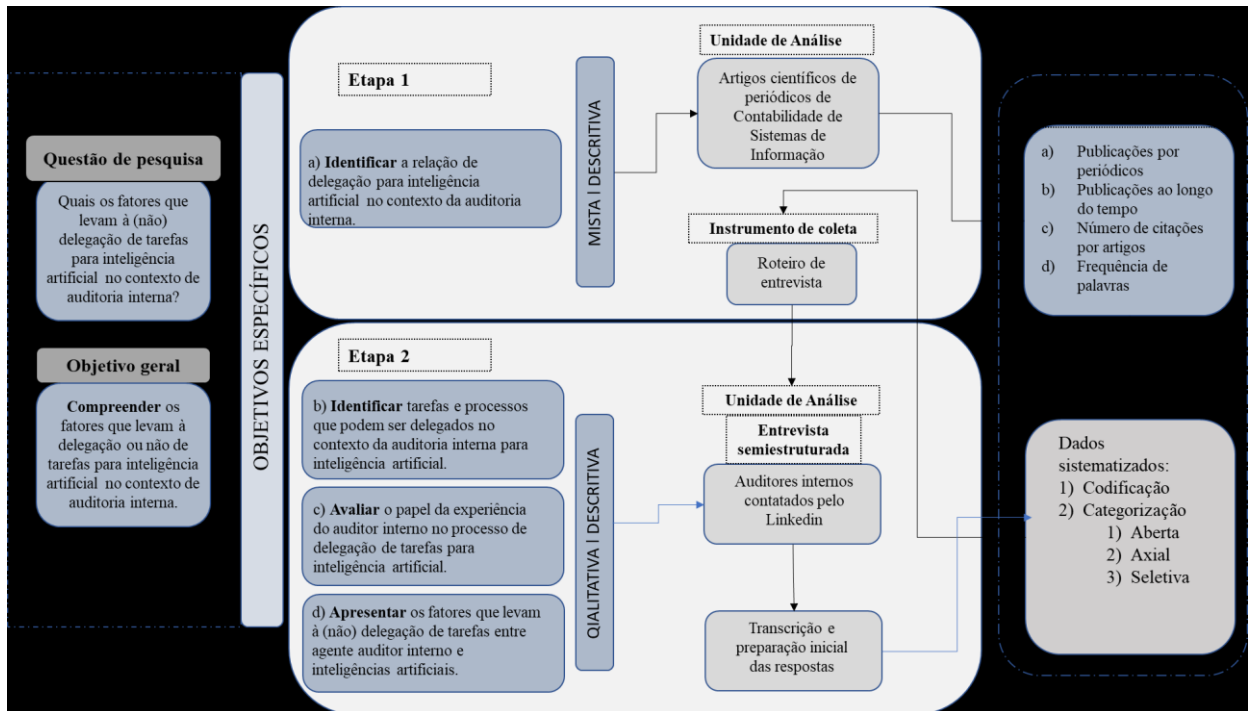


Figura 1-1. Desenho da pesquisa

Sendo assim, os capítulos seguintes são referentes à realização da estrutura estipulada, dando origem ao Artigo 1 – Temas emergentes relacionados à delegação de tarefas para IA baseado em uma revisão da literatura; e o Artigo 2 – A delegação e uso de inteligências artificiais no contexto da auditoria interna.

2 TEMAS EMERGENTES RELACIONADOS À DELEGAÇÃO DE TAREFAS PARA IA BASEADO EM UMA REVISÃO DA LITERATURA

RESUMO

Este artigo apresenta como objetivo identificar a relação de delegação para inteligência artificial no contexto da auditoria interna. A metodologia utilizada foi de abordagem mista e descritiva, operacionalizada por meio de uma revisão da literatura. A revisão inclui 39 artigos publicados nas bases de dados *Web of Science* e *Scopus*, que foram coletados até o mês de outubro de 2021. A análise dos resultados teve como apoio *Biblioshine* que é um pacote do R, para as análises bibliométricas, além da análise de conteúdo. O estudo identificou que os auditores utilizam algoritmos como SVM, DT, RF e redes neurais para diferentes tipos de tarefas, que podem ser rotineiras ou não. Identificou-se ainda que há uma lacuna na literatura quando ao uso de inteligência artificial pela função da auditoria interna. Este estudo contribui para a literatura de adoção e uso de tecnologias emergentes por auditores, pois foram identificados os diferentes tipos de algoritmos empregados no contexto da auditoria, além de trazer um panorama geral para a profissão do auditor.

Palavras-chaves: Inteligência artificial. Machine learning. Auditoria. Delegação. Tecnologias emergentes.

ABSTRACT

This article aims to identify the factors that lead to the delegation or not of tasks to artificial intelligence in the context of internal auditing. The methodology used was a mixed and descriptive approach, operationalized through a literature review. The review includes 39 articles published in the Web of Science and Scopus databases, which were collected by October 2021. The analysis of the results was supported by Biblioshine, which is an app in R, for bibliometric analysis, in addition to content analysis. The study identified that auditors use algorithms such as SVM, DT, RF, neural networks for Bibliophile different types of tasks, which may or may not be routine and repetitive. It was also identified that there is a gap in the literature regarding the use of artificial intelligence by the internal audit function. This study contributes to the literature on the adoption and use of emerging technologies by auditors, as the different types of algorithms used in the context of auditing were identified, in addition to providing an overview of the auditing profession.

KEYWORDS: Artificial intelligence. Machine learning. Audit. Delegation. Emerging Technologies.

2.1 INTRODUÇÃO

A transformação digital está mudando o desenho da execução de tarefas, principalmente no que tange ao impacto do uso de inteligências artificiais por diferentes atores (Frey & Osborne, 2017). Os profissionais podem ter suas atividades suportadas ou automatizadas por estas tecnologias emergentes (Andreassen, 2020; Benbya et al., 2021), ou seja, a inteligência artificial pode ser uma aliada no processo de tomada de decisão, atuando também como um suporte para a realização de tarefas manuais (Benbya et al., 2021; Moll & Yigitbasioglu, 2019).

A inteligência artificial pode liberar os auditores de tarefas manuais e intensivas e assim, eles podem ter mais tempo para aplicar suas habilidades técnicas em tarefas que exigem uma avaliação mais crítica (Kend & Nguyen, 2020). A inteligência artificial ajuda a eliminar erros humanos que geralmente são difíceis de encontrar, reduzindo a responsabilidade e liberando mais tempo para o profissional desenvolver um papel mais consultivo (Abdi et al., 2021; Sutton et al., 2016). Embora a delegação ocorra em nível de tarefa, a responsabilidade pelos controles internos da companhia é do agente dono do processo delegado, não do robô (Baird & Maruping, 2021; Kokina & Blanchette, 2019).

As firmas de auditoria externa e os auditores internos também são impactados por estas tecnologias. De um lado, os auditores precisam garantir que as informações divulgadas ao mercado são confiáveis e do outro, o sistema e ambiente de controles internos da companhia precisa ser auditável (Dyball & Seethamraju, 2021). Para isso, auditores precisam possuir conhecimento suficiente na auditoria de processos de negócios cada vez mais digitalizados (Betti & Sarens, 2021). Entre as aplicabilidades da inteligência artificial, os auditores podem construir modelos de classificação baseados em aprendizado de máquina, para predição de potenciais empresas fraudulentas (Hooda et al., 2020), utilização de modelagem de texto (*topic modelling*) para avaliar se o conteúdo do relatório de performance da auditoria é relevante (Ahonen & Koljonen, 2020) e uso de inteligência artificial para análise de registros contábeis (Damerji & Salimi, 2021). Com o auxílio do aprendizado profundo, tarefas de auditoria, como revisão de contratos, processamento de documentos e análise de demonstrações financeiras, podem ser automatizadas (Issa et al., 2016).

A delegação de tarefas para algoritmos pode ocorrer a partir da automatização, suporte ou como ampliação da capacidade (*augment*) na tomada de decisão (Benbya et al., 2021). A automatização de tarefas estruturadas pode ser realizada por automatização robóticas de processos (RPA) e para tarefas não estruturadas ou semi-estruturadas, a combinação de RPA com

inteligência artificial pode suprir esta demanda (Kokina & Blanchette, 2019; Kokina & Davenport, 2017; Zhang, 2019). Já ferramentas como aprendizado de máquina e aprendizado profundo podem ser utilizadas em tarefas não estruturadas que ampliam a capacidade do auditor de efetuar análises preditivas acuradas e utilizar estes resultados na tomada de decisão (Ding et al., 2020; Sun, 2019).

A delegação ocorre quando há a transferência de responsabilidade ou direito de determinada tarefa ou resultado, para outro agente (Baird & Maruping, 2021). Embora a delegação de determinada tarefa possa ocorrer, a responsabilidade da tomada de decisão não pode ser delegada (Baird & Maruping, 2021). O auditor que delega uma tarefa de previsão e/ou detecção para um aprendizado de máquina, estará transferindo a responsabilidade pela execução da tarefa e não a responsabilidade pelos resultados gerados (Correa et al. 2021). Ademais, nem toda tarefa ou etapa da tarefa pode ser delegada, como exemplo, as máquinas dependem do humano quando heurísticas de decisão subconsciente são necessárias para avaliar os resultados de uma decisão, ou seja, quando há a necessidade de julgamento profissional (Jarrahi, 2018).

No contexto da auditoria, a delegação pode ocorrer, por exemplo, quando é utilizado o aprendizado de máquina para avaliar o risco de solvência de uma empresa (Jiang & Jones, 2018), com avaliação de crédito com processamento de linguagem natural (Fisher et al., 2016), para acessar um sistema corporativo para escrever em banco de dados e na sequência enviar um e-mail a partir da automatização robótica de processos (Kokina & Blanchette, 2019) ou ao utilizar um algoritmo para avaliar se a personalidade de um executivo pode impactar na avaliação de risco de um cliente (Hrazdil et al., 2020). Ou seja, diversas tarefas poderiam ser delegadas para um algoritmo e assim, o auditor pode usar os algoritmos de IA como um suporte na tomada de decisão (Sutton et al., 2018).

Portanto, dada a necessidade de compreender a extensão do uso de ferramentas de inteligência artificial por auditores, como também a forma que os auditores as incorporam em suas atividades (Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018; Sutton et al., 2016), esse estudo tem por objetivo **identificar** a relação de delegação para inteligência artificial no contexto da auditoria interna. O objetivo é respondido por meio de uma abordagem mista descritiva, operacionalizada por meio de uma revisão da literatura de artigos publicados em periódicos relevantes de Contabilidade e de Sistemas de Informação em Contabilidade.

Existe uma lacuna relacionada ao processo de tomada de decisão e como os tomadores de decisões contábeis podem se adaptar para o uso eficaz de técnicas de inteligência artificial e como incorporaram estas técnicas nas análises (Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018; Sutton et

al., 2016). Logo, este estudo busca reduzir esta lacuna, identificando tarefas que podem ser delegadas e como o profissional de auditoria pode utilizar os resultados na tomada de decisão a partir da revisão de publicações sobre a temática de estudo. Pesquisas futuras precisam abordar estudos qualitativos que expliquem os motivos que levam a decisão para automação de tarefas, buscando compreender um contexto específico (Korhonen et al., 2020). Torna-se relevante analisar os mecanismos e fatores que envolvem o processo de delegação de determinada tarefa (Baird & Maruping, 2021). Ainda são necessárias pesquisas para melhorar o conhecimento de como a digitalização influencia os diferentes papéis executados pelo profissional contábil (Andreassen, 2020). Auditores com experiência suficiente em tecnologias de análise de dados podem conduzir a digitalização da profissão de uma perspectiva conceitual e análises qualitativas e quantitativas são necessárias em maior profundidade (Krieger et al., 2021).

Este estudo contribui para a literatura de adoção e uso de tecnologias emergentes por auditores, ao trazer um panorama geral das publicações que abordaram a relação de delegação para a inteligência artificial na auditoria e identificando tarefas que podem ser delegadas para inteligência artificial (Correa et al., 2021; Fisher et al., 2016; Gray et al., 2014; Moll & Yigitbasioglu, 2019; Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018; Sutton et al, 2016; Tiron-Tudor & Deliu, 2022). Como contribuição prática, pesquisadores podem usar os resultados para pesquisas futuras em delegação e inteligência artificial e, no ambiente corporativo, resultados práticos das publicações poderão contribuir para o ambiente corporativo. Como contribuição social, os resultados poderão contribuir ao demonstrar as novas competências requeridas dos auditores.

2.2 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Os procedimentos metodológicos adotados neste estudo são de natureza mista e descritiva, pois descrevem as características de uma amostra de artigos sobre a temática de estudo. Em relação aos procedimentos técnicos, trata-se de uma revisão de literatura uma vez que visa identificar evidências sobre a questão de pesquisa no corpus textual, que se enquadraram nos critérios de inclusão e exclusão (Snyder, 2019).

Ao final da extração e validação ficaram na base de análise 39 artigos publicados em periódicos científicos de Contabilidade e de Sistemas de Informação em Contabilidade. Os dados foram coletados em outubro de 2021, diretamente das bases de dados *Web of Science* e

Scopus. As bases foram selecionadas devido a relevância para a área científica de Ciências Sociais Aplicadas (Lamboglia et al., 2021; Wanyama et al., 2021). Para a busca, a fim de capturar todas as variações possíveis de auditoria, utilizou-se um caractere curinga na palavra (*audit**) e foi adicionada ainda a expressão de controle interno (*internal control**). A expressão “*internal control*” foi adicionada pois a função da auditoria interna também pode ser compreendida por controles internos (Kokina & Blanchette, 2019). O parâmetro adicionado ao termo de auditoria e de controles internos foi a extensão booleana “AND” para os termos de aprendizado de máquina e inteligência artificial. O termo aprendizado de máquina foi adicionado como termo de busca, pois é frequentemente considerado como um subnível da inteligência artificial (Borges et al., 2021; Fisher et al, 2016; Sun, 2019; Sutton et al., 2016). Portanto, as combinações booleanas consideradas na pesquisa foram: “(“*artificial intelligence*” OR “*machine learning*”) AND (*audit** OR (*internal control**))”.

Além das palavras-chaves, foi adicionado no campo de pesquisa o nome dos periódicos de Contabilidade e de Sistemas de Informação em Contabilidade, com o propósito de apresentar artigos publicados e relevantes para a área. Os periódicos foram extraídos do ranking da *Academic Journal Guide* (AJG 2021, publicado pela CABS – *Chartered Association of Business School*, charteredabs.org). O racional para utilizar este ranking refere-se ao fato dos periódicos presente na lista serem considerados relevantes para a área de Ciências Sociais Aplicadas (Wanyama et al., 2021). A lista dos periódicos considerados na pesquisa encontra-se no Apêndice A.

As buscas dessas combinações foram realizadas no idioma em inglês, com o parâmetro dessas palavras presentes no campo do “Título”, “Palavras-chaves” e “Resumo” em conjunto com o nome do periódico. A Figura 2.1 detalha esses procedimentos iniciais e os outros procedimentos tomados para se chegar às unidades de análise.

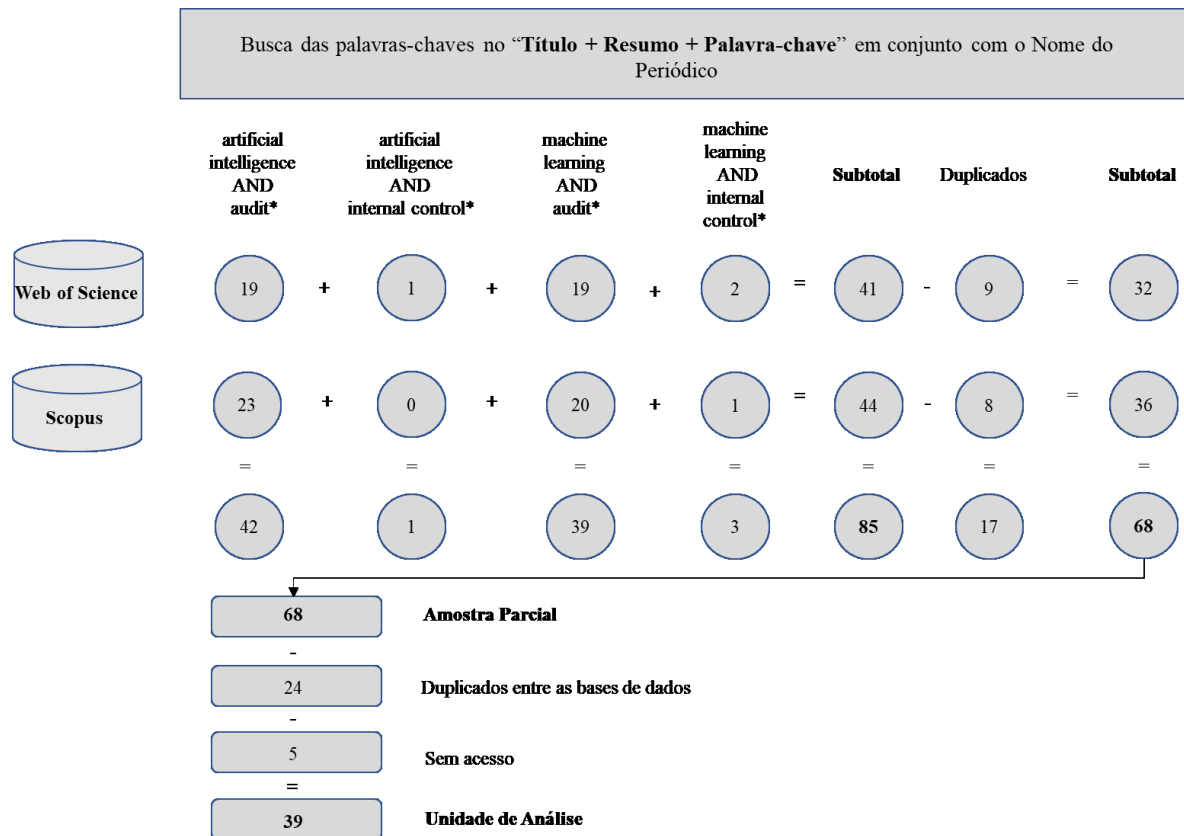


Figura 2-1. Procedimento de coleta de dados

Conforme apresentado na Figura 2.1, é possível verificar a síntese da aplicação do protocolo de pesquisa e os quantitativos identificados a cada procedimento até obter-se as unidades de análise. A busca primária realizada na base de dados retornou 85 artigos no total, dos quais 41 são da *Web of Science* e 44 da *Scopus*. Após a exclusão inicial dos artigos duplicados, com o total de 17 artigos, restaram 68. Ao unificar os artigos das bases *Web of Science* e *Scopus*, excluiu-se 24 artigos que estavam duplicados em ambas as bases e, ao proceder para a coleta dos arquivos no meio digital, 5 artigos não foram encontrados, assim, também foram excluídos da análise. No final restaram 39 artigos que foram utilizados como unidade de análise, conforme demonstrado no Apêndice B.

A análise dos artigos foi dividida em duas etapas:

- a) análise bibliométrica e,
- b) análise de conteúdo.

A análise bibliométrica foi efetuado com o suporte do *Biblioshiny* que é um aplicativo *web* de interface do *Bibliometrix*. A utilização do *Bibliometrix* está apresentada no Apêndice C. Já a análise de conteúdo foi realizada com o suporte do aplicativo Nvivo12.

O arquivo em Excel com as referências foi importado com suporte do pacote *Biblioshiny* no R para a análise bibliométrica dos 39 artigos. Já os PDFs gerados dos artigos foram importados para o software Nvivo12 a fim de auxiliar as codificações e categorizações a partir da análise de conteúdo. Por fim, destaca-se a adoção da codificação aberta para definir as categorias em termos de propriedade e dimensões a partir dos dados coletados. Em seguida, as categorias foram organizadas em temas correlatos, com a criação de categorias iniciais, intermediárias e finais (Strauss & Corbin, 2008). Na etapa de inferência e tratamento dos dados, utilizou-se a análise comparativa para destacar os aspectos semelhantes e diferentes entre as diversas categorias existentes em cada análise (Silva & Fossá, 2015). Assim, a seguir apresenta-se a seção de análise dos dados, inicialmente apresentado o perfil dos estudos a partir da análise bibliométrica e posteriormente a análise de conteúdo.

2.3 ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS DADOS

Esta seção apresenta uma descrição do perfil geral dos artigos analisados, bem como a análise e discussão dos dados.

2.3.1 Descrição do perfil dos artigos

Em relação ao período de publicação dos artigos analisados e seus locais de publicação, pode-se perceber uma variedade de 23 periódicos. A Tabela 2.1 apresenta a lista dos periódicos em que houve publicação sobre o tema de análise.

Tabela 2-1
Lista de publicações por periódicos

Periódico	Nº de artigos	AJG	Periódico	Nº de artigos	AJG
<i>International Journal of Accounting Information Systems</i>	4	2	<i>International Journal of Accounting and Information Management</i>	1	2
<i>Journal of Emerging Technologies in Accounting</i>	4	1	<i>Journal of Accounting and Economics</i>	1	4*
<i>Accounting Education</i>	3	2	<i>Journal of Accounting and Organizational Change</i>	1	2
<i>EDPACS</i>	3	1	<i>Journal of Accounting and Public Policy</i>	1	3
<i>Intelligent Systems in Accounting Finance & Management</i>	3	1	<i>Journal of Accounting Education</i>	1	2
<i>Managerial Auditing Journal</i>	3	2	<i>Journal of Accounting Research</i>	1	4*
<i>Accounting and Finance</i>	2	2	<i>Journal of Business Finance & Accounting</i>	1	3
<i>Review of Accounting Studies</i>	2	4	<i>Journal of Information Systems</i>	1	1
<i>Accounting Horizons</i>	1	3	<i>Journal of International Accounting Auditing and Taxation</i>	1	3
<i>Accounting Research Journal</i>	1	2	<i>Journal of Islamic Accounting and Business Research</i>	1	1
<i>Auditing - A Journal of Practice & Theory</i>	1	3	<i>Journal of Public Budgeting, Accounting and Financial Management</i>	1	2
<i>Australian Accounting Review</i>	1	2			
Total				39	

Em relação ao período de publicação dos artigos, a Figura 2.2 apresenta que o pico de publicações nos periódicos selecionados ocorreu no ano de 2020, com 13 artigos publicados. Este pico pode ser observado em virtude da chamada de mais pesquisas no âmbito de inteligência artificial e auditoria (Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018; Sutton et al., 2016).

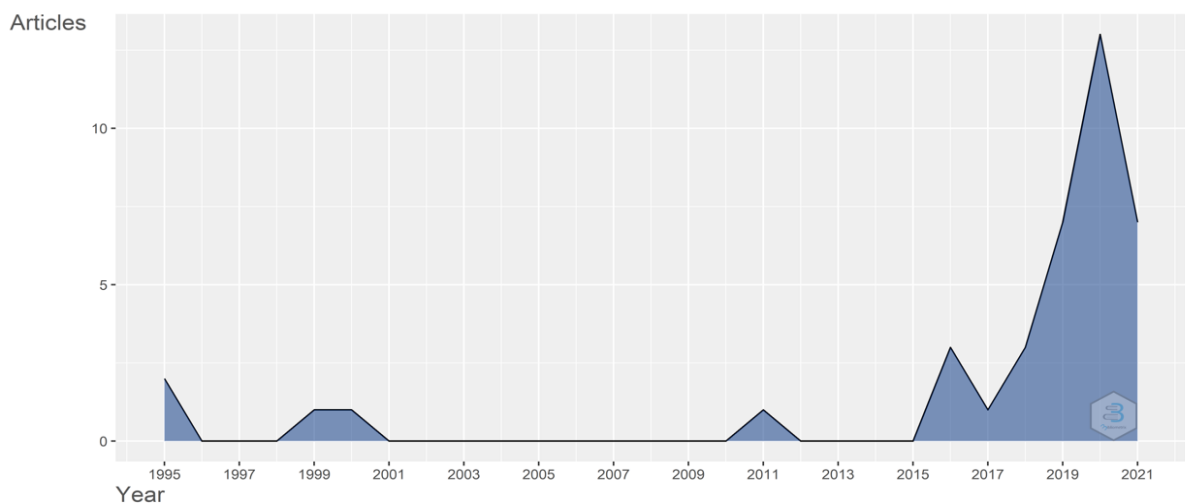


Figura 2-2. Publicações ao longo do tempo

As publicações nos periódicos de Contabilidade do tema de inteligência artificial e aprendizado de máquina na auditoria iniciaram em 1995. Este fator se observa pois até o final da década de 1990, o uso de sistemas especialistas era o foco das pesquisas no campo contábil (Sutton et al., 2016). Tanto os sistemas especialistas quanto as redes neurais foram as primeiras aplicações de inteligência artificial na auditoria (Baldwin-Morgan, 1995; White, 1995). Esta análise permite identificar os artefatos de SI que eram relevantes e usados na área, até aquele período.

A Figura 2.3 apresenta os 20 artigos mais relevantes da área, considerando o total de citações por artigos extraídos do *Biblioshine*, que considera as citações em todas as bases de dados na data de importação da base de dados utilizada. O número de citações mostra a popularidade e influência dos artigos na comunidade científica.

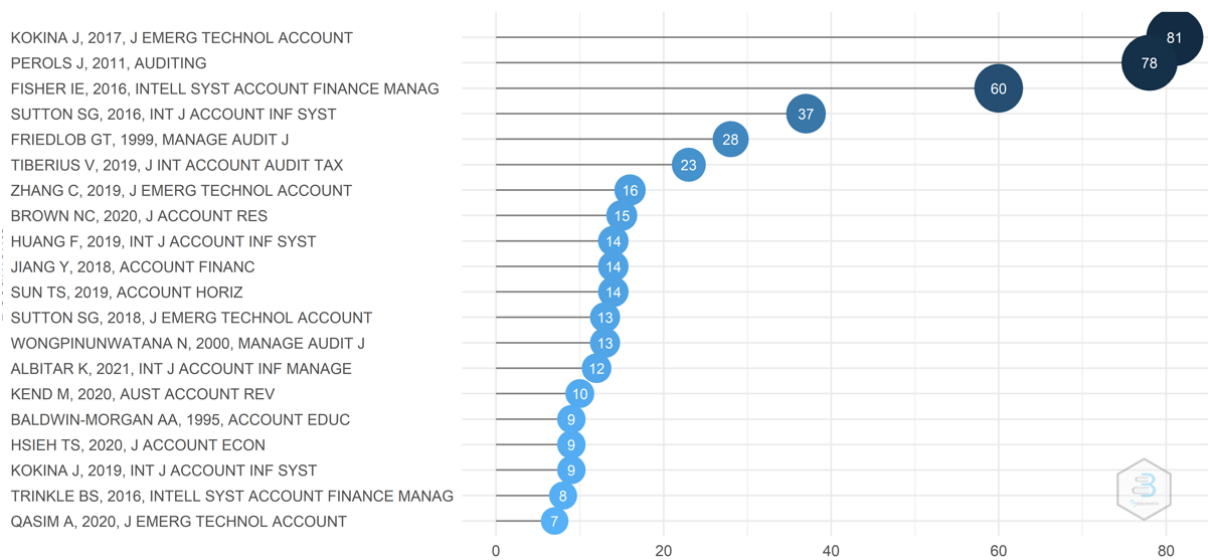


Figura 2-3. Artigos mais citados

Ao analisar os artigos mais citados é possível identificar algumas relações entre auditoria e inteligência artificial. Os estudos mais citados tratam de estudos teóricos (Fisher et al., 2016; Friedlob & Schleifer, 1999; Kokina & Davenport, 2017; Sun, 2019; Sutton et al., 2016; Zhang, 2019). O uso de inteligência artificial contempla atividades e tarefas no contexto da função do auditor externo, com o emprego de inteligências artificiais para o suporte da tomada de decisão ou na automação de tarefas repetitivas (Kokina & Davenport, 2017; Sutton et al., 2016), na detecção e previsão de fraudes (Fisher et al., 2016; Perols, 2011) e identificação de informações incorretas divulgadas de forma intencional (Brown et al., 2020).

Identificou-se a aplicação de lógica difusa, que também é empregada em inteligências artificiais, como em redes neurais, para a mensuração e gestão de riscos em ambiente de incerteza (Friedlob & Schleifer, 1999). A simulação do uso de automação de processos inteligentes (IPA) na avaliação de um produto comercializado, foi realizado como se fosse uma atividade da função da auditoria interna (Zhang, 2019). A colaboração entre diferentes áreas internas da organização, como o departamento contábil, financeiro, de TI e de auditoria interna, torna o processo de automação de uma tarefa mais efetiva (Kokina & Blanchette, 2019).

Nos estudos mais citados identificou-se o uso de alguns artefatos como IPA que é uma combinação da automação robótica de processos (RPA) com inteligência artificial (Zhang, 2019); algoritmos de aprendizado de máquina como o *TreeNet Gradient Boosting Machine*, que é um algoritmo utilizado para investigações empíricas de alta dimensão (Jiang & Jones, 2018); o *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) que é um algoritmo não supervisionado que usa a distribuição de palavras entre documentos para classificar e quantificar temas (Brown et al., 2020); árvore de decisão, *support vector machine* (SVM), regressão linear, redes neurais e *ensemble method* - combinação de diferentes algoritmos - (Perols, 2011).

Com o propósito de identificar a frequência das palavras-chaves, elaborou-se a Figura 2.4 a partir da ferramenta *Biblioshine*. Para a construção desta nuvem foi considerada a frequência das 50 palavras-chaves mais usadas pelos autores.



Figura 2-4. Nuvem de palavras-chaves

Para este estudo foi utilizada a abordagem de análise de conteúdo *Data-driven*, ou seja, os dados que direcionaram as categorizações. As categorias iniciais da unidade de análise foram

construídas a partir da frequência das palavras-chaves mais presentes, como suporte e direcionamento. Na nuvem de palavras identificou-se que as palavras mais frequentes tratavam do objeto de estudo, como inteligência artificial (*artificial intelligence*), aprendizado de máquina (*machine learning*) e auditoria (*audit*). Após as análises iniciais frequenciais e leitura integral dos 39 artigos, chegou-se em cinco categorias:

- a) educação e treinamento;
- b) fatores que influenciam na delegação e uso;
- c) automação;
- d) suporte;
- e) ampliação da capacidade.

Estas categorias foram exploradas no decorrer das próximas seções.

2.3.2 Educação e treinamento

Desde a década de 90 já se mostrava a relevância da formação e preparação em ferramentas de inteligência artificial, nos cursos de Contabilidade. Assim, esta formação permitiria que estes profissionais pudessem estar melhor preparados para o mercado de trabalho (Baldwin-Morgan, 1995; White, 1995). As pesquisas eram focadas em tecnologias classificadas como sistemas especialistas e redes neurais (Baldwin-Morgan, 1995; Sutton et al., 2016; White, 1995). Hoje o foco aponta para a preparação dos estudantes em tecnologias emergentes como aprendizado de máquina, processamento de linguagem natural (NLP), *data analytics*, *blockchain* e automação de processos robóticos (RPA), em conjunto com outras técnicas de inteligência artificial (Huang & Vasarhelyi, 2019; Kend & Nguyen, 2020; Krieger et al., 2021; Qasim & Kharbat, 2020; Singhvi et al., 2021; Sutton et al., 2016).

As competências necessárias para a formação do auditor estão mudando, e agora incluem treinamento em estatística, *data analytics*, programação em R e habilidades básicas de aprendizado de máquina para lidar com dados estruturados e não estruturados (Qasim & Kharbat, 2020; Sun, 2019; Sutton et al., 2016). Para preparar os profissionais de contabilidade adequadamente, é possível redesenhar o currículo dos cursos. Uma abordagem seria aplicar técnicas e algoritmos em conjunto com as disciplinas existentes, como por exemplo, aplicar a inteligência artificial, *blockchain* e *data analytics* aos princípios de contabilidade financeira (Qasim & Kharbat, 2020).

Já foi sugerido em um estudo anterior que uma quantidade mínima de 150 horas seja incluída na formação dos estudantes de Contabilidade em inteligência artificial (White, 1995). Para auxiliar no aprendizado prático, casos de ensino que simulem a aplicação e uso de ferramentas de inteligência artificial podem ser implementados (Gross et al., 2020; Singhvi et al., 2021). É sugerido que pesquisas futuras sejam realizadas com estudantes e egressos dos cursos de Contabilidade para identificar se esses profissionais foram adequadamente formados em técnicas de inteligência artificial ao longo do curso.

2.3.3 Fatores que influenciam na delegação e uso

Algumas discussões ensejam a adoção e o uso de inteligência artificial. Quando o uso destas técnicas é voluntário, a adoção tende ser mais lenta (Kend & Nguyen, 2020). Em relação as habilidades necessárias, como alguns profissionais precisam aprender a programar (Sun, 2019; Sutton et al., 2016), o uso e adoção pode ser restringido a profissionais que possuam estas competências. Uma alternativa seria o suporte de especialistas de outras áreas, como em tecnologia, que podem apoiar o auditor na implementação e uso destas técnicas (Krieger et al., 2021). A complexidade e estrutura da tarefa (Wongpinunwatana et al., 2000; Zhang, 2019) também são fatores que impactam na adoção. Ou mesmo o seu uso pode gerar discussões junto aos demais agentes, visto que muitas destes artefatos ainda são considerados *black boxes*, devido à dificuldade de entender como estes algoritmos tomam decisões (Kokina & Davenport, 2017; Trinkle & Baldwin, 2016). A adoção de algumas inteligências artificiais, como o aprendizado de máquina (ML) e o aprendizado profundo (DL), podem ser mais difíceis devido ao seu grau de complexidade (Sun, 2019).

A implementação de técnicas de inteligência artificial pode envolver custos significativos, como na aquisição dos softwares, treinamento aos colaboradores e manutenção destas ferramentas (Aboud & Robinson, 2020; Zhang, 2019). O regulador também possui um papel importante neste processo, pois ele pode desenvolver um mecanismo de compartilhamento de informações, preservando a segurança e privacidade dos dados. Este mecanismo ajuda a reduzir o custo na adoção de técnicas de inteligência artificial, pois as firmas de auditoria externa poderiam compartilhar e usar estas informações (Sun, 2019). Por mais que o custo inicial de implementação pode ser alto, a companhia ao longo do tempo pode recuperar estes custos, com a redução do custo laboral pela automatização (Roszkowska, 2021).

Dependendo da estrutura da tarefa, o agente pode automatizá-la, utilizar alguma ferramenta para suportar a tomada de decisão, ou mesmo, ampliar a capacidade de tomada de decisões mais acuradas. As próximas seções apresentam os diferentes tipos de delegação de tarefas, visto que conforme o propósito, o agente humano pode efetuar a automação de uma tarefa ou realizar diferentes algoritmos para suportar ou ampliar a capacidade de tomada de decisão. A Tabela 2.2 apresenta as tarefas que podem ser delegadas para diferentes artefatos de SI de inteligência artificial.

Tabela 2-2

Lista de tarefas que podem ser delegadas para algoritmos

Tarefa	Tipo	Frequência	Técnica/ Ferramenta	Automação	Suporte	Ampliação	Ap. B
Emissão e envio de documentos	Estruturada	Rotineira	<i>Robotic Process Automation (RPA)</i>	X			4, 23, 30
Reconciliação contábil	Estruturada	Rotineira	<i>Robotic Process Automation (RPA)</i>	X	X		18, 23, 39
Cálculo com parâmetros definidos e estimativas	Semiestruturada	Rotineira	<i>Robotic Process Automation (RPA)/Linear Regression/Random Forest/Gradient Boosting Machine/Artificial neural network</i>	X	X		12, 23
Contagem de estoques	Não estruturada	Rotineira e não rotineira	<i>IoT/RPA/Deep learning/Machine learning Data mining/Financial ratio analysis/Benford's Law/Beneish M-Score/Logistic Regression/Decision Tree/Support Vector Machine/Text Mining/Deep learning/Natural Language Processing/Cognitive Assistant/AI-infused bots</i>	X			15, 24, 30, 39
Deteção e predição de fraude e de riscos	Não estruturada	Rotineira e não rotineira	<i>Support Vector Machine/Text Mining/Deep learning/Natural Language Processing/Cognitive Assistant/AI-infused bots</i>		X	X	1, 3, 5, 11, 13, 30, 36
Identificação de anomalias	Não estruturada	Não rotineira	<i>Topic Modelling: Latent Dirichlet Allocation/Text mining: Knowledge based/Text mining: Statistical/Machine</i>		X	X	2, 5, 7, 19, 24,34

Tarefa	Tipo	Frequência	Técnica/ Ferramenta	Automação	Suporte	Ampliação	Ap. B
			<i>learning/Artificial Neural Network</i>				
Predição de fraqueza nos controles internos	Não estruturada	Não rotineira	<i>Deep learning</i>			X	11, 39
Análise dos dados transcritos e em áudio	Não estruturada	Não rotineira	<i>Deep learning/Cognitive Computing/Deep learning</i>			X	16, 30, 39
Geração de relatórios	Não estruturada	Não rotineira	<i>Natural Language Generation (NLG)</i>	X	X		24

Conforme apresentado na Tabela 2.2, há uma variedade de algoritmos que podem ser utilizados, dependendo da finalidade do agente humano. A Figura 2.5 foi preparada a partir da consolidação dos algoritmos apresentados nos artigos analisados e também sumarizados na Tabela 2.2, com base na característica de tarefas realizadas. Logo, apresenta-se uma síntese destes artefatos identificados na literatura e possibilidade de aplicações. Tanto a Tabela 2.2, quando a Figura 2.5 serão exploradas nas próximas seções.

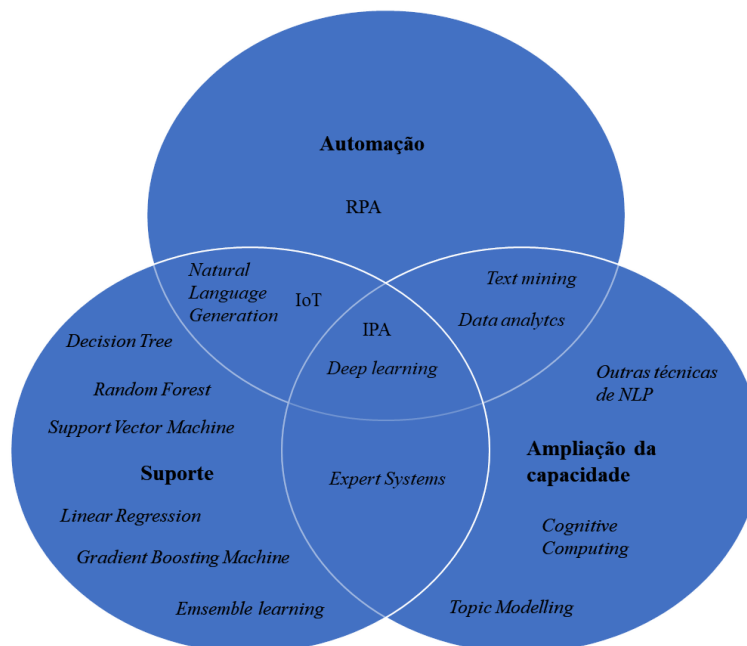


Figura 2-5. Algoritmos utilizados para delegação de tarefas

2.3.4 Automação

A automação de tarefas no ambiente de auditoria permite que procedimentos amostrais sejam substituídos, pois os algoritmos permitem que um grande volume de dados seja testado, ou seja, a população a ser avaliada (Kokina & Blanchette, 2019; Zhang, 2019). A estrutura das tarefas está diretamente relacionada a esta decisão, pois tarefas não cognitivas, com regras bem definidas e dados estruturados, podem ser desempenhas com maior acuracidade por uma IA, que por um humano (Huang & Vasarhelyi, 2019; Kokina & Blanchette, 2019; Kokina & Davenport, 2017). Entre os tipos de tarefa que podem ser delegados, a manutenção e atualização de limite de crédito de clientes, processamento de pagamento, identificação de pagamento duplicados e cálculos padronizados com parâmetros definidos podem ser realizados por uma RPA (Kokina & Blanchette, 2019).

Algumas tarefas podem envolver mais de uma etapa, em que uma das etapas pode ser realizada de forma automatizada e outra exigir a necessidade do uso de inteligência artificial (Singhvi et al., 2021; Sun, 2019; Zhang, 2019). Como exemplo, o envio de faturas aos clientes realizada por RPA e a validação desta fatura a fim de identificar algum risco de fraude, ser realizado por *deep learning* (Alles & Gray, 2020; Kokina & Blanchette, 2019; Sun, 2019).

Alguns estudos já apontam que a inteligência artificial não vai substituir a função do auditor, mas sim ela poderá servir como suporte na tomada de decisão (Cangemi & Taylor, 2018; Sutton et al., 2016, Sutton et al., 2018; Zhang, 2019). Com a delegação destas tarefas que antes eram realizadas manualmente, o auditor pode ter tempo para atividades mais cognitivas (Zhang, 2019). Tarefas como a interpretação de imagens escaneadas, falta de integração com o reconhecimento ótico de caracteres (OCR) e requerimento de julgamento profissional, podem ser uma barreira para a automatização (Kokina & Blanchette, 2019). Com a utilização de RPA, os auditores podem testar toda a população de bases de dados, como contas a receber e contas a pagar, como também validar os controles internos da companhia (Huang & Vasarhelyi, 2019).

2.3.5 Suporte

O auditor, ao delegar determinada tarefa a um algoritmo, precisa participar efetivamente da decisão de todas as etapas realizadas pelo artefato de SI (Sun, 2019). No processo de delegação, o auditor pode utilizar um artefato de SI, ou o uso concomitante de mais de uma técnica, principalmente quando a tarefa envolve diversas etapas, como exemplo, uso de internet

das coisas (IoT) para contagem física de estoques de produtos (Kokina & Davenport, 2017; Roszkowska, 2021; Zhang, 2019), de uma RPA para a reconciliação contábil da conta de estoques (Kokina & Blanchette, 2019; Zhang, 2019), de aprendizado de máquina para o cálculo de probabilidade de um cliente ir à falência (Jiang & Jones, 2018) ou o uso de uma rede neural para análise de crédito (Trinkle & Baldwin, 2016).

Os algoritmos de aprendizado de máquina detectam padrões complexos em um conjunto de dados, selecionam as melhores variáveis e descobrem combinações adequadas com o propósito de fazer previsões mais acuradas (Bertomeu et al., 2021). Ao analisar os artefatos de SI, identificou-se diferentes algoritmos que podem ser aplicados, dependendo da estrutura da tarefa. Como exemplo, a utilização e comparação de diferentes algoritmos de aprendizado de máquina como o SVM, *Decision Tree*, *Random Forest*, *Gradient Boosting Machine*, além de compará-los com algoritmos estatísticos, como a regressão linear e logística. Estes algoritmos foram aplicados para a predição e detecção de risco de fraude, troca de firmas de auditoria, melhorar diretamente a estimativa de um saldo contábil, reduzindo os erros intencionais e não intencionais e poder fornecer sinais de alerta antecipado de distorções (Bertomeu et al., 2021; Ding et al., 2020; Hunt et al., 2021; Perols, 2011; Westland, 2020).

2.3.6 Ampliação da capacidade

Os algoritmos também podem ampliar a capacidade de tomada de decisão do auditor. Tarefas que requerem o julgamento e ceticismo profissional, como exemplo a avaliação de risco de auditoria, o auditor pode utilizar como apoio técnicas de inteligência artificial a fim de tomar decisões mais acuradas (Zhang, 2019). O *text mining* e *topic modelling* foram utilizados em dados não estruturados, como os contratos de auditoria, documentações fornecidas pela companhia e relatórios emitidos por reguladores (Ahonen & Koljonen, 2020; Brown et al., 2020; Chang & Stone, 2019; Tlemsani et al., 2020). A utilização destas ferramentas foi realizada para análise do tamanho da firma da auditoria na legibilidade da proposta, se as companhias estão em conformidade com determinada legislação e na detecção de erros (Ahonen & Koljonen, 2020; Brown et al., 2020; Chang & Stone, 2019; Tlemsani et al., 2020). O LDA foi utilizado para analisar o conteúdo integral do formulário 10-K do período de 1994 até 2012 a fim de identificar padrões na divulgação incorreta de forma intencional, para isso, buscou-se no formulário as palavras fraude ou irregularidade, se a rerepresentação foi devido a uma

investigação pela *Security and Exchange Commission* (SEC) e se havia a presença de alguma investigação independente relacionada a reapresentação (Brown et al., 2020).

Já outras ferramentas de *natural language processing* podem ser usadas para predição de falências, análise e revisão de contratos, detecção de fraude e análise de sentimentos (Fisher et al., 2016; Sun, 2019; Zhang, 2019). *Cognitive computing* como o IBM Watson Personality Insights foi usado para processar a transcrição das sessões de perguntas e respostas de teleconferências realizadas por CEO e CFO de companhias locais dos Estados Unidos e analisar se determinadas características de executivos podem influenciar na avaliação de risco pela auditoria externa (Hrazdil et al., 2020). O *TreeNet Gradient Boosting Machine*, um algoritmo de aprendizado de máquina, útil para investigações empíricas de alta dimensão foi usado tanto para predição de falências de empresas da China (Jiang & Jones, 2018) quanto para identificar e prever fatores que influenciam os impactos da citação, identificando que o campo de auditoria possui uma relação negativa ao impacto de citação (Jones & Alam, 2019). O Apêndice D sintetiza os artefatos de inteligência artificial identificados na literatura.

2.3.7 Agenda para futuras pesquisas

Esta seção discute oportunidades para pesquisas futuras identificadas durante a síntese da literatura. A Tabela 2.3 fornece um resumo das direções importantes identificadas e está organizada de acordo com as categorias mais amplas discutidas na seção de análise e discussão dos resultados do artigo.

Tabela 2-3

Direções para pesquisas futuras

Categoria	Estudos futuros	Referência
Educação e treinamento	Quais as competências necessárias a um profissional de auditoria interna para a adoção e uso de diferentes técnicas de inteligência artificial? Quais as mudanças necessárias no currículo de Contabilidade para que um profissional de auditoria tenha conhecimentos suficientes em técnicas de inteligência artificial?	(Kokina & Blanchette, 2019; Qasim & Kharbat, 2020; Sun, 2019; Sutton et al., 2016)
Adoção e uso	Quais condições / fatores que influenciam o uso / adoção de IA nas delegações de tarefas? Quais são as condições necessárias, moderadoras, mediadoras que influenciam o uso / adoção de IA nas delegações de tarefas? Quais as principais barreiras para a adoção e uso de diferentes técnicas de inteligência artificial?	(Aboud & Robinson, 2020; Arnold & Sutton, 1998; Kokina & Blanchette, 2019; Zhang, 2019)

Categoria	Estudos futuros	Referência
	Quais mudanças são necessárias no ambiente de controles internos para o uso de técnicas como inteligência artificial? Como as organizações podem colher os melhores benefícios destas tecnologias?	
Delegação (Automação, Suporte e Ampliação da Capacidade)	Como a automação ou delegação de tarefas para diferentes tecnologias emergentes pode mudar o papel do auditor? Como o uso de técnicas de inteligência artificial pode enviesar a tomada de decisão do auditor? Quais tarefas podem ser automatizadas ou delegadas dentro do contexto da auditoria interna para técnicas de inteligência artificial?	(Huang & Vasarhelyi, 2019; Kokina & Davenport, 2017; Sun, 2019; Zhang, 2019)

Dos 39 artigos analisados, 21 tratam de estudos teórico-empíricos. Logo, percebe-se a necessidade de mais estudos empíricos que identifiquem a relação de delegação de tarefas para inteligência artificial. Entre os instrumentos de coleta, identificou-se o uso de questionários, entrevistas e experimentos no uso ou adoção de inteligências artificiais para a previsão de fraude; impactos da digitalização na profissão, uso de *data analytics*, além de outras tecnologias emergentes (Aboud & Robinson, 2020; Damerji & Salimi, 2021; Kend & Nguyen, 2020; Krieger et al., 2021; Tiberius & Hirth, 2019; White, 1995; Wongpinunwatana et al., 2000). Destaca-se que ainda não há a adoção efetiva destas técnicas, como demonstrado no caso da Austrália, mas que há um movimento por parte das instituições de ensino para a preparação e formação de estudantes de Contabilidade (Kend & Nguyen, 2020). Sugerem-se pesquisas futuras que identifiquem as competências necessárias e as mudanças que poderiam ser realizadas no currículo de Contabilidade (Qasim & Kharbat, 2020; Sun, 2020; Sutton et al., 2016). Se propõe ainda para pesquisas futuras que sejam efetuados estudos empíricos com estudantes e egressos dos cursos de Contabilidade com o propósito de identificar se estes profissionais tiveram formação suficiente em técnicas de inteligência artificial no decorrer do curso.

Dos estudos teóricos realizados, observou-se que muitos têm como objetivo demonstrar as possibilidades de aplicação de artefatos de Sistemas de Informação (SI) na profissão de auditoria externa. Além disso, esses estudos propõem frameworks que definem as etapas e tarefas da auditoria externa com a utilização de técnicas como Inteligência Artificial, Data Analytics e Aprendizado Profundo (Alles & Gray, 2020; Krieger et al., 2021; Sun, 2019; Zhang, 2019).

No entanto, a maioria desses estudos se concentra no contexto da auditoria externa, com pouca pesquisa sobre a inclusão ou utilização desses artefatos no contexto da auditoria interna. Entre os poucos estudos encontrados, um deles sugere a substituição do comitê de

auditoria por robôs combinados com Inteligência Artificial (Dheeriya & Singhvi, 2021), enquanto outro simula a avaliação de desempenho de um produto como se fosse uma atividade da auditoria interna (Sun, 2019). Portanto, sugere-se a realização de estudos empíricos futuros que analisem se há adoção efetiva de Inteligência Artificial pela auditoria interna e se suas atividades podem ser delegadas para diferentes algoritmos. Além disso, sugere-se que sejam realizados estudos empíricos que identifiquem tarefas no contexto da auditoria interna que possam se beneficiar da aplicação de Inteligência Artificial, uma vez que já existem estudos sobre esse assunto no contexto da auditoria externa (Huang & Vasarhelyi, 2019; Sun, 2019; Zhang, 2019). Para isso o Apêndice E apresenta um resumo com questões que podem ser usadas como instrumento de pesquisa para entrevistas semiestruturadas.

2.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente artigo alcançou o objetivo da pesquisa ao identificar a relação de delegação para inteligência artificial no contexto da auditoria interna. O objetivo geral foi respondido ao identificar os artefatos de SI de inteligência artificial utilizados no contexto da auditoria e identificar tarefas e processos que podem ser delegados no contexto da auditoria para inteligência artificial a partir da revisão da literatura. Identificou-se que para tarefas de predição e detecção, os algoritmos de aprendizado de máquina, como o SVM, *Gradient Boosting Machine*, *Random Forest*, *Decision Tree* são os mais utilizados, entretanto, identificou-se que são tarefas que normalmente são executadas pela função da auditoria externa. Sugere-se pesquisas empíricas que busquem identificar os artefatos de inteligência artificial usados pela auditoria interna, bem como identificar como que os auditores internos podem delegar suas atividades sem afetar a tomada de decisão e o julgamento e ceticismo profissional.

Alguns estudos indicaram que o uso em conjunto de outras tecnologias emergentes com inteligência artificial, como o uso da RPA (Zhang, 2019), *Blockchain*, contratos inteligentes e Internet das Coisas (Roszkowska, 2021) pode ampliar a capacidade de tomada de decisão. Já as redes neurais artificiais podem ser usadas para melhorar o modelo de análise de crédito interno das companhias (Trinkle & Baldwin, 2016) e o processamento de linguagem natural pode ser empregado para identificar riscos internos da companhia (Fisher et al., 2016). Entre os fatores identificados, percebeu-se que a formação nos cursos de Contabilidade pode estar sendo deficitária, ou seja, não estar preparando profissionais com competências em inteligência artificial. Sugere-se para estudos futuros a validação desta proposição de forma empírica.

Outro fator refere-se ao custo que as companhias têm com a implementação destes softwares e a formação dos profissionais neste tipo de tecnologia (Zhang, 2019). Sugere-se que seja investigado se estes podem ser os principais fatores relacionados ao processo de não adoção de inteligências artificiais. Outra discussão também engloba a decisão de automatizar uma tarefa ou o uso destes artefatos como suporte na tomada de decisão. Alguns estudos já apontam que tarefas rotineiras com atividades bem definidas, podem ser automatizadas, entretanto, tarefas que exigem julgamento por parte do humano, podem ter suas análises suportadas por estas tecnologias (Huang & Vasarhelyi, 2019; Kokina & Davenport, 2017; Sun, 2019).

Este estudo contribui para a literatura de adoção e uso de tecnologias emergentes por auditores, pois preenche uma lacuna ao identificar que ainda não há o uso efetivo destas tecnologias por parte da auditoria interna, além de trazer um panorama geral para a profissão do auditor. Contribui também para as instituições de ensino ao trazer uma visão geral da necessidade de formação e prática profissional do auditor nestas tecnologias emergentes, com a inclusão de cursos de extensão ou a inclusão destas tecnologias, nas demais disciplinas. Outra contribuição refere-se ao fato deste estudo poder servir como base para a construção de um instrumento de coleta (questionário ou entrevistas) para fornecer evidências empíricas. Como contribuição social, os resultados demonstram a necessidade de novas competências do profissional de auditoria, identificando a falta de formação em programação e uso de inteligências artificiais, bem como o impacto que pode ter no futuro da profissão

Por fim, como limitações dessa pesquisa refere-se a escolha por analisar artigos revisados por pares e publicados em periódicos no *ranking* da AJG, sugerindo-se para pesquisas futuras, a replicação deste estudo considerando outras bases de dados e eventos científicos relevantes. O presente artigo focou na profissão do auditor, que é o interesse da pesquisa, mas sugere-se para pesquisas futuras a inclusão da análise das demais subáreas da contabilidade, como contabilidade financeira, gerencial, impostos, entre outras. Outra limitação refere-se ao fato de ser uma revisão da literatura, logo, sugere-se pesquisas empíricas (qualitativas e quantitativas) que identifiquem os fatores que levam a delegação e uso de inteligência artificial no contexto da auditoria interna.

2.5 REFERÊNCIAS

Abdi, M. D., Dobamo, H. A., & Bayu, K. B. (2021). Exploring current opportunity and threats of artificial intelligence on small and medium enterprises accounting function; evidence from South west part of Ethiopia, Oromiya, Jimma and Snnpr, Bonga. *Academy of*

- Accounting and Financial Studies Journal*, 25(2), 11. <https://www.abacademies.org/articles/exploring-current-opportunity-and-threats-of-artificial-intelligence-on-small-and-medium-enterprises-accounting-function-evidence-10407.html>
- About, A., & Robinson, B. (2020). Fraudulent financial reporting and data analytics: An explanatory study from Ireland. *Accounting Research Journal, ahead-of-print*(ahead-of-print). <https://doi.org/10.1108/ARJ-04-2020-0079>
- Ahonen, P., & Koljonen, J. (2020). The contents of the National Audit Office of Finland performance audits, 2001–2016: An interpretive study with computational content analysis. *Journal of Public Budgeting, Accounting & Financial Management*, 32(1), 49–66. <https://doi.org/10.1108/JPBAFM-11-2018-0138>
- Alles, M. G., & Gray, G. L. (2020). Will the Medium Become the Message? A Framework for Understanding the Coming Automation of the Audit Process. *Journal of Information Systems*, 34(2), 109–130. <https://doi.org/10.2308/isys-52633>
- Andreassen, R.-I. (2020). Digital technology and changing roles: A management accountant's dream or nightmare? *Journal of Management Control*, 31(3), 209–238. <https://doi.org/10.1007/s00187-020-00303-2>
- Baird, A., & Maruping, L. M. (2021). The Next Generation of Research on IS Use: A Theoretical Framework of Delegation to and from Agentic IS Artifacts. *MIS Quarterly*, 45(1), 315–341. <https://doi.org/10.25300/MISQ/2021/15882>
- Baldwin-Morgan, A. A. (1995). Integrating artificial intelligence into the accounting curriculum. *Accounting Education*, 4(3), 217–229. <https://doi.org/10.1080/09639289500000026>
- Benbya, H., Pachidi, S., & Jarvenpaa, S. L. (2021). Special Issue Editorial: Artificial Intelligence in Organizations: Implications for Information Systems Research. *Journal of the Association for Information Systems*, 23.
- Bertomeu, J., Cheynel, E., Floyd, E., & Pan, W. (2021). Using machine learning to detect misstatements. *Review of Accounting Studies*, 26(2), 468–519. <https://doi.org/10.1007/s11142-020-09563-8>
- Betti, N., & Sarens, G. (2021). Understanding the internal audit function in a digitalised business environment. *Journal of Accounting & Organizational Change*, 17(2), 197–216. <https://doi.org/10.1108/JAOC-11-2019-0114>
- Borges, A. F. S., Laurindo, F. J. B., Spínola, M. M., Gonçalves, R. F., & Mattos, C. A. (2021). The strategic use of artificial intelligence in the digital era: Systematic literature review and future research directions. *International Journal of Information Management*, 57, 102225. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102225>
- Brown, N. C., Crowley, R. M., & Elliott, W. B. (2020). What Are You Saying? Using *topic* to Detect Financial Misreporting. *Journal of Accounting Research*, 58(1), 237–291. <https://doi.org/10.1111/1475-679X.12294>

- Cangemi, M. P., & Taylor, P. (2018). Harnessing Artificial Intelligence to Deliver Real-Time Intelligence and Business Process Improvements. *EDPACS*, 57(4), 1–6. <https://doi.org/10.1080/07366981.2018.1444007>
- Chang, Y.-T., & Stone, D. N. (2019). Why does decomposed audit proposal readability differ by audit firm size? A Coh-Metrix approach. *Managerial Auditing Journal*, 34(8), 895–923. <https://doi.org/10.1108/MAJ-02-2018-1789>
- Correa, W. V. M., Silva, T. D., Souza, R. B. L., Marcolin, C. B., & Momo, F. S. (2021). Automação de tarefas contábeis por machine learning a luz do framework de delegação para agentes de Sistemas de Informação. Anais do Encontro da Associação Nacional de Pós-Graduação e Pesquisa em Administração, on-line, 45. <http://www.anpad.org.br>
- Damerji, H., & Salimi, A. (2021). Mediating effect of use perceptions on technology readiness and adoption of artificial intelligence in accounting. *Accounting Education*, 30(2), 107–130. <https://doi.org/10.1080/09639284.2021.1872035>
- Dheeriya, P., & Singhvi, M. (2021). A conceptual framework for replacing audit committees with artificial intelligence infused bot. *EDPACS*, 63(3), 1–18. <https://doi.org/10.1080/07366981.2020.1824335>
- Ding, K., Lev, B., Peng, X., Sun, T., & Vasarhelyi, M. A. (2020). Machine learning improves accounting estimates: Evidence from insurance payments. *Review of Accounting Studies*, 25(3), 1098–1134. <https://doi.org/10.1007/s11142-020-09546-9>
- Dyball, M. C., & Seethamraju, R. (2021). The impact of client use of blockchain technology on audit risk and audit approach—An exploratory study. *International Journal of Auditing*, 25(2), 602–615. <https://doi.org/10.1111/ijau.12238>
- Fisher, I. E., Garnsey, M. R., & Hughes, M. E. (2016). Natural Language Processing in Accounting, Auditing and Finance: A Synthesis of the Literature with a Roadmap for Future Research: NLP in Accounting, Auditing and Finance. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 23(3), 157–214. <https://doi.org/10.1002/isaf.1386>
- Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254–280. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>
- Friedlob, G. T., & Schleifer, L. L. F. (1999). Fuzzy logic: Application for audit risk and uncertainty. *Managerial Auditing Journal*, 14(3), 127–137. <https://doi.org/10.1108/02686909910259103>
- Gray, G. L., Chiu, V., Liu, Q., & Li, P. (2014). The expert systems life cycle in AIS research: What does it mean for future AIS research? *International Journal of Accounting Information Systems*, 15(4), 423–451. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2014.06.001>

- Gross, A., Hoelscher, J., Reed, B. J., & Sierra, G. E. (2020). The new nuts and bolts of auditing: Technological innovation in inventorying inventory. *Journal of Accounting Education*, 52, 100679. <https://doi.org/10.1016/j.jaccedu.2020.100679>
- Hooda, N., Bawa, S., & Rana, P. S. (2020). Optimizing Fraudulent Firm Prediction Using Ensemble Machine Learning: A Case Study of an External Audit. *Applied Artificial Intelligence*, 34(1), 20–30. <https://doi.org/10.1080/08839514.2019.1680182>
- Hrazdil, K., Novak, J., Rogo, R., Wiedman, C., & Zhang, R. (2020). Measuring executive personality using machine- learning algorithms: A new approach and audit fee- based validation tests. *Journal of Business Finance & Accounting*, 47(3–4), 519–544. <https://doi.org/10.1111/jbfa.12406>
- Huang, F., & Vasarhelyi, M. A. (2019). Applying robotic process automation (RPA) in auditing: A framework. *International Journal of Accounting Information Systems*, 35, 100433. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2019.100433>
- Hunt, J. O. S., Rosser, D. M., & Rowe, S. P. (2021). Using machine learning to predict auditor switches: How the likelihood of switching affects audit quality among non-switching clients. *Journal of Accounting and Public Policy*, 40(5), 106785. <https://doi.org/10.1016/j.jaccpubpol.2020.106785>
- Issa, H., Sun, T., & Vasarhelyi, M. A. (2016). Research Ideas for Artificial Intelligence in Auditing: The Formalization of Audit and Workforce Supplementation. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 13(2), 1–20. <https://doi.org/10.2308/jeta-10511>
- Jarrahi, M. H. (2018). Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making. *Business Horizons*, 61(4), 577–586. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.03.007>
- Jiang, Y., & Jones, S. (2018). Corporate distress prediction in China: A machine learning approach. *Accounting & Finance*, 58(4), 1063–1109. <https://doi.org/10.1111/acfi.12432>
- Jones, S., & Alam, N. (2019). A machine learning analysis of citation impact among selected Pacific Basin journals. *Accounting & Finance*, 59(4), 2509–2552. <https://doi.org/10.1111/acfi.12584>
- Kend, M., & Nguyen, L. A. (2020). Big Data Analytics and Other Emerging Technologies: The Impact on the Australian Audit and Assurance Profession. *Australian Accounting Review*, 30(4), 269–282. <https://doi.org/10.1111/auar.12305>
- Kokina, J., & Blanchette, S. (2019). Early evidence of digital labor in accounting: Innovation with Robotic Process Automation. *International Journal of Accounting Information Systems*, 35, 100431. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2019.100431>
- Kokina, J., & Davenport, T. H. (2017). The Emergence of Artificial Intelligence: How Automation is Changing Auditing. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 14(1), 115–122. <https://doi.org/10.2308/jeta-51730>

- Korhonen, T., Selos, E., Laine, T., & Suomala, P. (2020). Exploring the programmability of management accounting work for increasing automation: An interventionist case study. *Accounting, Auditing & Accountability Journal*, 34(2), 253–280. <https://doi.org/10.1108/AAAJ-12-2016-2809>
- Krieger, F., Drews, P., & Velte, P. (2021). Explaining the (non-) adoption of advanced data analytics in auditing: A process theory. *International Journal of Accounting Information Systems*, 41, 100511. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2021.100511>
- Lamboglia, R., Lavorato, D., Scornavacca, E., & Za, S. (2021). Exploring the relationship between audit and technology. A bibliometric analysis. *Meditari Accountancy Research*, 29(5), 1233–1260. <https://doi.org/10.1108/MEDAR-03-2020-0836>
- Moll, J., & Yigitbasioglu, O. (2019). The role of internet-related technologies in shaping the work of accountants: New directions for accounting research. *The British Accounting Review*, 51(6), 100833. <https://doi.org/10.1016/j.bar.2019.04.002>
- Perols, J. (2011). Financial Statement Fraud Detection: An Analysis of Statistical and Machine Learning Algorithms. *AUDITING: A Journal of Practice & Theory*, 30(2), 19–50. <https://doi.org/10.2308/ajpt-50009>
- Qasim, A., & Kharbat, F. F. (2020). Blockchain Technology, Business Data Analytics, and Artificial Intelligence: Use in the Accounting Profession and Ideas for Inclusion into the Accounting Curriculum. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 17(1), 107–117. <https://doi.org/10.2308/jeta-52649>
- Rikhardsson, P., & Yigitbasioglu, O. (2018). Business intelligence & analytics in management accounting research: Status and future focus. *International Journal of Accounting Information Systems*, 29, 37–58. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2018.03.001>
- Roszkowska, P. (2021). Fintech in financial reporting and audit for fraud prevention and safeguarding equity investments. *Journal of Accounting & Organizational Change*, 17(2), 164–196. <https://doi.org/10.1108/JAOC-09-2019-0098>
- Silva, A. H.; Fossá, M. I. T. (2015). Análise de Conteúdo: exemplo de aplicação da técnica para análise de dados qualitativos. *Qualitas Revista Eletrônica*, 17(1), 1-14.
- Singhvi, M., Hossain, A., & Brodmann, J. (2021). New auditors are coming: Disrupting the fixed mindset and exploring dynamic changes in auditing. *EDPACS*, 63(2), 1–8. <https://doi.org/10.1080/07366981.2020.1812813>
- Snyder, H. (2019). Literature review as a research methodology: An overview and guidelines. *Journal of Business Research*, 104, 333–339. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.07.039>
- Strauss, A., & Corbin, J. (2008). *Pesquisa qualitativa: técnicas e procedimentos para o desenvolvimento de teoria fundamentada* (2ª ed.). Artmed.

- Sun, T. (Sophia). (2019). Applying Deep Learning to Audit Procedures: An Illustrative Framework. *Accounting Horizons*, 33(3), 89–109. <https://doi.org/10.2308/acch-52455>
- Sutton, S. G., Arnold, V., & Holt, M. (2018). How Much Automation Is Too Much? Keeping the Human Relevant in Knowledge Work. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 15(2), 15–25. <https://doi.org/10.2308/jeta-52311>
- Sutton, S. G., Holt, M., & Arnold, V. (2016). “The reports of my death are greatly exaggerated”—Artificial intelligence research in accounting. *International Journal of Accounting Information Systems*, 22, 60–73. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2016.07.005>
- Tiberius, V., & Hirth, S. (2019). Impacts of digitization on auditing: A Delphi study for Germany. *Journal of International Accounting, Auditing and Taxation*, 37, 100288. <https://doi.org/10.1016/j.intaccaudtax.2019.100288>
- Tiron-Tudor, A., & Deliu, D. (2022). Reflections on the human-algorithm complex duality perspectives in the auditing process. *Qualitative Research in Accounting & Management*, 31. <https://doi.org/10.1108/QRAM-04-2021-0059>
- Tlemsani, I., Marir, F., & Majdalawieh, M. (2020). Screening of Murabaha business process through Quran and hadith: a text mining analysis. *Journal of Islamic Accounting and Business Research*, 11(9), 1889–1905. <https://doi.org/10.1108/JIABR-05-2020-0159>
- Trinkle, B. S., & Baldwin, A. A. (2016). Research Opportunities for Neural Networks: The Case for Credit: Research Opportunities for Neural Networks. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 23(3), 240–254. <https://doi.org/10.1002/isaf.1394>
- Wanyama, S. B., McQuaid, R. W., & Kittler, M. (2021). Where you search determines what you find: The effects of bibliographic databases on systematic reviews. *International Journal of Social Research Methodology*, 1–13. <https://doi.org/10.1080/13645579.2021.1892378>
- Westland, J. C. (2020). Predicting credit card fraud with Sarbanes- Oxley assessments and Fama- French risk factors. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 27(2), 95–107. <https://doi.org/10.1002/isaf.1472>
- White, C. E. (1995). An analysis of the need for ES and AI in accounting education. *Accounting Education*, 4(3), 259–269. <https://doi.org/10.1080/09639289500000029>
- Wongpinunwatana, N., Ferguson, C., & Bowen, P. (2000). An experimental investigation of the effects of artificial intelligence systems on the training of novice auditors. *Managerial Auditing Journal*, 15(6), 306–318. <https://doi.org/10.1108/02686900010344511>
- Zhang, C. (Abigail). (2019). Intelligent Process Automation in Audit. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 16(2), 69–88. <https://doi.org/10.2308/jeta-52653>

3 A DELEGAÇÃO E USO DE INTELIGÊNCIAS ARTIFICIAIS NO CONTEXTO DA AUDITORIA INTERNA

RESUMO

A integração da auditoria interna com a inteligência artificial pode ser uma tendência nas empresas que buscam maior eficiência e precisão na identificação de riscos. Com este intuito esta pesquisa teve como objetivo **compreender** os fatores que levam à delegação ou não de tarefas para inteligência artificial no contexto da auditoria interna. Para atingir este objetivo, foram efetuadas entrevistas semiestruturadas com 15 profissionais de auditoria interna e foi proposto um *framework* que pode auxiliar no processo de tomada de decisão em delegar ou não uma tarefa para IA. Além disso, identificou-se que tarefas que exigem julgamento profissional são preferíveis para não serem delegadas, principalmente quando envolvem a detecção e prevenção de fraude, pois os modelos precisam estar parametrizados a fim de diferenciar uma fraude de um erro não intencional. Como contribuições teóricas, este estudo complementa a literatura de delegação de tarefas ao identificar fatores que podem contribuir com adoção. Como contribuição prática, este estudo apresenta uma proposta de reconfiguração da função da auditoria interna, que poderia ser separada entre auditoria tradicional, auditoria contínua e ciência de dados. Já como contribuição social, os resultados demonstram a necessidade de novas competências do profissional de auditoria, identificando a falta de formação em programação e uso de inteligências artificiais.

Palavras-chave: Inteligência Artificial. Tomada de Decisão. Teoria da Dominância Tecnológica. Delegação. Auditoria Interna

ABSTRACT

The integration of internal auditing with artificial intelligence may be a trend in companies that seek greater efficiency and accuracy in identifying risks. To this end, this research aimed to understand the factors that lead to the delegation or not of tasks to artificial intelligence in the context of internal auditing. To achieve this goal, semi-structured interviews were conducted with 15 internal audit professionals and a framework was proposed that can assist in the decision-making process on whether or not to delegate a task to AI. Furthermore, it was identified that tasks that require professional judgment are preferred not to be delegated, especially when they involve fraud detection and prevention because the models need to be parameterized in order to differentiate fraud from an unintentional error. As theoretical contributions, this study complements the task delegation literature by identifying factors that may contribute to adoption. As a practical contribution, this study presents a proposal for reconfiguring the internal audit function, which could be separated between traditional auditing, continuous auditing, and data science. As a social contribution, the results demonstrate the need for new skills in the audit profession, identifying the lack of training in programming and the use of artificial intelligence.

Keywords: Artificial Intelligence. Decision Making. Theory of Technology Dominance. Delegation. Internal Auditing

3.1 INTRODUÇÃO

A função da auditoria interna possui um papel importante para asseguar o ambiente de controles internos da organização. Assim, os auditores internos precisam dominar as tecnologias existentes e as ferramentas de análise de dados para poderem desempenhar suas funções de forma eficaz (Betti & Sarens, 2021). Isso inclui o uso de ferramentas de análise de *big data*, bem como técnicas de mineração de dados, aprendizado de máquina e outras técnicas de inteligência artificial (Betti & Sarens, 2021; Krieger et al., 2021). Os auditores internos também devem ser capazes de identificar e compreender os riscos de tecnologia da informação e os riscos de negócios (Dyball & Seethamraju, 2021). Eles devem estar familiarizados com as principais ameaças à segurança da informação, bem como com as melhores práticas para mitigar esses riscos (Westland, 2020). A digitalização introduz novos riscos e desafios ao ambiente de controles, pois os auditores precisam garantir que os controles são efetivos, bem como que a tecnologia utilizada seja passível de auditoria (Betti & Sarens, 2021).

O objetivo da função da auditoria interna é proporcionar uma análise independente e objetiva dos processos de negócios, a fim de garantir a eficiência, a adequação e a eficácia das atividades da organização (Jones et al., 2017). Logo, a auditoria interna deve, portanto, ser estrategicamente alinhada às metas da organização, de modo a maximizar o seu valor agregado (Garven & Scarlata, 2020). A utilização destas tecnologias emergentes no processo de tomada de decisão se torna importante (Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018; Sutton et al., 2016), pois os auditores podem automatizar tarefas rotineiras e focar nos resultados gerados por estas ferramentas (Jarrahi, 2018; Losbichler & Lehner, 2021). Entretanto, ainda há um certo desconforto por partes dos auditores, visto que estes profissionais podem estar preocupados de serem substituídos por estas tecnologias (Frey & Osborne, 2017). Contudo, a inteligência artificial não pode ser vista como uma tecnologia que pode ser utilizada para todas as tarefas, pois há tarefas que exigem o julgamento profissional (Korhonen et al., 2020; Moll & Yigitbasioglu, 2019).

A inteligência artificial pode eliminar erros humanos que geralmente são difíceis de encontrar, assim, o auditor interno pode desempenhar um papel mais consultivo na organização (Abdi et al., 2021; Sutton et al., 2016). A delegação de tarefas no âmbito da auditoria interna pode ocorrer quando se utiliza um algoritmo de aprendizado de máquina para reprocessar o cálculo de uma estimativa contábil complexa (Bertomeu, 2020). Uma *robotic process automation* (RPA) pode ser utilizada para a extração de banco de dados e reconciliações

contábeis (Kokina & Blanchette, 2019). Embora se perceba um movimento para o uso destas tecnologias, tecnologias como inteligência artificial e práticas de auditoria avançadas, como auditoria contínua, raramente são integradas aos departamentos de auditoria interna (Betti & Sarens, 2021; Borges et al., 2020). Auditores internos valorizam a importância da utilização de inteligência artificial, entretanto, ainda há tarefas que são realizadas manualmente (Borges et al., 2020).

Estudos já demonstram que os profissionais de auditoria não serão substituídos por estas ferramentas, mas sim, cada vez mais será necessária uma maior especialização por partes destes profissionais (Kokina & Blanchette, 2019; Kokina & Davenport, 2017; Sun, 2019). Os auditores internos podem ter suas atividades suportadas ou automatizadas por estas tecnologias emergentes (Andreassen, 2020; Arnold, 2018; Benbya et al., 2021), ou seja, a utilização do algoritmo como um aliado no processo de tomada de decisão (Benbya et al., 2021; Moll & Yigitbasioglu, 2019).

Portanto, dada a necessidade de compreender a extensão do uso de ferramentas de inteligência artificial por auditores internos, como também a forma que os auditores as incorporam em suas atividades, esse estudo tem por objetivo **compreender** os fatores que levam à delegação ou não de tarefas para inteligência artificial no contexto da auditoria interna. O objetivo é respondido a partir dos objetivos específicos:

- a) **identificar** tarefas e processos que podem ser delegados no contexto da auditoria para inteligência artificial;
- b) **avaliar** o papel da experiência do auditor interno no processo de delegação de tarefas para inteligência artificial;
- c) **apresentar** os fatores que levam à (não) delegação de tarefas entre agente auditor e inteligências artificiais.

A teoria da dominância tecnológica apresenta um meio de compreensão de como as ferramentas de auxílio a decisão, como a inteligência artificial, podem tornar um tomador de decisão dependente (Arnold & Sutton, 1998), que pode estar relacionado ao nível de experiência do usuário (Arnold et al., 2004; Arnold & Sutton, 1998; Sutton et al., 2016; Sutton et al., 2018). A teoria ainda argumenta que o uso contínuo de determinada ferramenta inteligente, pode fazer com o profissional tenha uma desqualificação pelo uso excessivo (*de-skilling*), pois ele pode deixar de usar o ceticismo e julgamento profissional, e as decisões podem ficar enviesadas pela ferramenta (Sutton et al., 2018; Zhang, 2019). Logo, há a

necessidade de compreender quais os fatores que podem levar a delegação ou não para um sistema inteligente.

Ainda há uma lacuna de como os tomadores de decisões podem se adaptar para o uso eficaz de técnicas de inteligência artificial e como incorporaram estas técnicas nas análises (Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018; Sutton et al., 2016). Pesquisas futuras precisam abordar estudos qualitativos que expliquem os motivos que levam a decisão para automação de tarefas realizadas manualmente, buscando compreender um contexto específico (Korhonen et al., 2020). Este estudo busca reduzir esta lacuna a partir de entrevistas semiestruturadas com auditores internos. Portanto, torna-se importante compreender os mecanismos e fatores que envolvem o processo de delegação de determinada tarefa (Baird & Maruping, 2021). Pesquisas em auditoria devem investigar como o humano pode permanecer relevante em um mundo de automatizações (Arnold, 2018). Este estudo complementa a literatura de delegação e uso de inteligência artificial ao identificar fatores que podem influenciar na decisão de delegar tarefas para IA (Correa et al., 2021; Fisher et al., 2016; Gray et al., 2014; Moll & Yigitbasioglu, 2019; Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018; Sutton et al, 2016; Tiron-Tudor & Deliu, 2022).

3.2 REFERENCIAL TEÓRICO

O presente capítulo trata dos aspectos pertinentes a função da auditoria interna, processo de automação, suporte e ampliação da capacidade de tomada de decisão, amparado pela teoria da dominância tecnológica. Logo, inicia-se o capítulo pelo modelo teórico que vai sustentar este estudo.

3.2.1 Teoria da Dominância Tecnológica

A teoria da dominância tecnológica (TTD) é formulada como um meio de compreensão de como as ferramentas de auxílio a decisão inteligente podem tornar um tomador de decisão dependente (Arnold et al., 2004; Arnold & Sutton, 1998). A TTD apresenta que o tomador de decisão humano pode se tornar dependente sob duas condições: a) quando o agente humano possui pouca experiência na tarefa; e b) quando a experiência do tomador de decisão, a complexidade da tarefa, familiaridade com o agente inteligente e os ajustes cognitivos são altos (Arnold & Sutton, 1998).

O estudo de Arnold et al. (2004) investiga o impacto de auxílios inteligentes à decisão nas avaliações de tomadores de decisão especialistas e iniciantes a luz da TTD. O estudo foi conduzido no contexto de decisões de investimento, e os autores utilizaram um desenho entre grupos para comparar o desempenho de tomadores de decisão que receberam ou não um auxílio à decisão (Arnold et al., 2004). Este experimento foi realizado com 82 profissionais inexperientes e 85 profissionais experientes (Arnold et al., 2004). Os resultados do estudo indicaram que profissionais experientes que utilizam e confiam em ferramentas de auxílio à decisão tendem a tomar decisões melhores (Arnold et al., 2004). Por outro lado, é importante ressaltar que a utilização de uma ferramenta inteligente pode representar um risco significativo para profissionais inexperientes, pois há uma probabilidade razoavelmente alta de tomada de decisão inadequada nesse contexto (Arnold et al., 2004).

Um outro experimento foi realizado com 64 profissionais experientes e 82 inexperientes a fim de identificar como estes profissionais utilizavam sistemas inteligentes na tomada de decisão em uma tarefa complexa e que requerem julgamento à luz da TTD (Arnold et al., 2006). Os resultados demonstraram que profissionais inexperientes utilizam os resultados do sistema inteligente para completar a tarefa enquanto profissionais experientes utilizam os resultados como suporte à tomada de decisão, avaliando as diferenças entre a própria decisão e do agente inteligente (Arnold et al., 2006).

O uso contínuo e excessivo de um agente inteligente como a inteligência artificial pode causar uma certa desqualificação dos agentes humanos (Arnold & Sutton, 1998). Estes agentes humanos, como os auditores internos, podem deixar de usar determinada habilidade, como o julgamento e o ceticismo profissional na tomada de decisão (Sutton et al., 2016, Sutton et al., 2018; Zhang, 2019). Logo, a tomada de decisão do auditor pode se tornar enviesada pelo resultado do agente inteligente, devido a confiança no resultado, que por sua vez, pode reduzir a qualidade da auditoria (Zhang, 2019).

Portanto, se torna importante que o auditor não deixe de usar o ceticismo e julgamento profissional, mesmo em tarefas automatizadas (Zhang, 2019). A inteligência artificial e a automação de tarefas possuem, cada vez mais, um grande impacto no seu uso e desenvolvimento de auditores especialistas, pois os resultados precisam ser analisados, antes de tomar alguma decisão (Sutton et al., 2018). A aplicação da inteligência artificial em tarefas, libera horas para que os profissionais apliquem suas habilidades em análises críticas e estratégicas, agregando valor na tomada de decisão (Evangelista, 2020; Sutton et al., 2016).

3.2.2 A evolução do papel da auditoria interna

A função da auditoria interna possui um papel importante como mecanismo de monitoramento de riscos, devido a um ambiente de controles internos cada vez mais regulado e digitalizado. Com o escândalo financeiro que ocorreu no início dos anos 2000, a função da auditoria interna teve uma mudança de escopo, passando de uma abordagem baseada em controles para uma abordagem centrada em riscos (Betti & Sarens, 2021; Jones et al., 2017). Em virtude disso, a auditoria interna redirecionou seu foco para atividades de asseguarção, ou seja, centrado mais no ambiente de controles internos e menos em atividades de projetos de consultoria (Hass et al., 2006). Entretanto, com o avançar dos últimos anos, as atividades de consultoria na função da auditoria interna voltaram a crescer (Soh & Martinov-Bennie, 2015), logo, cada vez mais, a auditoria interna possui um papel multifuncional, precisando se adaptar ao ambiente que está inserida a fim de gerar valor agregado (Betti & Sarens, 2021; Jones et al., 2017).

A função da auditoria interna deve ser capaz de se adaptar às mudanças do ambiente de negócios em que está inserida. Isto é necessário para que ela possa fornecer o melhor para a organização (Jones et al., 2017). Em períodos que sucedem crises mundiais ou escândalos financeiros, a função da auditoria interna tende a focar mais no papel de asseguarção, já em períodos de estabilidade, tende a focar na melhoria dos processos internos da organização (Stewart & Subramaniam, 2010). Além do ambiente regulatório e econômico, torna-se importante entender como a digitalização tem transformado o papel executado pela função da auditoria interna (Betti & Sarens, 2021; Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018; Sutton et al., 2016).

A digitalização traz novos riscos para o ambiente de controles e, portanto, afeta as prioridades de risco e o planejamento de auditoria interna. Os riscos de tecnologia da informação, especialmente as ameaças à segurança cibernética, tornaram-se um problema crítico (Betti & Sarens, 2021). Inclusive a *Security and Exchange Commission* (SEC) publicou um *press release* dos pontos de atenção a serem avaliados pelo órgão regulador, onde as companhias precisam demonstrar como estão gerenciando as ameaças cibernéticas e como estão respondendo a estes incidentes (Security and Exchange Commission [SEC], 2021).

Com a amplitude de processos de negócios que envolvem a utilização de tecnologias, torna-se necessário que os auditores internos possuam um conhecimento abrangente do que está acontecendo em cada departamento da organização, além de compreender as necessidades específicas de cada setor (Betti & Sarens, 2021). Como a tecnologia continua a evoluir e

impactar diversas áreas da organização, a função da auditoria interna precisa acompanhar este processo (Garven & Scarlata, 2020). A função da auditoria interna demanda novas competências e necessita que os auditores mudem a forma como executam seus trabalhos (Qasim & Kharbat, 2020; Roszkowska, 2021; Sutton et al., 2016). Em virtude desta constante atualização, o *Institute of Internal Auditors* (IIA) publicou uma nova versão do *Internal Audit Competency Framework*. Este documento fornece um plano de desenvolvimento profissional para que os auditores internos possam se qualificar e se atualizarem em todos os níveis de carreira. A estrutura deste documento está dividida em quatro áreas de conhecimento, que são: o profissionalismo, desempenho, ambiental e liderança e comunicação, com três níveis de competências, que vão da consciência geral (*general awareness*), conhecimento aplicado e especialista (IIA, 2021).

O desenvolvimento de novas tecnologias inteligentes, como inteligência artificial, internet das coisas (IoT), *blockchain*, impactaram diretamente o ambiente contábil, com implicações para o campo de auditoria (Lamboglia et al., 2021). Estas ferramentas trabalham com dados de entrada, que são analisados, processados e interpretados, para fornecer suporte às decisões de auditoria, servindo como mecanismos de automação de controles e também para ampliar a capacidade de tomada de decisão do agente humano (Mancini, 2016).

Normas de contabilidade e auditoria exigem que o auditor exerça o julgamento profissional e mantenha o ceticismo profissional ao longo de todo o planejamento e realização da auditoria (IAASB, 2009; CFC, 2016a). O julgamento e ceticismo profissional é um processo de tomada de decisão importante no processo de auditoria (Mala & Chand, 2015). Quando os sistemas de IA são usados para apoiar os profissionais no julgamento e na tomada de decisões, o impacto desses sistemas pode ser benéfico devido à robustez da IA (Munoko et al., 2020). Por exemplo, quando um auditor tem uma grande quantidade de dados para analisar, o uso destas ferramentas inteligentes pode efetivamente direcionar um auditor para áreas de maior risco (Brown-Liburud et al., 2015). Além disso, a IA pode ser usada como um complemento no julgamento e tomada de decisão e o auditor precisa ter um nível adequado de ceticismo profissional, questionando se as ferramentas de IA estão realmente sendo usadas para melhorar a qualidade da auditoria ou apenas para automatizar as tarefas (CFC, 2016b; Munoko et al., 2020).

3.2.3 Automação, suporte e ampliação da capacidade na auditoria interna

O processo de delegação de tarefas pode passar por uma decisão de automatizar determinada tarefa, utilizar uma inteligência artificial para suportar a tomada de decisão ou até mesmo utilizar algum algoritmo que amplie a capacidade de tomada de decisão do auditor. A automação pode reduzir o consumo de horas e reduzir o fluxo dos processos de trabalhos rotineiros que antes eram realizados manualmente pelos auditores (Kokina & Blanchette, 2019; Kokina & Davenport, 2017). Auditores internos experientes podem utilizar análises geradas pelo algoritmo para suportar a tomada de decisão, sem deixar de exercer o julgamento e ceticismo profissional ao utilizar os dados em suas conclusões (Sun, 2019). Já tarefas que exigem decisões mais acuradas, o auditor interno pode utilizar um algoritmo, ou conjunto de algoritmos para ampliar a capacidade de tomada de decisão (Zhang, 2019).

Tarefas como extração, validação e processamento de base de dados, podem ser automatizadas por algoritmos de inteligência artificial e assim, permitir que o auditor interno possa focar em atividades que exigem julgamento (Tiron-Tudor & Deliu, 2022). O auditor interno pode utilizar um *bot* para a extração destas bases e também, validar uma reconciliação contábil (Huang & Vasarhelyi, 2019). A *Robotic Process Automation* (RPA) é um algoritmo que pode ser usado para a automação de tarefas estruturadas, repetitivas e rotineiras (Kokina & Blanchette, 2019; Kokina & Davenport, 2017; Zhang, 2019). Entretanto, antes de decidir automatizar, é importante saber se a tarefa realizada manualmente não possui falhas em sua operacionalização, pois ao automatizá-la, pode se ter o risco de automatizar os erros dela (Kokina & Blanchette, 2019).

O ceticismo e o julgamento profissional precisam estar presentes no momento em o auditor opta por utilizar algum algoritmo para sustentar a tomada de decisão (Sun, 2019; Sutton et al., 2018; Zhang, 2019). Em um conjunto de dados complexos, com o objetivo de fazer previsões mais acuradas, algoritmos de aprendizado de máquina podem apoiar na realização desta tarefa (Bertomeu et al., 2021). Já em um conjunto de dados não estruturados, técnicas de *Natural Language Processing* (NLP) podem ser utilizadas para a leitura de contratos complexos, detectando padrões de uma forma mais acurada, a fim de reduzir a probabilidade de alguém estar cometendo uma fraude (Brown et al., 2020), ou seja, elas ampliam a capacidade de tomada de decisão do auditor. Ainda, diversos algoritmos podem ser utilizados em determinada etapa ou em conjunto com outros algoritmos (Sun, 2019; Zhang, 2019).

Para ampliar o uso de inteligência artificial, as companhias poderiam incentivar ou tornar o uso obrigatório destas ferramentas (Eilifsen et al., 2020), demonstrar como estes algoritmos podem melhorar operacionalmente a eficiência e o desempenho da auditoria (Bierstaker et al., 2014), a partir de treinamentos técnicos específicos, como em ferramentas de análise de dados (Vasarhelyi et al., 2012). Além disso, uma melhor compreensão dos processos e experiência anterior usando esta ferramenta, pode aumentar a probabilidade de uso de inteligência artificial (Koreff, 2022).

3.3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Com o objetivo de **compreender** os fatores que levam à delegação ou não de tarefas para inteligência artificial no contexto de auditoria interna este estudo se classifica quanto à abordagem do problema, como qualitativa, ou seja, os resultados não são alcançados através de procedimentos estatísticos (Strauss & Corbin, 2008). Optou-se por uma análise qualitativa pois o propósito é de aprofundar o tema de delegação de tarefas para inteligência artificial na função da auditoria interna. Ao que se refere à classificação quanto aos objetivos de pesquisa, tem-se o caráter descritivo, pois foi efetuada a descrição dos resultados e classificados em categorias (Raupp & Beuren, 2013). Quanto aos procedimentos técnicos a serem desenvolvidos, trata-se de entrevistas semiestruturadas (Marconi & Lakatos, 2021).

Foram realizadas entrevistas semiestruturadas, a partir de um roteiro elaborado com base na revisão da literatura em inteligência artificial e auditoria interna, conforme apresentado na Figura 1 (Seção 1.5). Para o roteiro, foram elaboradas perguntas abertas para que o entrevistado pudesse falar livremente sobre o tema, pois assim ele pôde contar uma história sobre o assunto que se buscou aprender e explorar (Kenno et al., 2017). Segundo Richardson (2017) a entrevista semiestruturada proporciona a coleta de dados qualitativos comparáveis para que se possa compreender um tema com maior profundidade.

O instrumento de coleta foi discutido e validado com 3 especialistas acadêmicos e com 2 profissionais atuantes na área de auditoria. Refinamentos foram realizados a partir das discussões realizadas com os acadêmicos e nos pré-testes que foram realizados com os 2 profissionais de auditoria interna atuantes na área. A lista final de perguntas encontra-se no Apêndice E. A fim de seguir um protocolo de entrevista, buscou-se seguir o roteiro de entrevista. Entretanto, dependendo do papel do profissional, algumas perguntas foram adaptadas à posição e experiência do auditor (Kenno et al., 2017).

As entrevistas foram aplicadas em auditores internos, selecionados a partir da acessibilidade dos dados (Richardson, 2017). Não foi delimitado um tempo mínimo de experiência do profissional, pois o propósito é avaliar os diferentes tipos de experiência, visto que conforme a Teoria da Dominância Tecnológica, o nível de experiência influencia na decisão de delegar e confiar nos resultados gerados pela inteligência artificial (Arnold et al., 2004; Arnold & Sutton, 1998). Os profissionais de auditoria interna foram contatados através da rede profissional LinkedIn. A busca foi efetuada na ferramenta através da palavra-chave “auditoria interna” e “controles internos”. A partir da busca, verificou-se o perfil do profissional a fim de identificar se ele estava atuando com auditoria interna ou se era uma experiência profissional anterior. Após esta análise preliminar, o contato inicial foi efetuado via mensagem direta, explicando o processo e efetuando o convite para participar da entrevista. Na mensagem inicial foi enviado o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido, conforme modelo de arquivo do Apêndice F. No total foram convidados 55 potenciais profissionais para a entrevista, dos quais 15 conseguiram participar efetivamente. Um resumo da caracterização dos participantes é apresentado na Tabela 3-1. As informações presentes da tabela foram elaboradas a partir das respostas dos entrevistados.

Tabela 3-1
Participantes da entrevista

Código	Função	Nível de Formação	Idade	Tempo de Experiência	Experiência na empresa atual	Segmento da empresa	Porte da Empresa
E1	Gerente de Risco Operacional e Controles Internos	Pós-Graduação	34	16 anos	Até 1 ano	Tecnologia de soluções de pagamentos	Médio
E2	Auditor Interno e Chefe de Auditoria	Pós-Graduação	29	6 anos	Entre 1 e 5 anos	Financeira	Médio
E3	Gerente de Auditoria Interna	Pós-Graduação	28	7 anos	Até 1 ano	Startup financeira	Médio
E4	Auditor Interno	Pós-Graduação	30	4 anos	Entre 1 e 5 anos	Papel e Celulose	Grande
E5	Gerente de Auditoria Interna	Pós-Graduação	34	10 anos	Entre 1 e 5 anos	Hospital	Grande
E6	Auditor Interno	Graduação	31	1 ano	Entre 1 e 5 anos	Tecnologia	Grande
E7	Coordenador de Projetos de Auditoria	Graduação	30	3 anos	Entre 1 e 5 anos	Alimentos	Grande
E8	Auditor Interno	Pós-Graduação	30	4 anos	Entre 1 e 5 anos	Comunicação	Grande
E9	Coordenador de Auditoria Interna e <i>Data Protection Officer</i>	Pós-Graduação	45	15 anos	Entre 5 e 10 anos	Varejo	Grande
E10	Gerente de Auditoria Interna	Graduação	49	18 anos	Acima de 10 anos	Varejo	Grande

Código	Função	Nível de Formação	Idade	Tempo de Experiência	Experiência na empresa atual	Segmento da empresa	Porte da Empresa
E11	Gerente de Auditoria	Graduação	41	12 anos	Acima de 10 anos	Banco Múltiplo	Grande
E12	Assistente de Auditoria	Graduação	26	3 anos	Até 1 ano	Banco Múltiplo	Médio
E13	Auditor Interno	Pós-Graduação	30	3 anos	Até 1 ano	Cooperativa	Grande
E14	Auditor Interno	Graduação	35	5 meses	Até 1 ano	Indústria	Grande
E15	Gerente de <i>Advanced Analytics</i> e Auditoria Contínua	Pós-Graduação	43	19 anos	Acima de 10 anos	Banco Múltiplo	Grande

Verificou-se que do total de entrevistados, 7 profissionais possuem até 5 anos de experiência em atividades que envolvem auditoria, 3 profissionais possuem entre 6 e 10 anos e 5 entrevistados possuem acima de 10 anos. Além disso, identificou-se que a maioria dos entrevistados atuam em companhias de grande porte, com o total de 11 companhias.

As entrevistas foram gravadas e transcritas. Para a gravação das entrevistas, foi utilizada a ferramenta *Microsoft Teams*. A fim de garantir os procedimentos éticos, antes de iniciar a entrevista, foi realizada a leitura do Termo de Consentimento Livre e Esclarecido, mesmo arquivo que havia sido enviado anteriormente, explicando o processo, com a solicitação de autorização para gravação e destacando que o profissional poderia desistir da entrevista a qualquer momento, se assim fosse de sua escolha. As entrevistas foram realizadas entre os meses junho e julho de 2022. As entrevistas foram realizadas individualmente, com exceção dos entrevistados E9 e E10, que foram realizadas concomitantemente devido a uma questão de agenda e por serem da mesma organização. Destaca-se por fim outros dois entrevistados que eram da mesma organização, mas de setores distintos. São eles: o E11 que atua na auditoria interna e o E15 que atua em uma célula de ciência de dados para auditoria interna.

As entrevistas foram analisadas a partir da análise de conteúdo, a fim de **compreender** os fatores que levam à delegação ou não de tarefas para inteligência artificial no contexto de auditoria interna. A análise de conteúdo consiste em um procedimento para analisar materiais de texto de qualquer origem, inclusive dados de entrevista (Flick, 2012).

Os dados analisados foram categorizados com base nas ideias e conceitos apresentados pelos entrevistados. Na etapa da codificação, após a leitura fluida das transcrições das entrevistas, observou-se a presença e frequência de palavras semelhantes, para que assim, se iniciasse o processo de categorização. Inicialmente foi utilizada a codificação aberta, pois a partir dos dados coletados e transcrições das entrevistas, foram definidas as categorias em termos de propriedade e dimensões, para que posteriormente pudessem ser relacionadas

(Strauss & Corbin, 2008). A categorização então se realizou de acordo com tema correlatos, com a criação de categorias iniciais, intermediárias e finais. Para a etapa da inferência e tratamento dos dados, realizou-se a análise comparativa, através da posição das diversas categorias existentes em cada análise, ressaltando os aspectos considerados semelhantes e os que foram concebidos como diferentes (Silva & Fossá, 2015).

Ao final chegou-se ao total de cinco categorias que foram exploradas na seção seguinte, sendo elas:

- a) conhecimentos específicos;
- b) julgamento e ceticismo profissional;
- c) erro e fraude;
- d) experiência do auditor;
- e) estrutura da tarefa.

Todas as categorias foram analisadas com a relação da inteligência artificial com a auditoria interna.

3.4 ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS DADOS

Esta seção tem como objetivo expor o contexto da pesquisa e os resultados obtidos após a realização da coleta e análise dos dados. Conforme apresentado na seção de procedimentos metodológicos, as categorias foram criadas a partir de temas correlatos.

3.4.1 Conhecimentos específicos

Conforme a inteligência artificial se torna cada vez mais presente em diversas áreas da vida moderna, os auditores internos estão se tornando especialistas em tecnologia (Betti & Sarens, 2021; Jones et al., 2017). A IA está mudando a forma como as empresas conduzem negócios, e os auditores internos precisam estar à frente para garantir que as organizações estejam adotando as melhores práticas (Garven & Scarlata, 2020). Algumas das novas competências profissionais que os auditores internos devem desenvolver para abordar a IA são apresentadas pelos entrevistados, bem como a frequência em que foi citada por diferentes profissionais, conforme resumo da Tabela 3.2.

Tabela 3-2
Competência mais mencionadas

Conhecimentos	Frequência
Entender como funciona a ferramenta	4
Lógica de programação	3
Conhecimentos em TI	3
Entendimento de fluxo de processo	3
Conhecimento técnico e prático da área	2
Raciocínio lógico	2
Pessoa questionadora	2
Gestão e avaliação de riscos	2
Base de dados e SQL	2

Os entrevistados apontaram que se um auditor interno está considerando o uso de inteligência artificial (IA) em sua função, ele precisa ter certos conhecimentos para garantir que a IA seja usada de forma eficaz. Entre estas competências foi abordado o conhecimento de IA, em que o auditor interno precisa ter um bom conhecimento, incluindo os tipos de IA, os algoritmos e as técnicas utilizadas. Isso fará com que o auditor possa compreender como a IA pode ser aplicada às suas funções de auditoria e determinar se é adequada para as necessidades específicas da organização.

. . . entender o que que pode ser feito ou não. Claro que a inteligência artificial é um mar aberto, né? Cada vez consegue fazer mais coisas com ela, acho que para tu entender realmente o que a empresa em si vai conseguir fazer com essa informação, com essa tecnologia, mas é básico mesmo. (E12)

. . . tem que saber o que que a ferramenta faz para entender se aquela ferramenta atende a demanda que a pessoa está precisando na auditoria interna. (E3)

Estes trechos destacados demonstram a importância de compreender a ferramenta, saber como ela funciona e como ocorre a tomada de decisão. De acordo com um estudo anterior, é importante reduzir a distância entre a auditoria e a tecnologia, o que pode ser alcançado por meio do desenvolvimento do conhecimento tecnológico dos auditores e do estímulo ao pensamento interdisciplinar (Krieger et al., 2021). As ferramentas de inteligência artificial são capazes de tomar decisões com base nos dados que estão sendo inseridos nela. Entretanto, algumas destas ferramentas, que são as chamadas caixa pretas, em que o usuário não entende como os algoritmos processam estas informações, acabam dificultando na sua adoção.

. . . a ponta usuária precisa ter uma capacidade de compreender a resposta do modelo, ou seja, os modelos, eles têm que ser construídos de forma que ele gere uma

possibilidade de gerar ao usuário uma explicabilidade daquilo que ele está apontando, então os modelos, eles não podem ser caixa pretas . . . (E15)

Essa afirmação está em consonância com outras pesquisas que mencionam a dificuldade ou mesmo a impossibilidade de compreender e interpretar as "caixas-pretas" de aprendizado de máquina e redes neurais de aprendizado profundo, mesmo para especialistas técnicos, o que pode dificultar sua utilização (Kokina & Davenport, 2017; Sun, 2019).

Embora o uso de inteligência artificial possa exigir um maior conhecimento técnico por parte do auditor interno (Kokina & Davenport, 2017; Sun, 2019), o raciocínio lógico, proatividade e ser uma pessoa questionadora, foram elencadas pelos entrevistados como habilidades importantes do auditor. Estas considerações estão em consonância com as competências abordados pelo *Internal Audit Competency Framework*, que apresenta tanto competências técnicas quanto comportamentais, que precisam ser desenvolvidas pelos auditores internos (IIA, 2021).

Ainda sobre competências técnicas, os conhecimentos em lógica de programação e em Tecnologia da Informação (TI) foram apresentados como importantes por mais de um entrevistado. Algumas entrevistas indicam que essas habilidades são importantes para os auditores internos executarem suas atividades, mas não é necessário que eles saibam programar. Em vez disso, é fundamental que entendam como a ferramenta funciona, além de ter conhecimentos em matemática e estatística.

. . . Conhecimento em lógica de programação, é básica . . . Cada lugar vai ter um tipo de sistema diferente para analisar, se vai ser um SAS, um ACL, vai ser SPSS, seja lá o que for . . . Mas um conhecimento básico de lógica de programação, para conseguir se virar. (E2)

. . . tem que entender minimamente de matemática básica, estatística . . . Não adianta você dar uma ferramenta, um Python, um R, por exemplo, né? E a pessoa vai fazer conta de mais, menos e dividir. Não! Acho que tem que saber ali as diferenças das médias, moda e estou falando assim, básico, tá bom, as médias, modas, as medianas. (E11)

Outros estudos já haviam mencionado a necessidade destes profissionais precisarem de treinamento em estatística, análise de dados, uso de programação em R e habilidades básicas de aprendizado de máquina (Qasim & Kharbat, 2020; Sun, 2019; Sutton et al., 2016). Além das competências mencionadas, com menos frequência foram mencionadas o conhecimento em infraestrutura de TI e em *storytelling*, ou seja, a capacidade de criar narrativas dos processos (E12).

Portanto, foi identificado que, além de competências comportamentais, como proatividade e curiosidade, esses profissionais precisam adquirir novos conhecimentos em áreas como lógica de programação e tecnologia da informação. Dessa forma, estarão capacitados para realizar tarefas que envolvam o uso de inteligência artificial. Embora os profissionais reconheçam a relevância desses conhecimentos para o trabalho do auditor interno, ainda é necessário promover maior interdisciplinaridade para a integração do auditor interno com a inteligência artificial.

É importante ressaltar que, apesar de ser possível delegar algumas tarefas para a inteligência artificial, ainda é necessário que o profissional utilize seu julgamento e ceticismo profissional para exercer suas atribuições. A seção seguinte detalha mais sobre este tema.

3.4.2 Julgamento e Ceticismo profissional

O julgamento profissional é o processo de tomada de decisões sobre questões relevantes para a prática da auditoria (Mala & Chand, 2015). O julgamento profissional envolve a avaliação e seleção de alternativas, bem como a tomada de decisões sobre as melhores maneiras de abordar uma situação de auditoria específica (IAASB, 2009; CFC, 2016a). Já o ceticismo profissional é o estado mental caracterizado pelo questionamento constante e a expectativa de encontrar erros ou distorções nas informações obtidas durante a realização da auditoria (IAASB, 2009; CFC, 2016a). O ceticismo e o julgamento profissional são importantes para o auditor, pois ajudam a garantir que todas as questões relevantes sejam consideradas e que as conclusões sejam baseadas em evidências sólidas (Sun, 2019).

A IA pode trabalhar de uma forma mais rápida e acurada que um ser humano, por exemplo, na conciliação e controle de entrada de materiais (E4), na análise documental (E2) e para analisar uma base integral, em vez de amostra (E15). A auditoria é uma área onde a precisão e a confiabilidade são essenciais, por isso que a confiabilidade do processo que IA está executando torna-se importante para que o auditor possa confiar nesta ferramenta (E12; E13). Já o ceticismo profissional do auditor é importante para garantir que a IA seja usada de forma apropriada e eficaz. A IA ainda pode ajudar os auditores a tomar melhores decisões, mas também pode introduzir novos riscos. Por exemplo, a IA pode ser usada para manipular os dados de um cliente de forma a beneficiar o usuário (E10). Além disso, a IA pode ser usada para criar novos tipos de fraudes, como a manipulação destas informações, conforme comentário do E10, “essa informação é dentro do teu banco de dados, tu que tem autonomia

sobre ele, tu podes manipular essas informações e concluir o que quiser”. Isso destaca a importância de os modelos de IA usados na auditoria serem mais transparentes para que possam ser auditados (Kokina & Davenport, 2017; Munoko et al., 2020). Uma sugestão a fim de mitigar e reduzir este risco, seria a utilização de duas equipes separadas, em que uma equipe ficaria responsável por construir modelos de IA para fins de auditoria e a outra equipe, de forma independente, teria a função de auditar de fato estes modelos (E15). Realizando esta auditoria, seria possível comparar a acurácia de modelos que empregam diferentes algoritmos, bem como avaliar os resultados gerados pelo auditor interno, caso ele estivesse encarregado de executar a tarefa (Ding et al., 2020).

Por essas razões, é importante que os auditores sejam céticos em relação ao uso da IA e se certifiquem de que compreendem como ela funciona. Alguns auditores no início de carreira poderiam se sentir mais confortável com os resultados gerados pela IA sem realizar questionamentos adicionais (E11). Este conforto e confiança que os auditores sentem está em linha com a Teoria da Dominância Tecnológica (TTD), que propõe que usuários com pouca ou nenhuma experiência na tarefa irão depositar maior confiança no sistema (Arnold & Sutton, 1998). O entrevistado E13 mencionou que talvez para garantir que este ceticismo seja mantido, o auditor poderia realizar um teste de aderência da base de dados a ser utilizada, ou seja, testando alguns exemplos gerados no teste, para ter certeza que este item não foi um falso-positivo. Já o E15 informa que além de ser cético, o auditor precisa “ter um *skill* específico para auditar modelos”, pois nem todo auditor tem esta competência. O E2 comenta que o ceticismo pode ser desenvolvido e que para isso, é importante que tenha uma revisão periódica das automatizações, por uma pessoa diferente da que realizou o processo.

Você vai desenvolver e tem que garantir que aquilo ali, se está funcionando de forma adequada, né? Eu acho que a revisão periódica de uma rotina automatizada da auditoria ela é importante, muitas vezes por uma pessoa diversa daquela que fez, que esse viés, né? Então, das coisas próprias a gente tem que tratar como se fosse uma regra de negócio, ter uma auditoria de qualidade, tudo ter uma revisão. (E2)

A IA poderia ainda enviesar algumas análises, logo, caberia ao auditor ser cético suficiente antes de tomar alguma decisão. Kokina (2017) abordou em seu estudo que um tipo de viés ocorre quando as máquinas aprendem o viés das pessoas que a treinam. Então, se a base estiver enviesada, os resultados automaticamente se tornam enviesados. Uma alternativa para minimizar este risco, seria avaliar e auditar estes resultados gerados, pois parte da tarefa que

seria realizada manualmente, já estaria automatizada, então caberia ao auditor ser cético suficiente antes de tomar a decisão de usar os resultados gerados.

A partir do momento que a inteligência artificial me desse algum resultado, de alguma forma eu ia pesquisar o porquê que ela deu aquele resultado, independente do resultado estar correto ou não, né, que eu acho que esse aqui acaba sendo nosso trabalho, a gente já estaria tirando toda parte braçal que a gente chama, a gente estaria só com os resultados refinados ali, então se a inteligência trouxe aquele resultado de alguma forma, tu tem que avaliar ele, não pode deixar o resultado passar batido, né, tu tem que avaliar para ver se faz sentido aquele resultado no primeiro momento, e depois se faz sentido, aí sim fazer questão do porque aquele resultado aconteceu no final do dia. (E2)

Outro entrevistado destaca que, no início da utilização da IA, é importante fazer uma análise mais crítica e profunda, o que exige um alto nível de ceticismo. À medida que a IA evolui e se torna mais assertiva, a confiança nos resultados gerados aumenta. Em consonância com o estudo de Sun (2019) que comenta que algumas tarefas de auditoria exigem alto nível de julgamento, e o auditor deve tomar a decisão final considerando grandes quantidades de evidências de diferentes perspectivas.

No início muito provavelmente você precisa de uma análise maior, um critério muito bem definido, muito bem alinhado, para que, na medida que for acontecendo isso, você ter uma confiança muito maior naquilo que está sendo produzido de informação. Então, eu acho que no início de certa forma é natural esperar um nível cético um pouco maior, mas a medida que vai evoluindo e fluindo, com certeza a assertividade é muito maior, então eu acho que quando o auditor, o executivo de auditoria, a crença nos resultados gerados com certeza também serão muito maior. (E5)

O entrevistado E10 comenta que quando se fala da experiência, a subjetividade do auditor é importante no processo de auditoria, mas ela também tem um limite, pois a subjetividade vem carregada de experiências, então, o auditor precisa focar as suas análises e tomada de decisão em fatos e dados. Portanto, o auditor, independentemente do nível de experiência, precisa continuar exercendo o ceticismo profissional, principalmente no que tange a tarefas que possam exigir julgamento, pois assim, pode reduzir a possibilidade de erros. Além disso, quando se reduz a carga de trabalho a partir de automatizações, o auditor possui mais tempo para pensar e ampliar o seu ceticismo profissional, conforme mencionado por E2 e em linha com outros estudos que mencionam que o auditor pode ter um papel mais consultivo (Abdi et al., 2021; Sutton et al., 2016). Um outro tipo de atividade que é inerente ao auditor, trata-se

da detecção e prevenção de fraudes e para isso, se torna importante diferenciar o que é um erro ou uma fraude.

3.4.3 Erro e fraude

Erro é o resultado de um erro de julgamento ou negligência cometido por empregados, clientes ou outras partes envolvidas na transação. Por exemplo, um erro pode ocorrer quando alguém, por engano, faz um pagamento duplicado (E9) ou quando um funcionário faz a leitura e interpretação errada de um contrato (E2). Já a fraude é intencional, cometida com a intenção de obter benefícios financeiros indevidos. Por exemplo, alguém pode criar uma empresa fictícia para receber pagamentos que seriam devidos a outro fornecedor (E7). Há ainda alguns fatores que podem contribuir para que a fraude seja concretizada, como condições que indiquem incentivo ou pressão para que a fraude seja realizada, que ofereçam oportunidade para que ela ocorra e os indivíduos podem ser capazes de racionalizar e praticar um ato fraudulento (CFC, 2016b).

Como exemplo de incentivo ou pressão, um funcionário pode possuir uma meta de faturamento mensal. Com o objetivo de atingir esta meta, ele pode emitir faturas para um determinado cliente no último dia do final do mês e no primeiro dia subsequente, as mercadorias serem devolvidas e a venda cancelada (E14). Já como oportunidade, um fraudador pode identificar uma falha operacional e utilizá-la a seu favor, como exemplo, um atendente vende um produto, o cliente paga aquele produto em espécie. Assim que o cliente sai do estabelecimento, o atendente cancela a venda e fica com o dinheiro da venda (E9). Já a racionalização parte de um ato desonesto de forma consciente ou a partir de pressões do ambiente em que está inserido. A partir das análises efetuadas, chegou-se no fluxo apresentado na Figura 3.1, com uma possibilidade de aplicação de inteligência artificial a fim de identificar e mitigar o risco de fraude.

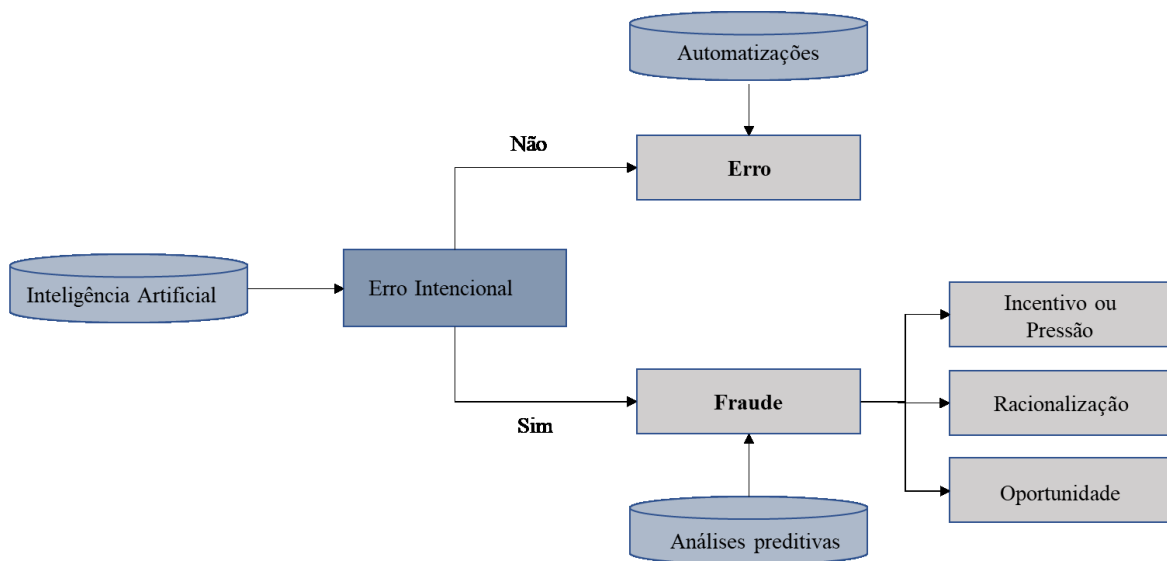


Figura 3-1. Aplicação de inteligência para detecção e prevenção de fraude

Um estudo utilizou ferramentas avançadas de aprendizado de máquina para identificar e quantificar o conteúdo temático divulgado nos relatórios anuais (Brown et al., 2020). Com base nisso, testou-se se a medida de tópico era útil para detectar intencionalidade em erros de reporte financeiro, em comparação com medidas financeiras e de estilo textual padrão (Brown et al., 2020). Logo, a partir da aplicação de inteligência artificial poderia ser definido se um erro é intencional ou não, como exemplo, no caso do pagamento duplicado, alguns parâmetros poderiam constar no algoritmo que faz a análise, como exemplo, o pagamento duplicado já ocorreu mais de uma vez para o mesmo fornecedor? O funcionário que realiza esta atividade já fez outros pagamentos duplicados? Se as respostas anteriores fossem positivas, o auditor poderia analisar outros pagamentos efetuados e questionar ao próprio funcionário, ou seja, a inteligência artificial atuaria como um suporte para detecção de fraude e caberia ao auditor analisar e tomar a decisão final (E6). Identificado que o processo teve um erro não intencional, poderia avaliar a possibilidade de automatização da rotina, como exemplo, a automatização por *Robotic Process Automation* (RPA) a fim de reduzir os erros (Kokina & Blanchette, 2019), pois “quanto maior a intervenção humana, maior probabilidade de erro” (E14).

Constatado que o erro foi intencional, os auditores poderiam utilizar algoritmos de *machine learning*, com técnicas preditivas, a fim de identificar variáveis que possam levar a execução de uma fraude (Bertomeu et al., 2021; Ding et al., 2020). Por exemplo, despesas registradas fora da competência, valores fracionados e pagos para o mesmo fornecedor, aprovação de pagamento realizado em menos de 45 segundos após o registro contábil, ou seja, variáveis que poderiam indicar algum indício de fraude (E11). Conforme comentado por E1,

“Às vezes a gente demora um pouco para entender este padrão, principalmente de práticas novas, né, de atos ilícitos, mas elas sempre acabam seguindo um padrão”. Ou seja, as fraudes tendem a seguir um padrão, então estes parâmetros poderiam servir de *inputs* para o modelo de predição.

Ainda sobre fraude, ela pode ser classificada como conhecida ou rara e conforme comentado por E15, quando a fraude é conhecida, ela é monitorada e mapeada e a máquina pode ser treinada, já quando se trata de um evento raro, é difícil de estabelecer as premissas no modelo.

Quando a fraude ela é monitorada e nós temos eventos de fraude mapeados e catalogados, a gente consegue treinar a máquina para fazer a identificação de outros processos com características semelhantes. Ou seja, a gente consegue aprender com os eventos de fraude. Quando a fraude é extremamente rara, né? E ela não é muito bem identificada e catalogada, nós não conseguimos reproduzir esse tipo de conhecimento e prever ou identificar a ocorrência dela numa base ampla aqui de dados. Aí a gente tem que partir para outras estratégias, né? É onde a gente vai ter que usar, estabelecer premissas, né? Hipóteses de forma mais tradicional e desenvolver modelos em cima destas premissas, né? Não é uma forma trivial de identificação. (E15)

O auditor interno precisa garantir que o ambiente de controles internos possua controles preventivos (Kokina & Blanchette, 2019), assim como mencionado por E10, que a auditoria possui um trabalho preventivo reativo quando se trata de fraude, pois no trabalho da auditoria “Eu sofro, aprendo, fecho a porta, espero para sofrer de novo de uma forma diferente. O que que mais nos frustra? Quando nos fraudam na mesma forma que fraudaram no ano passado, ou seja, eu não tomei uma ação corretiva em relação a fraude do ano passado, tanto que ela se repetiu este ano, daí eu falhei”. Por isso, se torna importante possuir ferramentas que possam auxiliar nesta prevenção. Entretanto, também é importante avaliar a experiência do auditor e a complexidade da tarefa, pois quando é uma atividade com um nível de maior de complexidade, pode ser necessário que o auditor também utilize julgamento ao definir se é fraude ou não (E6).

3.4.4 Experiência do auditor

De acordo com os argumentos da TTD um profissional pode se tornar dependente de uma tecnologia quando possui pouca experiência na tarefa (Arnold & Sutton, 1998). Logo, estes profissionais podem demonstrar um grande nível de dominância tecnológica (Arnold & Sutton, 1998; Sutton et al., 2018). Ao se avaliar a categoria sobre a experiência do profissional, identificou-se que os entrevistados elencam a experiência considerando em 3 fatores, sendo tais:

- a) idade e diferença de gerações;
- b) perfil do profissional e cultura da empresa; e
- c) tempo de experiência.

O resumo é apresentado na Tabela 3-3.

Tabela 3-3

Impacto da experiência na delegação

Classificação	Entrevistados	Exemplo
Idade e diferença de gerações	E1 e E4	“Eu acho que para ter experiência a pessoa precisa ter idade, não tem como ser diferente e dependendo deste <i>range</i> de idade que a pessoa vai ter, ela naturalmente vai ser uma pessoa resistente a tecnologia.” (E1)
Perfil do profissional e cultura da empresa	E3, E6, E7, E9, E10 e E15	“Depende também do perfil da pessoa, como estou falando aqui que eu sou muito adepto deste tipo de pensamento, tem pessoas que seguem uma linha um pouco mais tradicional, pode inclusive ser devido a cultura da empresa.” (E3)
Tempo de experiência	E2, E5, E8, E11, E12, E13 e E14	“Para tu ter uma segurança que aquilo que está sendo passado, está adequado, tem que estar bastante seguro das coisas, então acho que, as decisões do que é delegado, tem que ser feito por pessoas Sênior, que conseguem avaliar tudo e ter a segurança que aquilo ali está adequado.” (E2)
Total	15	

Os entrevistados que comentaram sobre a idade apresentam que a idade pode ser um fator importante na resistência para a adoção e uso de inteligência artificial no desempenho de suas atividades. O E1 comenta que poderia ser inclusive pela diferença de gerações, “eu acho que as diferenças de gerações são bastante impactantes. Eu sou de uma geração que esta parte de tecnologia era muito fraca quando eu era criança, até minha adolescência”. Já o E4 comenta que, às vezes, há apenas uma diferença de 3 ou 4 anos de idade com outros profissionais e mesmo assim, identifica esta resistência para adoção e uso destas ferramentas de inteligência artificial.

Quando se trata sobre o perfil do profissional e cultura da empresa, os entrevistados apontam que o perfil do profissional acaba se tornando um fator preponderante, pois há profissionais que gostam de realizar atividades mais manuais, independente do tempo de experiência na área.

A experiência pode, depende também do perfil da pessoa, como estou falando aqui que eu sou muito adepto deste tipo de pensamento, tem pessoas que seguem uma linha um pouco mais tradicional, então dependendo da pessoa que estiver a frente do processo de auditoria talvez a pessoa não queira utilizar de forma alguma (E3).

Influencia porque na minha visão o cara que é mais manual, não vai querer delegar aquilo ali. . . . ele não se importa de ficar cruzando uma base e achando o porquê deste PROCV aqui não puxar a informação desta base, então a experiência influencia sim na utilização ou não da ferramenta (E6).

O perfil do profissional também pode ser impactado pela cultura da empresa, pois se não houver um incentivo por parte da empresa, talvez o auditor não busque utilizar ferramentas que estejam disponíveis para o trabalho, conforme comentado por E4, “às vezes a não utilização pode ser pela cultura da própria empresa em não incentivar o uso”. Em linha com este resultado, as companhias poderiam incentivar o uso destas ferramentas, entretanto, não há a garantia que os auditores irão utilizar estas ferramentas (Eilifsen et al., 2020).

O tempo de experiência também pode ser uma variável importante e há convergência entre os entrevistados informando que auditores mais experientes costumam se sentir mais confortáveis em delegar as suas tarefas para inteligência artificial.

Eu acho que quanto mais experiente, mais ele quer delegar essas tarefas que são muito manuais para inteligência artificial. O Júnior tem um pouco dessa fome de aprender, então acho que também gostaria de aprender como que se faz, mas também delegaria (E12).

O auditor, em começo de carreira, ele costuma ser muito cara-crachá. Ele pode se sentir totalmente satisfeito e não fazer questionamentos adicionais. Para auditores mais experientes, eu não vejo esse problema não (E11).

Ao se comparar a TTD, identifica-se que o elencado pelo entrevistado E11 está em linha com o apresentado pela teoria, em que profissionais inexperientes podem tomar piores decisões, não efetuando questionamentos adicionais nos resultados gerados pela ferramenta (Arnold et al., 2004). Ainda em linha com a teoria, profissionais experientes tendem a utilizar os resultados gerados por inteligência artificial como suporte à tomada de decisão, demonstrando uma maior dominância da ferramenta (Arnold et al., 2006; Evangelista, 2020; Sutton et al., 2018).

Quando se avalia as variáveis identificadas, identificou-se que há uma discrepância de opinião entre idade e experiência, onde os entrevistados comentam que pessoas com mais idade podem enfrentar certa resistência ao utilizar uma inteligência artificial. Entretanto, pessoas mais experientes tendem a delegar mais tarefas para inteligência artificial. Logo, são fatores importantes e que podem impactar na decisão de adotar e delegar tarefas para inteligência artificial. Uma outra característica que pode influenciar na decisão de delegar uma tarefa se refere a estrutura da tarefa e o grau de complexidade.

3.4.5 Estrutura da tarefa

Ao avaliar a estrutura das tarefas, os entrevistados comentaram que o primeiro passo necessário seria uma avaliação geral do ambiente de controles internos, com um mapeamento de todos os riscos e controles, como são realizados os processos, as bases utilizadas, como os dados são imputados e como as informações são geradas, além da unificação dos cadastros, quando se utiliza mais de uma base, como exemplo. Para utilizar um algoritmo de inteligência artificial para automatizar uma tarefa, os entrevistados comentaram que tarefas que exigem julgamento não poderiam ser automatizadas, pois dependem da análise de um auditor. Entretanto, tarefas manuais e repetitivas, que não vão agregar conhecimento para equipe, podem ser delegadas e assim, os auditores podem focar nos resultados gerados. Conforme comentado por E1 “faz muito mais sentido eu desprender horas do meu time avaliando o resultado de uma coisa manual do que eu ter que gastar estas horas fazendo manual”.

A fim de auxiliar o processo decisório de delegar uma tarefa para IA, foi construído um *framework*. Com base neste exposto, a decisão de automatizar uma tarefa ou delegar para uma inteligência artificial poderia passar por um fluxo, onde as etapas passariam pela auditoria tradicional, auditoria contínua e ciência de dados. Esta classificação foi construída com base nas respostas dos entrevistados. Logo, a Figura 3-2 apresenta este *framework* com base nas análises efetuadas.

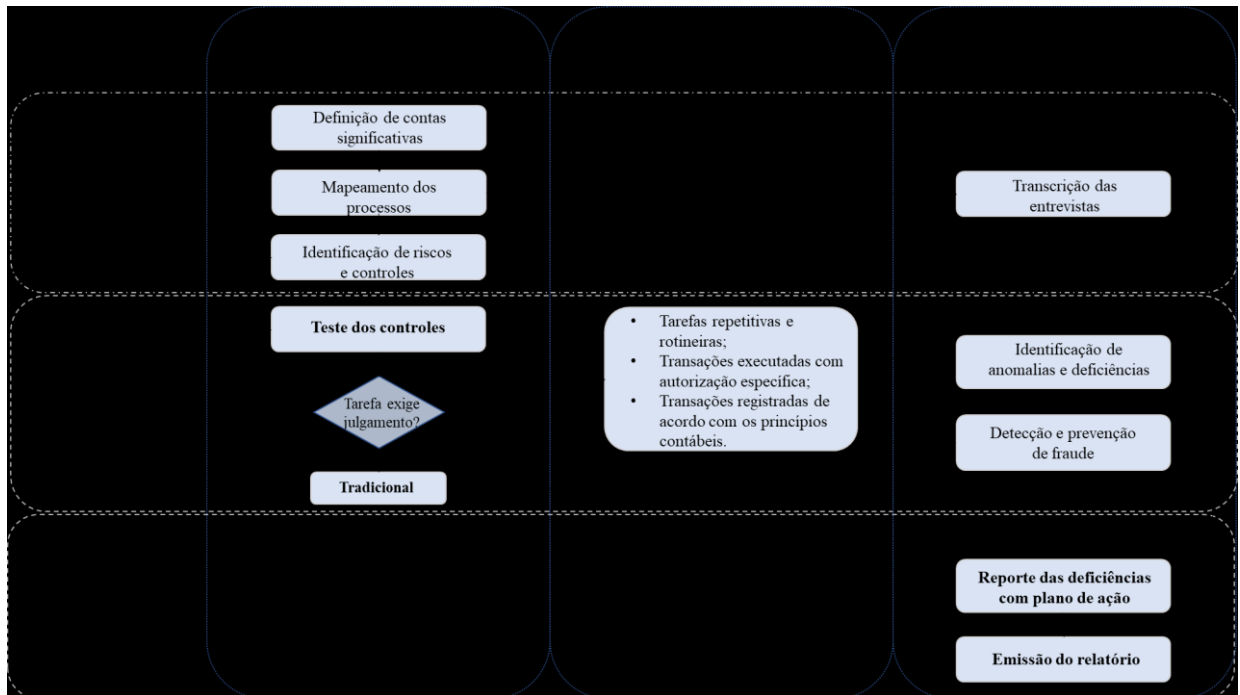


Figura 3-2. Framework para delegação de tarefas na auditoria

A auditoria tradicional pode ser entendida como a atividade que depende de uma maior intervenção humana seja para mapeamento de processos ou para avaliação de riscos e controles. El comenta que antes da utilização de qualquer ferramenta de inteligência artificial tem que ser estabelecida “uma estrutura sólida, um arcabouço sólido de metodologias, práticas e sistemas do grupo” na empresa. Já para a auditoria contínua ou monitoramento contínuo é necessário uma maior maturidade dos testes de auditoria para que assim seja possível automatizar testes mais objetivos. Quando se trata da ciência de dados, são utilizadas ou construídas ferramentas com o propósito de resolver problemas específicos. O E15 aborda que “o propósito de ciência de dados é resolver problemas específicos de forma a maximizar valor para a instituição. Então, se eu pensar do ponto de vista para auditoria, o que maximiza a nossa eficiência ou a nossa eficácia? A nossa capacidade de identificar riscos de maneira mais tempestiva”.

O processo de auditoria de uma forma mais macro é dividida entre as etapas de planejamento, execução e conclusão. Nestas etapas o profissional de auditoria usualmente realiza entrevista junto aos donos dos processos para que possa efetuar o mapeamento e descrição do processo, bem como validação dos controles. Na etapa de planejamento, a área de Ciências de Dados poderia auxiliar o auditor no procedimento de transcrição das entrevistas e na utilização de OCR (reconhecimento de caractere ótico) para leitura de contratos ou outros documentos digitalizados. Em um estudo foi abordado que um dos motivos para a baixa adequação da automação se tratava da dependência do processo na interpretação da imagem

digitalizada e a falta de integração com o OCR, além de componentes da tarefa que exigem julgamento e análise (Kokina & Blanchette, 2019).

A etapa de execução que abrange os testes de controles pode possuir diversos tipos de características, desde tarefas com dados estruturados, semiestruturados até não estruturados. Além disso, alguns testes podem exigir o julgamento profissional apropriado do auditor o que por sua vez, necessita de intervenção humana. Quando se fala em atividades repetitivas e rotineiras os entrevistados trouxeram alguns exemplos, como a análise documental, análise de receita, envio de relatórios, análise de créditos duplicados, desvios de pagamentos, alçadas de aprovação, entre outros. Quanto estas tarefas possuem processos bem definidos, elas poderiam ser realizadas pelo processo de Auditoria Contínua, a partir de automatizações. Como exemplo, a automatização poderia ser efetuada por ACL, onde o auditor poderia receber tudo extraído da base de dados e só ficaria responsável por questionar as exceções (E7). A área de Ciência de Dados também poderia auxiliar na construção de modelos preditivos para identificar anomalias (E15), a partir de padrões já conhecidos, e a área de Auditoria Contínua ficaria responsável por acompanhar estes modelos e enviar as exceções para que o auditor possa avaliar. Uma outra ferramenta apresentada pela literatura seria o RPA e o IPA que poderiam ser utilizados para automatizar processos estruturados e não estruturados (Zhang, 2019).

Quando se trata de tarefas que buscam detectar ou prevenir fraudes, a área de Ciência de Dados pode criar modelos para auxiliar a identificar potenciais fraudes e assim o auditor pode mitigar o risco de ocorrência. Modelos preditivos de aprendizado de máquina, como exemplo, *Gradient Boosted Regression Tree (GBRT)* e *Random Forest*, podem oferecer métodos empíricos para filtrar um conjunto de dados contábeis que possuam um grande número de variáveis, bem como para reduzir a possibilidade de erro intencional e não intencional (Bertomeu et al., 2021; Ding et al., 2020). Já na etapa de conclusão da auditoria, para a geração de relatórios poderia ser utilizado o NLG (*natural language generation*) para o reporte das deficiências e emissão do relatório final (Zhang, 2019).

Embora se identifique uma oportunidade importante para o uso e adoção de inteligência artificial na realização destas tarefas, a partir deste *framework*, identifica-se que esta ainda não é a realidade das companhias em que os auditores entrevistados atuam, em que sua maioria ainda não realizaram a adoção deste tipo de tecnologia, ou seja, estão em um estágio inicial. As principais barreiras identificadas para adoção tratam do custo, capacitação dos profissionais, mudança no ambiente de controles internos, a partir de uma boa governança e entender como que a ferramenta funciona. Em linha com estes resultados, Aboud & Robinson (2020)

elencaram como principais barreiras o custo com a implementação, necessidade de treinamento, falta de especialistas dentro da empresa, não ter a tecnologia necessária e problemas de privacidade de informações. Além dos fatores elencados anteriormente, Zhang (2019) também complementa o custo com o uso de consultores e manutenção destas ferramentas.

3.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente artigo alcançou o objetivo da pesquisa ao **compreender** os fatores que levam à delegação ou não de tarefas para inteligência artificial no contexto de auditoria interna. O objetivo geral foi respondido através da a) **identificação** de tarefas e processos que podem ser delegados no contexto da auditoria interna para inteligência artificial; b) **avaliação** do papel da experiência do auditor interno no processo de delegação de tarefas para inteligência artificial; e c) **apresentação** dos fatores que levam à (não) delegação de tarefas entre agente auditor e inteligências artificiais.

Quanto à delegação de tarefas para inteligência evidenciou-se que tarefas que normalmente são repetitivas, rotineiras e que não exigem julgamento humano, são preferíveis para a delegação. Já tarefas que envolvam a detecção e prevenção de fraude, alguns entrevistados comentaram que preferem que seja executado pelo agente humano. Alguns modelos de IA podem entender que uma anomalia encontrada em um teste possa ser classificada como fraude, entretanto, poderia ser um erro não intencional, por falta de zelo do executor da tarefa, como exemplo, aprovação de pagamento ao fornecedor errado, sem saber se aquele valor realmente era devido. Para reduzir este erro, foi proposto no presente estudo um *framework* para delegação, onde o profissional de auditoria poderia avaliar as características da tarefa e assim, decidir delegar. Tarefas que envolvam a detecção e prevenção de fraude, a área de Ciência de Dados, que seria uma proposta de célula dentro da auditoria, poderia auxiliar o auditor com a construção e uso de modelos preditivos, a partir de variáveis e padrões já conhecidos, assim, pode reduzir a possibilidade de erro.

No que tange a experiência do auditor, identificou-se que alguns entrevistados divergiram quanto aos resultados, em que alguns auditores informaram que profissionais mais experientes possuem tendência a delegar mais tarefas para IA e outros profissionais relacionaram a diferença de gerações, informando que profissionais com mais idade, podem ter mais dificuldade de delegar uma tarefa para inteligência artificial. A TTD aborda que para se ter uma dominância (confiança) tecnológica, ou o profissional é inexperiente ou precisa ter uma

relação alta entre a experiência do tomador de decisão, a complexidade da tarefa, familiaridade com o agente inteligente e os ajustes cognitivos (Arnold & Sutton, 1998). Este estudo focou nas variáveis experiência e complexidade de tarefa, e identificou-se que profissionais experientes podem se sentir mais confortáveis em delegar tarefas menos complexas e que possuam um maior entendimento de como ela é realizada e que não envolvam julgamentos. Cabe destacar que a idade pode possuir uma característica de variável moderadora para estudos futuros.

Em relação aos fatores que podem impactar a não delegação de tarefas identificou-se que os principais estão relacionados ao custo com a implementação e capacitação dos colaboradores, mudança no ambiente de controles internos com a reestruturação dos processos organizacionais. Além disso, os entrevistados também apontaram a questão de não entenderem como a IA estaria tomando esta decisão, principalmente em tarefas que podem envolver a detecção e prevenção de fraudes. O fator custo e capacitação dos profissionais já foi levantado em outros estudos (Aboud & Robinson, 2020; Zhang, 2019). Com base nestes fatores, este estudo contribui ao demonstrar as principais competências necessárias para um profissional de auditoria, sendo elencado principalmente o entendimento de como a ferramenta funciona, lógica de programação, entendimento dos fluxos de processos, entre outros. Logo, estas competências poderiam ser abordadas nos currículos de Contabilidade, bem como em cursos de extensão da área.

Quanto as limitações do estudo, por se tratar de um estudo qualitativo, não é possível inferir os dados para a população de auditores. Além disso, os profissionais de auditoria trouxeram alguns elementos que não foram explorados no presente estudo, em virtude de não estar diretamente relacionado ao objetivo do estudo. A Tabela 3.4 apresenta estas oportunidades de pesquisa que foi elaborada a partir de trechos das entrevistas, que podem ser exploradas em estudos futuros.

Tabela 3-4
Estudos futuros

Trecho da entrevista	Estudos futuros
"Construir uma boa inteligência artificial e tendo todo aquele período de acompanhamento da construção para garantir que o que está saindo de resultado da inteligência artificial é algo que faz sentido." (E1) "Eu não sei exatamente qual que é o aprendizado que ele está tendo e talvez o aprendizado que ele está tendo, seja enviesado." (E2)	Como o auditor interno pode reduzir os vieses na tomada de decisão ao utilizar uma inteligência artificial?
"Aqui a gente tá trabalhando muito o tema diversidade, inclusão, isso a gente olha, tá? A gente vê se dá <i>output</i> diferente, por exemplo, o cara tá dando um <i>output</i> , é? A pura diferença é o que? É o sexo? Aí volta para área e pode tomar ponto por causa disso, não pode, entendeu?" (E11)	Quais os limites éticos para a utilização de um modelo de IA? Como o auditor interno pode garantir que os dados gerados pela IA não sejam discriminatórios? Como garantir uma maior transparência dos dados ao utilizar algoritmos de inteligência artificial?
"Seria legal ver isso no futuro, uma coisa bem integrada de sistemas e tecnologia de inteligência artificial integrados a governança como um todo da companhia." (E1)	O que é necessário para que haja uma maior integração entre as diferentes áreas da companhia com o uso de IA?
"Tem que ser muito bem alinhada entre as partes interessadas, tem que ser avaliado qual seria o efeito, se seria um efeito positivo dentro da operação, se seria vantajoso, alinhar quais seriam as vantagens, fazer aquela matriz SWOT, vantagens, ameaças, fraqueza e forças que aquela ferramenta poderia trazer para a organização e sendo feito isso." (E3)	Como apresentar para os stakeholders que os benefícios apresentados pela IA são superiores aos custos de implementação?
"Quais seriam de fato as reais dificuldades que estão sendo enfrentadas com os executivos da empresa e principalmente com quem precisa comprar a ideia, seja o comitê de auditoria, seja o Conselho de administração, seja um Comitê de Orçamento e assim em diante, então eu acho que existe muita dificuldade de vender a ideia." (E5)	Quais as métricas necessárias para que os administradores e conselheiros da companhia apoiem a implementação de IA?
"Quais são as informações sensíveis que foram necessárias ali, da ferramenta, extrair do cliente aquela informação e processar aquela informação. A gente sabe que tem algumas leis, claro que aqui na minha empresa não se aplica a LGPD, mas se aplica a GDPR, CPPA e <i>New York Shield</i> que são outras regulações de <i>data privacy</i> ." (E3)	Como o auditor interno pode garantir que a IA esteja adequada e em consonância com as leis de proteção de dados?

Embora o presente estudo tenha apresentado fatores que contribuem para delegação de tarefas para inteligência, por exemplo, a capacitação de profissionais e estrutura de tarefa que não exigem julgamento, não foi possível explorar os limites éticos na construção de modelos de IA e identificar os parâmetros necessários na construção destes modelos, para garantir que os dados gerados não sejam enviesados. O que foi abordado no presente estudo é que se os inputs na base já estivessem enviesados, por consequência, os dados gerados sairiam enviesados. Além disso, foi apresentado pelos entrevistados que é importante cuidar os limites éticos na construção de modelos, pois os *outputs* podem gerar dados discriminatórios, no que tange a raça, sexo e idade. Então, se torna importante explorar em estudos futuros.

Um outro foco de estudos futuros engloba variáveis que auxiliem no processo de implantação efetiva da IA e como demonstrar aos stakeholders que os benefícios apresentados pela IA serão superiores aos custos iniciais, já que assim como apresentado nesta pesquisa e em outros estudos (Aboud & Robinson, 2020; Kokina & Blanchette, 2019; Zhang, 2019), o custo pode ser um limitador para implementação de IA. Logo, identificar as métricas necessárias para conseguir o suporte dos administradores da companhia, pode ser algo a ser explorado. Por fim, temas que envolvam a privacidade de dados também podem ser explorados, pois a LGPD ou GDPR pode ser um limitador para a implementação de IA, visto que a companhia precisa tomar um cuidado com dados sensíveis (Lei n. 13.709, 2018).

Como contribuições, este estudo complementa a literatura de delegação e uso de inteligência artificial ao identificar fatores que podem influenciar na decisão de delegar tarefas para IA (Correa et al., 2021; Fisher et al., 2016; Gray et al., 2014; Moll & Yigitbasioglu, 2019; Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018; Sutton et al, 2016; Tiron-Tudor & Deliu, 2022), por exemplo, falta de qualificação de profissionais, custo com a implementação, e entender como a tecnologia funciona, além da estrutura da tarefa. Além disso, apresenta possibilidade de pesquisas futuras. Como contribuição prática, este estudo propõe um *framework* de delegação, que pode auxiliar os tomadores de decisão em delegar uma tarefa para um algoritmo de IA, além de apresentar uma possibilidade de estrutura da auditoria interna, classificando em auditoria tradicional, auditoria contínua e ciência de dados.

3.6 REFERÊNCIAS

- Abdi, M. D., Dobamo, H. A., & Bayu, K. B. (2021). *Exploring current opportunity and threats of artificial intelligence on small and medium enterprises accounting function; evidence from South west part of Ethiopia, Oromiya, Jimma and Snnpr, Bonga. Academy of Accounting and Financial Studies Journal*, 25(2), 11. <https://www.abacademies.org/articles/exploring-current-opportunity-and-threats-of-artificial-intelligence-on-small-and-medium-enterprises-accounting-function-evidence-10407.html>
- Aboud, A., & Robinson, B. (2020). Fraudulent financial reporting and data analytics: An explanatory study from Ireland. *Accounting Research Journal, ahead-of-print*(ahead-of-print). <https://doi.org/10.1108/ARJ-04-2020-0079>
- Andreassen, R.-I. (2020). Digital technology and changing roles: A management accountant's dream or nightmare? *Journal of Management Control*, 31(3), 209–238. <https://doi.org/10.1007/s00187-020-00303-2>

- Arnold, Clark, Collier, Leech, & Sutton. (2006). The Differential Use and Effect of Knowledge-Based System Explanations in Novice and Expert Judgment Decisions. *MIS Quarterly*, 30(1), 79. <https://doi.org/10.2307/25148718>
- Arnold, V. (2018). The changing technological environment and the future of behavioural research in accounting. *Accounting & Finance*, 58(2), 315–339. <https://doi.org/10.1111/acfi.12218>
- Arnold, V., Collier, P. A., Leech, S. A., & Sutton, S. G. (2004). Impact of intelligent decision aids on expert and novice decision-makers' judgments. *Accounting and Finance*, 44(1), 1–26. <https://doi.org/10.1111/j.1467-629x.2004.00099.x>
- Arnold, V., & Sutton, S. G. (1998). The theory of technology dominance: Understanding the impact of intelligent decision aids on decision maker's judgment. *Advances in Accounting Behavioral Research*, 1, 175–194.
- Baird, A., & Maruping, L. M. (2021). The Next Generation of Research on IS Use: A Theoretical Framework of Delegation to and from Agentic IS Artifacts. *MIS Quarterly*, 45(1), 315–341. <https://doi.org/10.25300/MISQ/2021/15882>
- Benbya, H., Pachidi, S., & Jarvenpaa, S. L. (2021). Special Issue Editorial: Artificial Intelligence in Organizations: Implications for Information Systems Research. *Journal of the Association for Information Systems*, 23.
- Bertomeu, J. (2020). Machine learning improves accounting: Discussion, implementation and research opportunities. *Review of Accounting Studies*, 25(3), 1135–1155. <https://doi.org/10.1007/s11142-020-09554-9>
- Bertomeu, J., Cheynel, E., Floyd, E., & Pan, W. (2021). Using machine learning to detect misstatements. *Review of Accounting Studies*, 26(2), 468–519. <https://doi.org/10.1007/s11142-020-09563-8>
- Betti, N., & Sarens, G. (2021). Understanding the internal audit function in a digitalised business environment. *Journal of Accounting & Organizational Change*, 17(2), 197–216. <https://doi.org/10.1108/JAOC-11-2019-0114>
- Bierstaker, J., Janvrin, D., & Lowe, D. J. (2014). What factors influence auditors' use of computer-assisted audit techniques?. *Advances in Accounting*, 30(1), 67-74. <https://doi.org/10.1016/j.adiac.2013.12.005>.
- Borges, W. G., Leroy, R. S. D., Carvalho, L. F., Lima, N. C., & Oliveira, J. M. (2020). Implicações da Inteligência Artificial na Auditoria Interna no Brasil: Análise sob a Percepção de Profissionais. *Sociedade, Contabilidade e Gestão*, 15(1), 23–40. https://doi.org/10.21446/scg_ufrj.v0i0.25284
- Brown, N. C., Crowley, R. M., & Elliott, W. B. (2020). What Are You Saying? Using *topic* to Detect Financial Misreporting. *Journal of Accounting Research*, 58(1), 237–291. <https://doi.org/10.1111/1475-679X.12294>

- Brown-Liburd, H., Issa, H., & Lombardi, D. (2015). Behavioral Implications of Big Data's Impact on Audit Judgment and Decision Making and Future Research Directions. *Accounting Horizons*, 29(2), 451–468. <https://doi.org/10.2308/acch-51023>
- CFC (2016a). *NBC TA 200 (R1)* – Objetivos gerais do auditor independente e a condução da auditoria em conformidade com normas de auditoria. [https://www1.cfc.org.br/sisweb/SRE/docs/NBCTA200\(R1\).pdf](https://www1.cfc.org.br/sisweb/SRE/docs/NBCTA200(R1).pdf)
- CFC (2016b). *NBC TA 240 (R1)* – Responsabilidade do auditor em relação a fraude, no contexto da auditoria de demonstrações contábeis. [https://www2.cfc.org.br/sisweb/sre/detalhes_sre.aspx?Codigo=2016/NBCTA240\(R1\)](https://www2.cfc.org.br/sisweb/sre/detalhes_sre.aspx?Codigo=2016/NBCTA240(R1))
- Correa, W. V. M., Silva, T. D., Souza, R. B. L., Marcolin, C. B., & Momo, F. S. (2021). Automação de tarefas contábeis por machine learning a luz do framework de delegação para agentes de Sistemas de Informação. *Anais do Encontro da Associação Nacional de Pós-Graduação e Pesquisa em Administração*, on-line, 45. <http://www.anpad.org.br>
- Ding, K., Lev, B., Peng, X., Sun, T., & Vasarhelyi, M. A. (2020). Machine learning improves accounting estimates: Evidence from insurance payments. *Review of Accounting Studies*, 25(3), 1098–1134. <https://doi.org/10.1007/s11142-020-09546-9>
- Dyball, M. C., & Seethamraju, R. (2021). The impact of client use of blockchain technology on audit risk and audit approach—An exploratory study. *International Journal of Auditing*, 25(2), 602–615. <https://doi.org/10.1111/ijau.12238>
- Evangelista, J. (2020). *Estudo sobre a Teoria da Dominância Tecnológica no uso da inteligência artificial aplicada a Gestão Tributária no Brasil* [Dissertação de Mestrado, Centro Universitário FECAP]. <http://tede.fecap.br:8080/handle/123456789/849>
- Eilifsen, A., Kinserdal, F., Messier, W. F., & McKee, T. E. (2020). An Exploratory Study into the Use of Audit Data Analytics on Audit Engagements. *Accounting Horizons*, 34 (4): 75–103. <https://doi.org/10.2308/HORIZONS-19-121>
- Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254–280. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>
- Fisher, I. E., Garnsey, M. R., & Hughes, M. E. (2016). Natural Language Processing in Accounting, Auditing and Finance: A Synthesis of the Literature with a Roadmap for Future Research: NLP in Accounting, Auditing and Finance. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 23(3), 157–214. <https://doi.org/10.1002/isaf.1386>
- Flick, U. (2012). *Introdução à Metodologia de Pesquisa: um guia para iniciantes*. Penso.
- Garven, S., & Scarlata, A. (2020). An examination of factors associated with investment in internal auditing technology. *Managerial Auditing Journal*, 35(7), 955–978. <https://doi.org/10.1108/MAJ-06-2019-2321>

- Gray, G. L., Chiu, V., Liu, Q., & Li, P. (2014). The expert systems life cycle in AIS research: What does it mean for future AIS research? *International Journal of Accounting Information Systems*, 15(4), 423–451. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2014.06.001>
- Hass, S., Abdolmohammadi, M. J., & Burnaby, P. (2006). The Americas literature review on internal auditing. *Managerial Auditing Journal*, 21(8), 835–844. <https://doi.org/10.1108/02686900610703778>
- Huang, F., & Vasarhelyi, M. A. (2019). Applying robotic process automation (RPA) in auditing: A framework. *International Journal of Accounting Information Systems*, 35, 100433. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2019.100433>
- International Auditing and Assurance Standards Board [IAASB] (2009). International Standard on Auditing 200: Overall objectives of the independent auditor and the conduct of an audit in accordance with international standards on auditing. <https://www.ifac.org/system/files/publications/files/A009%202012%20IAASB%20Handbook%20ISA%20200.pdf>
- Institute of Internal Auditors [IIA]. (2021). The IIA's Internal Audit Competency Framework. <https://www.theiaa.org/en/content/guidance/mandatory/standards/ia-competency-framework/>
- Jarrahi, M. H. (2018). Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making. *Business Horizons*, 61(4), 577–586. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.03.007>
- Jones, K. K., Baskerville, R. L., Sriram, R. S., & Ramesh, B. (2017). The impact of legislation on the internal audit function. *Journal of Accounting & Organizational Change*, 13(4), 450–470. <https://doi.org/10.1108/JAOC-02-2015-0019>
- Kenno, S. A., McCracken, S. A., & Salterio, S. E. (2017). Financial Reporting Interview-Based Research: A Field Research Primer with an Illustrative Example. *Behavioral Research in Accounting*, 29(1), 77–102. <https://doi.org/10.2308/bria-51648>
- Kokina, J., & Blanchette, S. (2019). Early evidence of digital labor in accounting: Innovation with Robotic Process Automation. *International Journal of Accounting Information Systems*, 35, 100431. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2019.100431>
- Kokina, J., & Davenport, T. H. (2017). The Emergence of Artificial Intelligence: How Automation is Changing Auditing. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 14(1), 115–122. <https://doi.org/10.2308/jeta-51730>
- Koreff, J (2022). Are Auditors' Reliance on Conclusions from Data Analytics Impacted by Different Data Analytic Inputs?. *Journal of Information Systems*, 36 (1), 19–37. <https://doi.org/10.2308/ISYS-19-051>

- Korhonen, T., Selos, E., Laine, T., & Suomala, P. (2020). Exploring the programmability of management accounting work for increasing automation: An interventionist case study. *Accounting, Auditing & Accountability Journal*, 34(2), 253–280. <https://doi.org/10.1108/AAAJ-12-2016-2809>
- Krieger, F., Drews, P., & Velte, P. (2021). Explaining the (non-) adoption of advanced data analytics in auditing: A process theory. *International Journal of Accounting Information Systems*, 41, 100511. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2021.100511>
- Lei n. 13.709, de 14 de agosto de 2018 (2018). Lei Geral de Proteção de Dados Pessoais (LGPD). https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2015-2018/2018/lei/113709.htm
- Lamboglia, R., Lavorato, D., Scornavacca, E., & Za, S. (2021). Exploring the relationship between audit and technology. A bibliometric analysis. *Meditari Accountancy Research*, 29(5), 1233–1260. <https://doi.org/10.1108/MEDAR-03-2020-0836>
- Losbichler, H., & Lehner, O. M. (2021). Limits of artificial intelligence in controlling and the ways forward: A call for future accounting research. *Journal of Applied Accounting Research*, 22(2), 365–382. <https://doi.org/10.1108/JAAR-10-2020-0207>
- Mala, R., & Chand, P. (2015). Judgment and Decision-Making Research in Auditing and Accounting: Future Research Implications of Person, Task, and Environment Perspective. *Accounting Perspectives*, 14(1), 1–50. <https://doi.org/10.1111/1911-3838.12040>
- Mancini, D. (2016). Accounting Information Systems in an Open Society. Emerging Trends and Issues. *Management Control*, 1, 5–16. <https://doi.org/10.3280/MACO2016-001001>
- Marconi, M. A., & Lakatos, E. M. (2021). Fundamentos de metodologia científica (9a ed.). Atlas.
- Moll, J., & Yigitbasioglu, O. (2019). The role of internet-related technologies in shaping the work of accountants: New directions for accounting research. *The British Accounting Review*, 51(6), 100833. <https://doi.org/10.1016/j.bar.2019.04.002>
- Munoko, I., Brown-Liburud, H. L., & Vasarhelyi, M. (2020). The Ethical Implications of Using Artificial Intelligence in Auditing. *Journal of Business Ethics*, 167(2), 209–234. <https://doi.org/10.1007/s10551-019-04407-1>
- Qasim, A., & Kharbat, F. F. (2020). Blockchain Technology, Business Data Analytics, and Artificial Intelligence: Use in the Accounting Profession and Ideas for Inclusion into the Accounting Curriculum. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 17(1), 107–117. <https://doi.org/10.2308/jeta-52649>
- Rikhardsson, P., & Yigitbasioglu, O. (2018). Business intelligence & analytics in management accounting research: Status and future focus. *International Journal of Accounting Information Systems*, 29, 37–58. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2018.03.001>

- Raupp, F. M., & Beuren, I. M. (2013). Metodologia de pesquisa aplicável às Ciências Sociais. In I. M. Beuren (Org.). *Como elaborar trabalhos monográficos em contabilidade: Teoria e prática* (pp. 76-97). Atlas.
- Richardson, R. J. (2017). *Pesquisa social: métodos e técnicas* (4a ed. rev., ampl. e atual.). Atlas.
- Rikhardsson, P., & Yigitbasioglu, O. (2018). Business intelligence & analytics in management accounting research: Status and future focus. *International Journal of Accounting Information Systems*, 29, 37–58. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2018.03.001>
- Roszkowska, P. (2021). Fintech in financial reporting and audit for fraud prevention and safeguarding equity investments. *Journal of Accounting & Organizational Change*, 17(2), 164–196. <https://doi.org/10.1108/JAOC-09-2019-0098>
- Security and Exchange Commission [SEC]. (2021). 2021 Examination Priorities. <https://www.sec.gov/news/press-release/2021-39>
- Silva, A. H.; Fossá, M. I. T. (2015). Análise de Conteúdo: exemplo de aplicação da técnica para análise de dados qualitativos. *Qualitas Revista Eletrônica*, 17(1), 1-14.
- Soh, D. S. B., & Martinov-Bennie, N. (2015). Internal auditors' perceptions of their role in environmental, social and governance assurance and consulting. *Managerial Auditing Journal*, 30(1), 80–111. <https://doi.org/10.1108/MAJ-08-2014-1075>
- Stewart, J., & Subramaniam, N. (2010). Internal audit independence and objectivity: Emerging research opportunities. *Managerial Auditing Journal*, 25(4), 328–360. <https://doi.org/10.1108/02686901011034162>
- Strauss, A, & Corbin, J. (2008). *Pesquisa qualitativa: técnicas e procedimentos para o desenvolvimento de teoria fundamentada* (2ª ed.). Artmed.
- Sutton, S. G., Arnold, V., & Holt, M. (2018). How Much Automation Is Too Much? Keeping the Human Relevant in Knowledge Work. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 15(2), 15–25. <https://doi.org/10.2308/jeta-52311>
- Sutton, S. G., Holt, M., & Arnold, V. (2016). “The reports of my death are greatly exaggerated”—Artificial intelligence research in accounting. *International Journal of Accounting Information Systems*, 22, 60–73. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2016.07.005>
- Sun, T. (Sophia). (2019). Applying Deep Learning to Audit Procedures: An Illustrative Framework. *Accounting Horizons*, 33(3), 89–109. <https://doi.org/10.2308/acch-52455>
- Tiron-Tudor, A., & Deliu, D. (2022). Reflections on the human-algorithm complex duality perspectives in the auditing process. *Qualitative Research in Accounting & Management*, 31. <https://doi.org/10.1108/QRAM-04-2021-0059>
- Vasarhelyi, M. A., Alles, M., Kuenkaikaw, S., & Littlely, M. (2012). The acceptance and adoption of continuous auditing by internal auditors: A micro analysis. *International*

Journal of Accounting Information Systems, 13(3), 267-281.
<https://doi.org/10.1016/j.accinf.2012.06.011>.

Westland, J. C. (2020). Predicting credit card fraud with Sarbanes- Oxley assessments and Fama- French risk factors. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 27(2), 95–107. <https://doi.org/10.1002/isaf.1472>

Zhang, C. (Abigail). (2019). Intelligent Process Automation in Audit. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 16(2), 69–88. <https://doi.org/10.2308/jeta-52653>

4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente estudo alcançou o objetivo da pesquisa ao **compreender** os fatores que levam à delegação ou não de tarefas para inteligência artificial no contexto de auditoria interna. O objetivo geral foi respondido através da elaboração de 2 artigos, onde o primeiro artigo foi realizado através de uma revisão sistemática da literatura a fim de **identificar** a relação de delegação para inteligência artificial no contexto da auditoria interna. Já no segundo artigo, foi efetuado um estudo qualitativo através de entrevistas semiestruturadas com 15 profissionais de auditoria, a fim de **identificar** tarefas e processos que podem ser delegados no contexto da auditoria interna para inteligência artificial; **avaliar** o papel da experiência do auditor interno no processo de delegação de tarefas para inteligência artificial; e **apresentar** os fatores que levam à (não) delegação de tarefas entre agente auditor interno e inteligências artificiais.

Como principais resultados do primeiro artigo, identificou-se que a decisão de delegar uma tarefa envolve alguns fatores, como a falta de qualificação de profissionais, custo com a implementação de IA e entender como que o algoritmo está tomando a decisão. Este fator se apresenta principalmente em algoritmos de IA que sejam de aprendizado profundo e redes neurais, em que não é possível saber como que os algoritmos funcionam (Kokina & Davenport, 2017; Trinkle & Baldwin, 2016). Ademais, apresentou-se potenciais estudos futuros que podem ser explorados em outros estudos.

Já no segundo artigo, buscou-se entender quais tarefas e processos podem ser delegados, como a experiência pode influenciar na delegação, usando como base a Teoria da Dominância Tecnológica (Arnold & Sutton, 1998; Sutton et al., 2018), além de fatores que podem influenciar na decisão. O estudo identificou cinco categorias principais:

- a) competências profissionais;
- b) julgamento e ceticismo profissional;
- c) erro de fraude;
- d) experiência do auditor;
- e) estrutura da tarefa.

Quanto as competências profissionais, os auditores entrevistados comentaram que são necessárias tanto competência comportamentais, como exemplo, raciocínio lógico quanto competências técnicas, como o conhecimento da IA. Já o julgamento e ceticismo profissional são importantes para que o auditor possa continuar exercendo suas atividades, mesmo que algumas atividades sejam delegadas para IA. Os entrevistados apresentaram como sugestões de

delegação, tarefas que sejam mais rotineiras e repetitivas e que não exijam julgamento na tomada de decisão, por exemplo, conciliações e pagamento de fornecedores. Para auxiliar no processo de delegação, como contribuição deste estudo propõe-se um *framework* que pode ajudar no processo de decisão ao delegar uma tarefa para IA.

Em relação a erro e fraude, em tarefas que possuam o objetivo de detecção e prevenção de fraude, verificou-se que precisa ter um certo cuidado na construção do modelo, pois o algoritmo utilizado no modelo precisa saber diferenciar o que pode ser classificado como erro intencional ou não, em virtude disso, alguns entrevistados comentaram que preferem que este tipo de atividade seja executado por um humano. No que tange o impacto da experiência, alguns entrevistados comentaram que auditores experientes tendem a ter mais confiança ao delegar uma tarefa para IA, já outros entrevistados comentaram que estes profissionais experientes podem ter mais dificuldade para delegar, principalmente quando se avalia a diferença de idade e de gerações. Logo, cabe explorar em estudos futuros quantitativos, se estas variáveis podem possuir uma característica moderadora. Quando se identifica os fatores que podem contribuir ou não para adoção, identificou-se que o custo ainda pode ser um impeditivo, tanto o custo com a implementação, como com o treinamento dos profissionais.

Como limitações do estudo, por se tratar por um estudo qualitativo, não é possível generalizar os dados, logo, propõe-se a continuidade de outros estudos quantitativos que possam explorar os fatores elencados. Além disso, alguns temas foram apresentados pelos entrevistados, mas que por não estarem diretamente relacionado ao estudo, não foram explorados, como exemplo, o impacto da IA na Lei Geral de Proteção de Dados (LGPD), os limites éticos para a construção de modelos de IA e como garantir que os resultados gerados por IA não sejam discriminatórios.

Como contribuição teórica, este estudo complementa a literatura de delegação de tarefas para IA, com a identificação de algoritmos de IA podem ser usados para automatizar, suportar ou ampliar a capacidade de tomada de decisão e quais tarefas que poderiam ser delegadas. Como contribuição prática, este estudo propõe um *framework* que pode auxiliar no processo decisório de delegação de tarefas, além de propor uma reconfiguração da função da IA classificando as tarefas entre auditoria tradicional, auditoria contínua e ciência de dados. Como contribuição social, este estudo identifica que ainda há a falta de qualificação de profissionais em IA e que estes precisam de adaptar à uma nova realidade, que cada vez mais, serão necessários profissionais que possuam *hard skills* de programação e conhecimento de IA.

REFERÊNCIAS

- Abdi, M. D., Dobamo, H. A., & Bayu, K. B. (2021). Exploring current opportunity and threats of artificial intelligence on small and medium enterprises accounting function; evidence from South west part of Ethiopia, Oromiya, Jimma and Snnpr, Bonga. *Academy of Accounting and Financial Studies Journal*, 25(2), 11. <https://www.abacademies.org/articles/exploring-current-opportunity-and-threats-of-artificial-intelligence-on-small-and-medium-enterprises-accounting-function-evidence-10407.html>
- About, A., & Robinson, B. (2020). Fraudulent financial reporting and data analytics: An explanatory study from Ireland. *Accounting Research Journal, ahead-of-print*(ahead-of-print). <https://doi.org/10.1108/ARJ-04-2020-0079>
- Alles, M. G., & Gray, G. L. (2020). Will the Medium Become the Message? A Framework for Understanding the Coming Automation of the Audit Process. *Journal of Information Systems*, 34(2), 109–130. <https://doi.org/10.2308/isys-52633>
- Andreassen, R.-I. (2020). Digital technology and changing roles: A management accountant's dream or nightmare? *Journal of Management Control*, 31(3), 209–238. <https://doi.org/10.1007/s00187-020-00303-2>
- Arnold, V., Collier, P. A., Leech, S. A., & Sutton, S. G. (2004). Impact of intelligent decision aids on expert and novice decision-makers' judgments. *Accounting and Finance*, 44(1), 1–26. <https://doi.org/10.1111/j.1467-629x.2004.00099.x>
- Arnold, V., & Sutton, S. G. (1998). The theory of technology dominance: Understanding the impact of intelligent decision aids on decision maker's judgment. *Advances in Accounting Behavioral Research*, 1, 175–194.
- Baird, A., & Maruping, L. M. (2021). The Next Generation of Research on IS Use: A Theoretical Framework of Delegation to and from Agentic IS Artifacts. *MIS Quarterly*, 45(1), 315–341. <https://doi.org/10.25300/MISQ/2021/15882>
- Benbya, H., Pachidi, S., & Jarvenpaa, S. L. (2021). Special Issue Editorial: Artificial Intelligence in Organizations: Implications for Information Systems Research. *Journal of the Association for Information Systems*, 23.
- Betti, N., & Sarens, G. (2021). Understanding the internal audit function in a digitalised business environment. *Journal of Accounting & Organizational Change*, 17(2), 197–216. <https://doi.org/10.1108/JAOC-11-2019-0114>
- Dheeriya, P., & Singhvi, M. (2021). A conceptual framework for replacing audit committees with artificial intelligence infused bot. *EDPACS*, 63(3), 1–18. <https://doi.org/10.1080/07366981.2020.1824335>
- Dyball, M. C., & Seethamraju, R. (2021). The impact of client use of blockchain technology on audit risk and audit approach—An exploratory study. *International Journal of Auditing*, 25(2), 602–615. <https://doi.org/10.1111/ijau.12238>

- Fisher, I. E., Garnsey, M. R., & Hughes, M. E. (2016). Natural Language Processing in Accounting, Auditing and Finance: A Synthesis of the Literature with a Roadmap for Future Research: NLP in Accounting, Auditing and Finance. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 23(3), 157–214. <https://doi.org/10.1002/isaf.1386>
- Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254–280. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>
- Gartner. (2020). *Future-Proof Your Talent Strategy*. 15.
- Garven, S., & Scarlata, A. (2020). An examination of factors associated with investment in internal auditing technology. *Managerial Auditing Journal*, 35(7), 955–978. <https://doi.org/10.1108/MAJ-06-2019-2321>
- Hooda, N., Bawa, S., & Rana, P. S. (2020). Optimizing Fraudulent Firm Prediction Using Ensemble Machine Learning: A Case Study of an External Audit. *Applied Artificial Intelligence*, 34(1), 20–30. <https://doi.org/10.1080/08839514.2019.1680182>
- Huang, F., & Vasarhelyi, M. A. (2019). Applying robotic process automation (RPA) in auditing: A framework. *International Journal of Accounting Information Systems*, 35, 100433. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2019.100433>
- Jarrahi, M. H. (2018). Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making. *Business Horizons*, 61(4), 577–586. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.03.007>
- Kokina, J., & Blanchette, S. (2019). Early evidence of digital labor in accounting: Innovation with Robotic Process Automation. *International Journal of Accounting Information Systems*, 35, 100431. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2019.100431>
- Kokina, J., & Davenport, T. H. (2017). The Emergence of Artificial Intelligence: How Automation is Changing Auditing. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 14(1), 115–122. <https://doi.org/10.2308/jeta-51730>
- Korhonen, T., Selos, E., Laine, T., & Suomala, P. (2020). Exploring the programmability of management accounting work for increasing automation: An interventionist case study. *Accounting, Auditing & Accountability Journal*, 34(2), 253–280. <https://doi.org/10.1108/AAAJ-12-2016-2809>
- Krieger, F., Drews, P., & Velte, P. (2021). Explaining the (non-) adoption of advanced data analytics in auditing: A process theory. *International Journal of Accounting Information Systems*, 41, 100511. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2021.100511>
- Losbichler, H., & Lehner, O. M. (2021). Limits of artificial intelligence in controlling and the ways forward: A call for future accounting research. *Journal of Applied Accounting Research*, 22(2), 365–382. <https://doi.org/10.1108/JAAR-10-2020-0207>

- Moll, J., & Yigitbasioglu, O. (2019). The role of internet-related technologies in shaping the work of accountants: New directions for accounting research. *The British Accounting Review*, 51(6), 100833. <https://doi.org/10.1016/j.bar.2019.04.002>
- Munoko, I., Brown-Liburd, H. L., & Vasarhelyi, M. (2020). The Ethical Implications of Using Artificial Intelligence in Auditing. *Journal of Business Ethics*, 167(2), 209–234. <https://doi.org/10.1007/s10551-019-04407-1>
- Rikhardsson, P., & Yigitbasioglu, O. (2018). Business intelligence & analytics in management accounting research: Status and future focus. *International Journal of Accounting Information Systems*, 29, 37–58. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2018.03.001>
- Santos, C., & Cunha, P. (2021). Influence of trust, time pressure and complexity factors in judgment and decision-making in auditing. *Brazilian Business Review*, 18(6), 605–623. <https://doi.org/10.15728/bbr.2021.18.6.1>
- Sun, T. (Sophia). (2019). Applying Deep Learning to Audit Procedures: An Illustrative Framework. *Accounting Horizons*, 33(3), 89–109. <https://doi.org/10.2308/acch-52455>
- Sutton, S. G., Arnold, V., & Holt, M. (2018). How Much Automation Is Too Much? Keeping the Human Relevant in Knowledge Work. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 15(2), 15–25. <https://doi.org/10.2308/jeta-52311>
- Sutton, S. G., Holt, M., & Arnold, V. (2016). “The reports of my death are greatly exaggerated”—Artificial intelligence research in accounting. *International Journal of Accounting Information Systems*, 22, 60–73. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2016.07.005>
- Tiron-Tudor, A., & Deliu, D. (2022). Reflections on the human-algorithm complex duality perspectives in the auditing process. *Qualitative Research in Accounting & Management*, 31. <https://doi.org/10.1108/QRAM-04-2021-0059>
- Trinkle, B. S., & Baldwin, A. A. (2016). Research Opportunities for Neural Networks: The Case for Credit: Research Opportunities for Neural Networks. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 23(3), 240–254. <https://doi.org/10.1002/isaf.1394>
- Wanyama, S. B., McQuaid, R. W., & Kittler, M. (2021). Where you search determines what you find: The effects of bibliographic databases on systematic reviews. *International Journal of Social Research Methodology*, 1–13. <https://doi.org/10.1080/13645579.2021.1892378>
- Wongpinunwatana, N., Ferguson, C., & Bowen, P. (2000). An experimental investigation of the effects of artificial intelligence systems on the training of novice auditors. *Managerial Auditing Journal*, 15(6), 306–318. <https://doi.org/10.1108/02686900010344511>

APÊNDICE A – PERIÓDICOS DA ÁREA COM O RANKING AJG

Field	Journal title	AJG 2021
ACCOUNT	<i>Accounting Review</i>	4*
ACCOUNT	<i>Accounting, Organizations and Society</i>	4*
ACCOUNT	<i>Journal of Accounting and Economics</i>	4*
ACCOUNT	<i>Journal of Accounting Research</i>	4*
ACCOUNT	<i>Contemporary Accounting Research</i>	4
ACCOUNT	<i>Review of Accounting Studies</i>	4
ACCOUNT	<i>Abacus</i>	3
ACCOUNT	<i>Accounting and Business Research</i>	3
ACCOUNT	<i>Accounting Forum</i>	3
ACCOUNT	<i>Accounting Horizons</i>	3
ACCOUNT	<i>Accounting, Auditing and Accountability Journal</i>	3
ACCOUNT	<i>Auditing</i>	3
ACCOUNT	<i>Behavioral Research in Accounting</i>	3
ACCOUNT	<i>British Accounting Review</i>	3
ACCOUNT	<i>British Tax Review</i>	3
ACCOUNT	<i>Critical Perspectives on Accounting</i>	3
ACCOUNT	<i>European Accounting Review</i>	3
ACCOUNT	<i>Financial Accountability and Management</i>	3
ACCOUNT	<i>Foundations and Trends in Accounting</i>	3
ACCOUNT	<i>International Journal of Accounting</i>	3
ACCOUNT	<i>Journal of Accounting and Public Policy</i>	3
ACCOUNT	<i>Journal of Accounting Literature</i>	3
ACCOUNT	<i>Journal of Accounting, Auditing and Finance</i>	3
ACCOUNT	<i>Journal of Business Finance and Accounting</i>	3
ACCOUNT	<i>Journal of International Accounting, Auditing and Taxation</i>	3
ACCOUNT	<i>Journal of the American Taxation Association</i>	3
ACCOUNT	<i>Management Accounting Research</i>	3
ACCOUNT	<i>Accounting and Finance</i>	2
ACCOUNT	<i>Accounting and the Public Interest</i>	2
ACCOUNT	<i>Accounting in Europe</i>	2
ACCOUNT	<i>Accounting Research Journal</i>	2
ACCOUNT	<i>Accounting, Economics and Law: A Convivium</i>	2
ACCOUNT	<i>Advances in Accounting</i>	2
ACCOUNT	<i>Advances in Accounting Behavioral Research</i>	2
ACCOUNT	<i>Advances in Management Accounting</i>	2
ACCOUNT	<i>Advances in Taxation</i>	2
ACCOUNT	<i>Asia-Pacific Journal of Accounting and Economics</i>	2
ACCOUNT	<i>Asian Review of Accounting</i>	2
ACCOUNT	<i>Australian Accounting Review</i>	2
ACCOUNT	<i>China Journal of Accounting Research</i>	2

ACCOUNT	<i>Current Issues in Auditing</i>	2
ACCOUNT	<i>International Journal of Accounting and Information Management</i>	2
ACCOUNT	<i>International Journal of Accounting Information Systems</i>	2
ACCOUNT	<i>International Journal of Accounting, Auditing and Performance Evaluation</i>	2
ACCOUNT	<i>International Journal of Auditing</i>	2
ACCOUNT	<i>International Journal of Disclosure and Governance</i>	2
ACCOUNT	<i>International Journal of Managerial and Financial Accounting</i>	2
ACCOUNT	<i>Journal of Accounting and Organizational Change</i>	2
ACCOUNT	<i>Journal of Accounting in Emerging Economies</i>	2
ACCOUNT	<i>Journal of Applied Accounting Research</i>	2
ACCOUNT	<i>Journal of Contemporary Accounting and Economics</i>	2
ACCOUNT	<i>Journal of International Accounting Research</i>	2
ACCOUNT	<i>Journal of International Financial Management and Accounting</i>	2
ACCOUNT	<i>Journal of Management Accounting Research</i>	2
ACCOUNT	<i>Journal of Management Control</i>	2
ACCOUNT	<i>Journal of Public Budgeting, Accounting and Financial Management</i>	2
ACCOUNT	<i>Journal of Tax Administration</i>	2
ACCOUNT	<i>Managerial Auditing Journal</i>	2
ACCOUNT	<i>Qualitative Research in Accounting and Management</i>	2
ACCOUNT	<i>Research in Accounting Regulation</i>	2
ACCOUNT	<i>Sustainability Accounting, Management and Policy Journal</i>	2
ACCOUNT	<i>Accounting, Finance & Governance Review</i>	1
ACCOUNT	<i>Advances in Environmental Accounting and Management</i>	1
ACCOUNT	<i>Advances in Public Interest Accounting</i>	1
ACCOUNT	<i>AFRICAN JOURNAL OF ACCOUNTING AUDITING AND FINANCE, AJAAF</i>	1
ACCOUNT	<i>ATA Journal of Legal Tax Research</i>	1
ACCOUNT	<i>Australasian Accounting, Business and Finance Journal</i>	1
ACCOUNT	<i>China Journal of Accounting Studies</i>	1
ACCOUNT	<i>Comptabilite Controle Audit</i>	1
ACCOUNT	<i>EDPACS</i>	1
ACCOUNT	<i>International Journal of Critical Accounting</i>	1
ACCOUNT	<i>Journal of Accounting and Management Information Systems</i>	1
ACCOUNT	<i>Journal of Accounting and Taxation</i>	1
ACCOUNT	<i>Journal of Forensic and Investigative Accounting (previously Journal of Forensic Accounting)</i>	1
ACCOUNT	<i>Journal of Forensic Studies in Accounting and Business</i>	1
ACCOUNT	<i>Journal of Governmental & Non-Profit Accounting</i>	1
ACCOUNT	<i>Journal of Information Systems</i>	1
ACCOUNT	<i>Journal of Islamic Accounting and Business Research</i>	1
ACCOUNT	<i>Management Accounting Frontiers</i>	1
ACCOUNT	<i>Management Accounting Quarterly</i>	1

ACCOUNT	<i>Meditari Accountancy Research</i>	1
ACCOUNT	<i>Pacific Accounting Review</i>	1
ACCOUNT	<i>Research in Governmental and Non-Profit Accounting</i>	1
ACCOUNT	Research on Professional Responsibility and Ethics in Accounting	1
ACCOUNT	Revista de Contabilidad-Spanish Accounting Review	1
ACCOUNT	Revista Espanola de Financiacion y Contabilidad	1
ACCOUNT	Social and Environmental Accountability Journal	1
ACCOUNT	South African Journal of Accounting Research	1
ACCOUNT	World Tax Journal	1
BUS HIST & ECON HIST	Accounting Historians Journal	2
BUS HIST & ECON HIST	Accounting History	2
BUS HIST & ECON HIST	Accounting History Review	2
FINANCE	Review of Quantitative Finance and Accounting	3
FINANCE	International Journal of Banking, Accounting and Finance	2
FINANCE	Review of Accounting and Finance	2
FINANCE	Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management	1
FINANCE	Journal of Financial Reporting and Accounting	1
INFO MAN	Journal of Emerging Technologies in Accounting	1
MDEV&EDU	Accounting Education	2
MDEV&EDU	Issues in Accounting Education	2
MDEV&EDU	Journal of Accounting Education	2
MDEV&EDU	Advances in Accounting Education: Teaching and Curriculum Innovations	1

APÊNDICE B – ARTIGOS AMOSTRAIS

Número	Referência
1	Aboud, A., & Robinson, B. (2020). Fraudulent financial reporting and data analytics: An explanatory study from Ireland. <i>Accounting Research Journal</i> , ahead-of-print(ahead-of-print). https://doi.org/10.1108/ARJ-04-2020-0079
2	Ahonen, P., & Koljonen, J. (2020). The contents of the National Audit Office of Finland performance audits, 2001–2016: An interpretive study with computational content analysis. <i>Journal of Public Budgeting, Accounting & Financial Management</i> , 32(1), 49–66. https://doi.org/10.1108/JPBAFM-11-2018-0138
3	Albitar, K., Gerged, A. M., Kikhia, H., & Hussainey, K. (2021). Auditing in times of social distancing: The effect of COVID-19 on auditing quality. <i>International Journal of Accounting & Information Management</i> , 29(1), 169–178. https://doi.org/10.1108/IJAIM-08-2020-0128
4	Alles, M. G., & Gray, G. L. (2020). Will the Medium Become the Message? A Framework for Understanding the Coming Automation of the Audit Process. <i>Journal of Information Systems</i> , 34(2), 109–130. https://doi.org/10.2308/isy-52633
5	Baldwin-Morgan, A. A. (1995). Integrating artificial intelligence into the accounting curriculum. <i>Accounting Education</i> , 4(3), 217–229. https://doi.org/10.1080/09639289500000026
6	Bertomeu, J., Cheynel, E., Floyd, E., & Pan, W. (2021). Using machine learning to detect misstatements. <i>Review of Accounting Studies</i> , 26(2), 468–519. https://doi.org/10.1007/s11142-020-09563-8
7	Brown, N. C., Crowley, R. M., & Elliott, W. B. (2020). What Are You Saying? Using topic to Detect Financial Misreporting. <i>Journal of Accounting Research</i> , 58(1), 237–291. https://doi.org/10.1111/1475-679X.12294
8	Cangemi, M. P., & Taylor, P. (2018). Harnessing Artificial Intelligence to Deliver Real-Time Intelligence and Business Process Improvements. <i>EDPACS</i> , 57(4), 1–6. https://doi.org/10.1080/07366981.2018.1444007
9	Chang, Y.-T., & Stone, D. N. (2019). Why does decomposed audit proposal readability differ by audit firm size? A Coh-Metrix approach. <i>Managerial Auditing Journal</i> , 34(8), 895–923. https://doi.org/10.1108/MAJ-02-2018-1789
10	Damerji, H., & Salimi, A. (2021). Mediating effect of use perceptions on technology readiness and adoption of artificial intelligence in accounting. <i>Accounting Education</i> , 30(2), 107–130. https://doi.org/10.1080/09639284.2021.1872035
11	Dheeriya, P., & Singhvi, M. (2021). A CONCEPTUAL FRAMEWORK FOR REPLACING AUDIT COMMITTEES WITH ARTIFICIAL INTELLIGENCE INFUSED BOT. <i>EDPACS</i> , 63(3), 1–18. https://doi.org/10.1080/07366981.2020.1824335
12	Ding, K., Lev, B., Peng, X., Sun, T., & Vasarhelyi, M. A. (2020). Machine learning improves accounting estimates: Evidence from insurance payments. <i>Review of Accounting Studies</i> , 25(3), 1098–1134. https://doi.org/10.1007/s11142-020-09546-9
13	Fisher, I. E., Garnsey, M. R., & Hughes, M. E. (2016). Natural Language Processing in Accounting, Auditing and Finance: A Synthesis of the Literature with a Roadmap for Future Research: NLP in Accounting, Auditing and Finance.

	Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, 23(3), 157–214. https://doi.org/10.1002/isaf.1386
14	Friedlob, G. T., & Schleifer, L. L. F. (1999). Fuzzy logic: Application for audit risk and uncertainty. <i>Managerial Auditing Journal</i> , 14(3), 127–137. https://doi.org/10.1108/02686909910259103
15	Gross, A., Hoelscher, J., Reed, B. J., & Sierra, G. E. (2020). The new nuts and bolts of auditing: Technological innovation in inventorying inventory. <i>Journal of Accounting Education</i> , 52, 100679. https://doi.org/10.1016/j.jaccedu.2020.100679
16	Hrazdil, K., Novak, J., Rogo, R., Wiedman, C., & Zhang, R. (2020). Measuring executive personality using machine- learning algorithms: A new approach and audit fee- based validation tests. <i>Journal of Business Finance & Accounting</i> , 47(3–4), 519–544. https://doi.org/10.1111/jbfa.12406
17	Hsieh, T.-S., Kim, J.-B., Wang, R. R., & Wang, Z. (2020). Seeing is believing? Executives' facial trustworthiness, auditor tenure, and audit fees. <i>Journal of Accounting and Economics</i> , 69(1), 101260. https://doi.org/10.1016/j.jacceco.2019.101260
18	Huang, F., & Vasarhelyi, M. A. (2019). Applying robotic process automation (RPA) in auditing: A framework. <i>International Journal of Accounting Information Systems</i> , 35, 100433. https://doi.org/10.1016/j.accinf.2019.100433
19	Hunt, J. O. S., Rosser, D. M., & Rowe, S. P. (2021). Using machine learning to predict auditor switches: How the likelihood of switching affects audit quality among non-switching clients. <i>Journal of Accounting and Public Policy</i> , 40(5), 106785. https://doi.org/10.1016/j.jaccpubpol.2020.106785
20	Jiang, Y., & Jones, S. (2018). Corporate distress prediction in China: A machine learning approach. <i>Accounting & Finance</i> , 58(4), 1063–1109. https://doi.org/10.1111/acfi.12432
21	Jones, S., & Alam, N. (2019). A machine learning analysis of citation impact among selected Pacific Basin journals. <i>Accounting & Finance</i> , 59(4), 2509–2552. https://doi.org/10.1111/acfi.12584
22	Kend, M., & Nguyen, L. A. (2020). Big Data Analytics and Other Emerging Technologies: The Impact on the Australian Audit and Assurance Profession. <i>Australian Accounting Review</i> , 30(4), 269–282. https://doi.org/10.1111/auar.12305
23	Kokina, J., & Blanchette, S. (2019). Early evidence of digital labor in accounting: Innovation with Robotic Process Automation. <i>International Journal of Accounting Information Systems</i> , 35, 100431. https://doi.org/10.1016/j.accinf.2019.100431
24	Kokina, J., & Davenport, T. H. (2017). The Emergence of Artificial Intelligence: How Automation is Changing Auditing. <i>Journal of Emerging Technologies in Accounting</i> , 14(1), 115–122. https://doi.org/10.2308/jeta-51730
25	Krieger, F., Drews, P., & Velte, P. (2021). Explaining the (non-) adoption of advanced data analytics in auditing: A process theory. <i>International Journal of Accounting Information Systems</i> , 41, 100511. https://doi.org/10.1016/j.accinf.2021.100511
26	Perols, J. (2011). Financial Statement Fraud Detection: An Analysis of Statistical and Machine Learning Algorithms. <i>AUDITING: A Journal of Practice & Theory</i> , 30(2), 19–50. https://doi.org/10.2308/ajpt-50009
27	Qasim, A., & Kharbat, F. F. (2020). Blockchain Technology, Business Data Analytics, and Artificial Intelligence: Use in the Accounting Profession and Ideas

	for Inclusion into the Accounting Curriculum. <i>Journal of Emerging Technologies in Accounting</i> , 17(1), 107–117. https://doi.org/10.2308/jeta-52649
28	Roszkowska, P. (2021). Fintech in financial reporting and audit for fraud prevention and safeguarding equity investments. <i>Journal of Accounting & Organizational Change</i> , 17(2), 164–196. https://doi.org/10.1108/JAOC-09-2019-0098
29	Singhvi, M., Hossain, A., & Brodmann, J. (2021). NEW AUDITORS ARE COMING: DISRUPTING THE FIXED MINDSET AND EXPLORING DYNAMIC CHANGES IN AUDITING. <i>EDPACS</i> , 63(2), 1–8. https://doi.org/10.1080/07366981.2020.1812813
30	Sun, T. (Sophia). (2019). Applying Deep Learning to Audit Procedures: An Illustrative Framework. <i>Accounting Horizons</i> , 33(3), 89–109. https://doi.org/10.2308/acch-52455
31	Sutton, S. G., Arnold, V., & Holt, M. (2018). How Much Automation Is Too Much? Keeping the Human Relevant in Knowledge Work. <i>Journal of Emerging Technologies in Accounting</i> , 15(2), 15–25. https://doi.org/10.2308/jeta-52311
32	Sutton, S. G., Holt, M., & Arnold, V. (2016). “The reports of my death are greatly exaggerated”—Artificial intelligence research in accounting. <i>International Journal of Accounting Information Systems</i> , 22, 60–73. https://doi.org/10.1016/j.accinf.2016.07.005
33	Tiberius, V., & Hirth, S. (2019). Impacts of digitization on auditing: A Delphi study for Germany. <i>Journal of International Accounting, Auditing and Taxation</i> , 37, 100288. https://doi.org/10.1016/j.intaccudtax.2019.100288
34	Tlemsani, I., Marir, F., & Majdalawieh, M. (2020). Screening of Murabaha business process through Quran and hadith: A text mining analysis. <i>Journal of Islamic Accounting and Business Research</i> , 11(9), 1889–1905. https://doi.org/10.1108/JIABR-05-2020-0159
35	Trinkle, B. S., & Baldwin, A. A. (2016). Research Opportunities for Neural Networks: The Case for Credit: Research Opportunities for Neural Networks. <i>Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management</i> , 23(3), 240–254. https://doi.org/10.1002/isaf.1394
36	Westland, J. C. (2020). Predicting credit card fraud with Sarbanes- Oxley assessments and Fama- French risk factors. <i>Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management</i> , 27(2), 95–107. https://doi.org/10.1002/isaf.1472
37	White, C. E. (1995). An analysis of the need for ES and AI in accounting education. <i>Accounting Education</i> , 4(3), 259–269. https://doi.org/10.1080/09639289500000029
38	Wongpinunwatana, N., Ferguson, C., & Bowen, P. (2000). An experimental investigation of the effects of artificial intelligence systems on the training of novice auditors. <i>Managerial Auditing Journal</i> , 15(6), 306–318. https://doi.org/10.1108/02686900010344511
39	Zhang, C. (Abigail). (2019). Intelligent Process Automation in Audit. <i>Journal of Emerging Technologies in Accounting</i> , 16(2), 69–88. https://doi.org/10.2308/jeta-52653

APÊNDICE C – SCRIPT PARA USO DO BIBLIOMETRIX E BIBLIOSHINY NO R

```
#Definir o diretório onde estão os arquivos e onde serão gravados
setwd("C:/Users/Nome do usuário/Desktop/Artigos/Dados")
getwd()
#Carregar o app Bibliometrix para o ambiente R
library(bibliometrix)
#Importar os arquivos da busca para o ambiente R e convertê-los em tabela (dataframe)
S=convert2df("scopus.bib", dbsource = "scopus", format = "bibtex")
View(S)
W=convert2df("savedrecs", dbsource = "isi", format = "bibtex")
View(W)
#Fazer a união das duas tabelas com os dados das buscas nas bases de dados
Database=mergeDbSources(S, W, remove.duplicated = TRUE)
View(Database)
dim(Database)
#Gravar a tabela resultante em um arquivo formato Excel para a limpeza final dos dados
library(openxlsx)
write.xlsx(Database, file = "Database.xlsx")

#Abrir o aplicativo Biblioshiny que é interface do Bibliometrix
library(bibliometrix)
biblioshiny()
```

**APÊNDICE D – ARTEFATOS DE SI IDENTIFICADOS NA REVISÃO DE
LITERATURA**

Artefato de SI	Algoritmo	Classificação	Definições
<i>Expert Systems (ES)</i>		Supervisionado	Sistemas de computadores que imitam o processo de pensamento de especialistas para solucionar problemas
<i>Artificial Neural Network (ANN)</i>	<i>Multilayer Perceptron</i>	Não Supervisionado	Sistema complexo para mapeamento da relação entre variáveis dependentes e independentes. Com uma ou mais camadas escondidas entre as variáveis. Imitam os princípios do cérebro humano.
<i>Deep Learning/Deep Neural Network (DNN)</i>		Não supervisionado	Recebe os dados brutos e automaticamente aprende padrões a partir do modelo de treinamento sem a intervenção humana.
<i>Machine learning (ML)</i>			
	<i>Support Vector Machine (SVM)/SMO</i>	Supervisionado	Algoritmo normalmente usados para dados em volume menores, usado em modelos de classificação e regressão.
	<i>Decision Tree/J48</i>	Supervisionado	O algoritmo cria vários pontos de decisão (nós) e o algoritmo analisa a informação ganha em cada nó, se desdobrando em outros nós até chegar em uma solução ótima
	<i>Gradient Boosting Machine</i>	Supervisionado	Combinação de árvores de decisão para ter um modelo preditivo mais forte
	<i>Random Forest</i>	Supervisionado	O algoritmo cria diversas árvores de decisão, onde cada árvore é utilizada na escolha final.
<i>Ensemble learning</i>	<i>Stacking/Bagging</i>	Supervisionado	O <i>Stacking</i> combina o resultado de diferentes tipos de algoritmos classificadores, treinados com os mesmos dados. O <i>Bagging</i> combina o resultado de algoritmos de classificação que são do mesmo tipo, mas treinado com dados diferentes.

Artefato de SI	Algoritmo	Classificação	Definições
<i>Logistic Regression</i>	<i>Logistic</i>	Supervisionado	Algoritmo estatístico que estima a probabilidade de um evento ocorrer.
<i>Linear Regression</i>			Algoritmo estatístico que estima a probabilidade de um evento ocorrer baseado na relação entre os atributos
<i>Topic Modelling</i>	<i>LDA</i>	Não supervisionado	Utilizado em linguística e de informações retiradas de textos.
	<i>Coh-Matrix</i>	Não supervisionado	
<i>Natural language Processing (NLP)</i>	<i>IBM Watson Personality</i>	Não supervisionado	Tipo de inteligência artificial focado na comunicação entre humanos e computadores.

APÊNDICE E – INSTRUMENTO DE COLETA DE DADOS

1. Dados de Identificação

- 1.1 Idade
- 1.2 Cargo
- 1.3 Quanto tempo de experiência você possui na empresa atual?
- 1.4 Quanto tempo de experiência na área de auditoria interna e/ou controles internos?
- 1.5 Qual o porte da empresa em que atua?
- 1.6 Qual o segmento da empresa?

2. Roteiro de entrevista

- 2.1 Comente sobre a tua trajetória acadêmica até o presente momento.
- 2.2 Você já teve algum treinamento para o uso de inteligência artificial? Comente.
- 2.3 Comente sobre as competências que entende ser relevante para um profissional de auditoria interna estar apto para a adoção e uso de diferentes técnicas de inteligência artificial? (Kokina & Blanchette, 2019; Sun, 2019)
- 2.4 Em qual estágio está a adoção de inteligência artificial pela função da auditoria interna? (Bertomeu et al., 2021)
 - 2.4.1 Quais são as características deste processo?
 - 2.4.2 Pode explicar um pouco mais?
 - 2.4.3 Quais fatores envolvem a classificação que apontou?
- 2.5 Tem alguma ferramenta de tecnologia que você utiliza que envolve algum tipo de inteligência artificial? (Zhang, 2019)
 - 2.5.1 Se sim, por que você acha isso?
 - 2.5.2 Quais as características presentes nesta tecnologia?
- 2.6 Em sua opinião o que é necessário no ambiente de controles internos da empresa para que seja possível a delegação de alguma tarefa para algoritmos de inteligência artificial? (Kokina & Blanchette, 2019)
- 2.7 Em sua opinião e experiência quais são os fatores que podem influenciar a delegação (ou não) para a inteligência artificial nas funções exercidas na auditoria interna?
- 2.8 Você consegue pensar em alguma tarefa executada pela função da auditoria interna que poderia ser delegada para uma inteligência artificial?
 - 2.8.1 Quais características presentes nesta tarefa que faz com que você pense nela?
- 2.9 Como você acha que a complexidade de determinada tarefa pode influenciar na delegação dela para inteligência artificial?
- 2.10 A auditoria interna está planejando implementar ou utiliza alguma ferramenta de inteligência artificial para alguma atividade específica, como exemplo, detecção e prevenção de fraude ou cálculo de estimativas? (Aboud & Robinson, 2020)
- 2.11 Na sua percepção, o uso de algoritmos de inteligência artificial pode suportar um julgamento profissional apropriado para a tomada de decisão? Comente. (Huang & Vasarhelyi, 2019; Sun, 2019)
- 2.12 Em sua opinião, os resultados gerados por técnicas de inteligência artificial poderiam enviar a tomada de decisão? (Kokina & Davenport, 2017; Zhang, 2019)
 - 2.12.1 Se sim, por quê?
 - 2.12.2 Se sentiria confortável em usar os resultados gerados por uma inteligência artificial?
- 2.13 Em que extensão você realmente confia nos resultados gerados por técnicas de inteligência artificial?
- 2.14 O que você entende ser importante para que o auditor confie na inteligência artificial?

2.15 Qual a sua opinião sobre a relação entre automação de tarefas e como que pode impactar o exercício do julgamento e do ceticismo profissional? (Arnold & Sutton, 1998; Sutton et al., 2018; Zhang, 2019)

2.16 Em sua opinião quais são as principais limitações para a implementação do uso de inteligência artificial na auditoria interna? (Aboud & Robinson, 2020; Arnold & Sutton, 1998; Kokina & Blanchette, 2019; Zhang, 2019)

2.16.1 Quais as principais oportunidades que você enxerga para a implementação do uso de inteligência artificial na auditoria interna?

2.17 Em sua opinião, a ausência de qualificação/treinamento do auditor para o uso de algoritmos de inteligência artificial pode gerar resistência para a adoção? (Aboud & Robinson, 2020; Alles & Gray, 2020; Damerji & Salimi, 2021; Sun, 2019)

APÊNDICE F – TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO

Prezado(a) participante:

Sou estudante do curso de mestrado do Programa de Pós-Graduação em Controladoria e Contabilidade da Universidade Federal do Rio Grande do Sul (PPGCONT/UFRGS) na linha de pesquisa de informação para usuários internos. Estou realizando uma pesquisa sob orientação da Prof^ª. Dr^ª. Carla Bonato Marcolin, cujo objetivo é **compreender** os fatores que levam à delegação ou não de tarefas para inteligência artificial no contexto de auditoria interna. Sua participação envolve uma entrevista, que será gravada se assim você permitir, e que tem a duração aproximada de 60 minutos. A participação nesse estudo é voluntária e se você decidir não participar, ou quiser desistir de continuar em qualquer momento, tem absoluta liberdade de fazê-lo. Mesmo não tendo benefícios diretos em participar, indiretamente você estará contribuindo para a compreensão do fenômeno estudado e para a produção de conhecimento científico. Os dados que você fornecerá serão utilizados exclusivamente para o presente estudo, e os resultados desta pesquisa serão tornados públicos através da dissertação a ser defendida junto ao PPGCONT/UFRGS, e em periódicos e eventos científicos. Quaisquer dúvidas relativas à pesquisa poderão ser esclarecidas pelo pesquisador, fone (51)99393-7009, ou pelo e-mail william.vmcorrea@gmail.com.

Atenciosamente,

Porto Alegre -RS, ____/ ____/ _____

William Vinicius Marques Correa
Matrícula: 00295462

Local

Data