

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

LUCIANO MARCHESI SILVA

**ENSAIOS SOBRE ECONOMIA DA SAÚDE:
UMA ABORDAGEM SOBRE A EFICIÊNCIA NO SISTEMA PÚBLICO DE SAÚDE**

Porto Alegre

2024

LUCIANO MARCHESE SILVA

**ENSAIOS SOBRE ECONOMIA DA SAÚDE:
UMA ABORDAGEM SOBRE A EFICIÊNCIA NO SISTEMA PÚBLICO DE SAÚDE**

Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Faculdade de Ciências Econômicas da UFRGS, como requisito parcial para obtenção do título de Doutor em Economia, área de concentração: Economia Aplicada.

Orientador: Prof. Dr. Sabino da Silva Porto Júnior

Porto Alegre

2024

CIP - Catalogação na Publicação

Silva, Luciano Marchese
Ensaio sobre economia da saúde: uma abordagem
sobre a eficiência no sistema público de saúde /
Luciano Marchese Silva. -- 2024.
109 f.
Orientador: Sabino da Silva Porto Júnior.

Tese (Doutorado) -- Universidade Federal do Rio
Grande do Sul, Faculdade de Ciências Econômicas,
Programa de Pós-Graduação em Economia, Porto Alegre,
BR-RS, 2024.

1. Economia da saúde. 2. Eficiência na saúde. 3.
Sistema de saúde pública. I. Porto Júnior, Sabino da
Silva, orient. II. Título.

LUCIANO MARCHESE SILVA

**ENSAIOS SOBRE ECONOMIA DA SAÚDE:
UMA ABORDAGEM SOBRE A EFICIÊNCIA NO SISTEMA PÚBLICO DE SAÚDE**

Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Faculdade de Ciências Econômicas da UFRGS, como requisito parcial para obtenção do título de Doutor em Economia, área de concentração: Economia Aplicada.

Aprovada em: Porto Alegre, 26 de março de 2024.

BANCA EXAMINADORA:

Prof. Dr. Sabino da Silva Porto Júnior – Orientador
Universidade Federal do Rio Grande do Sul - UFRGS

Prof. Dr. Adelar Fochezatto
Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul - PUCRS

Prof. Dr. Everton Nunes Da Silva
Universidade de Brasília - UNB

Profa. Dra. Luciana de Andrade Costa
Fundação Getúlio Vargas – FGV

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, expresso minha gratidão ao meu orientador, o Prof. Dr. Sabino da Silva Porto Junior, cujo apoio foi essencial para a realização desta tese. Agradeço o tempo, dedicação e paciência dedicados a mim desde a graduação até o doutorado. Além da orientação neste trabalho, agradeço também pela orientação em minha jornada pessoal. O professor é, sem dúvida, um exemplo que levarei comigo durante os próximos anos da minha trajetória. Aos demais professores e funcionários do PPGE, agradeço imensamente pela companhia e pelo apoio ao longo destes anos. Em especial, agradeço ao Prof. Dr. Marcelo de Carvalho Griebeler pela ajuda e paciência durante meu doutorado. Também expresso minha gratidão aos colegas de turma, que foram grandes parceiros ao longo desta jornada. Em particular, agradeço aos colegas Mateus Alencar e Caroline Puchale por serem companheiros fiéis nos momentos difíceis. Por fim, agradeço aos membros da banca, cujos comentários foram fundamentais para o aprimoramento desta tese.

Agradeço imensamente aos meus pais, Diogo Silva e Maria Teresa Marchese Silva, pois sem eles nada disso seria possível. Serei eternamente grato por todo o apoio e amor que sempre me proporcionaram, algo que jamais poderei retribuir adequadamente. Também expresso minha profunda gratidão à minha querida irmã, Marina Marchese Silva, pelo apoio e parceria ao longo de todos esses anos, nos momentos bons e ruins. Além disso, dedico um agradecimento especial à minha noiva, Camille Amorim, por todo amor, paciência e cumplicidade dedicados a mim durante este período. Sua presença foi fundamental para que eu chegasse até aqui. Agradeço por compartilhar comigo todas as experiências, sejam elas boas ou ruins, ao longo desta jornada.

Por último, gostaria de expressar minha gratidão pela oportunidade de participar da renomada trajetória do Programa de Pós-graduação em Economia Aplicada da UFRGS, bem como à CAPES, cujo apoio foi fundamental para prosseguir com minha formação e concluir este trabalho.

RESUMO

O objetivo desta tese é analisar alternativas para melhorar a eficiência do sistema público de saúde brasileiro. Ela é composta por três ensaios que se unem no campo da Economia da Saúde, com um enfoque na eficiência do sistema público de saúde do país. O primeiro ensaio tem como objetivo, analisar a relação entre o volume hospitalar de Cirurgias de Revascularização do Miocárdio (CRM) realizadas, em 2019, e a taxa de mortalidade intra-hospitalar dos pacientes no Sistema Único de Saúde (SUS). Além disso, realizou-se um exercício de simulação para testar a hipótese da implementação de uma política de volume mínimo para CRM para analisar seus impactos sobre o acesso dos pacientes à rede hospitalar do SUS nas diversas regiões brasileiras. Os resultados obtidos indicam que os pacientes que realizaram a CRM em hospitais de maior volume de atendimentos tiveram, em média, uma probabilidade menor de virem a óbito. Também se verificou que a implementação hipotética da política de volume mínimo afetaria de forma relevante e negativa o acesso dos pacientes aos hospitais. Além disso, essa política hipotética impactaria os pacientes de formas diferentes dependendo da região de moradia. O segundo ensaio aborda o absenteísmo como fonte de ineficiência e desperdício de recursos. Neste estudo, foram utilizados algoritmos supervisionados de aprendizado de máquina para prever a probabilidade de um paciente faltar a uma consulta agendada no SUS. Para essa finalidade, utilizou-se dados de consultas ginecológicas realizadas pelo SUS no município de São Paulo, entre janeiro de 2018 até junho de 2019. O modelo de *Decision Tree* apresentou o melhor desempenho na previsão. Com base nesses resultados, consideramos que a implementação de políticas que utilizem modelos de aprendizado de máquina para reduzir o absenteísmo no sistema público de saúde e, conseqüentemente, aumentar sua eficiência são relevantes. O último ensaio analisa os padrões de fluxo de pacientes em busca de assistência hospitalar no Estado do Rio Grande do Sul, pelo SUS, em 2022, dentro das macrorregiões e regiões de saúde, considerando o processo de regionalização da saúde pública. Foram exploradas três dimensões: eficiência migratória, acesso às macrorregiões e análise da estrutura hospitalar. O objetivo foi compreender como esses fluxos se manifestam em diferentes áreas geográficas, suas características predominantes e o impacto no acesso aos serviços hospitalares no Rio Grande do Sul. Os resultados revelaram uma

predominância de regiões de saúde com evasão de pacientes quando comparamos as regiões de saúde que atraem pacientes. Além disso, observou-se uma disparidade no acesso aos serviços hospitalares entre as diversas regiões de saúde do Estado. No entanto, essa discrepância é reduzida ao ser avaliada a partir das macrorregiões de saúde, evidenciando características de hierarquização e regionalização dos serviços hospitalares no Rio Grande.

Palavras-chave: Economia da Saúde. Eficiência. Sistema Público de Saúde.

ABSTRACT

The objective of this thesis is to analyze alternatives to improve the efficiency of the Brazilian public healthcare system. We developed three papers that converge in the field of Health Economics, focusing on the efficiency of the country's public healthcare system. The first paper aims to analyze the relationship between the hospital volume of Myocardial Revascularization Surgeries (MRS) performed in 2019 and the in-hospital mortality rate of patients in the Unified Health System (SUS). Additionally, a simulation exercise was conducted to test the hypothesis of implementing a minimum volume policy for MRS to analyze its impacts on patients' access to the SUS hospital network in various Brazilian regions. The results obtained indicate that patients undergoing MRS in hospitals with higher volumes of procedures had, on average, a lower probability of mortality. It was also found that the hypothetical implementation of the minimum volume policy would significantly and negatively affect patients' access to hospitals. However, this hypothetical policy would impact patients differently depending on their region of residence, indicating a trade-off between efficiency and access to the hospital network in the tested hypothetical minimum volume policy for MRS. The second paper addresses absenteeism as a source of inefficiency and resource wastage. In this study, supervised machine learning algorithms were used to predict the probability of a patient missing a scheduled appointment in SUS. For this purpose, data from gynecological appointments performed by SUS in the city of São Paulo, between January 2018 and June 2019, were used. The Decision Tree model showed the best performance in predicting absenteeism. Based on these results, we consider that implementing policies that use machine learning models to reduce absenteeism in the public healthcare system, and consequently increase its efficiency, is relevant. The final paper analyzes patient flow patterns seeking hospital care in the state of Rio Grande do Sul, through SUS, in 2022, within the macro-regions and health regions, considering the process of public health regionalization. Three dimensions were explored: migratory efficiency, access to macro-regions, and analysis of hospital structure. The objective was to understand how these flows manifest in different geographical areas, their predominant characteristics, and the impact on access to hospital services in Rio Grande do Sul. The results revealed a predominance of health regions with patient outflow when comparing them to the health regions that attract

patients. Additionally, a disparity in access to hospital services among the various health regions of the state was observed. However, this discrepancy is significantly reduced when evaluated from the perspective of health macro-regions, highlighting characteristics of hierarchy and regionalization of hospital services in Rio Grande do Sul.

Keywords: Health Economics. Efficiency. Public Health System.

JEL Classification:I10. I14. I15.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Quadro 2.1 - Código dos procedimentos de CRM no SUS.....	27
Quadro 2.2 - Descrição das variáveis relativas aos pacientes e aos hospitais utilizadas na estimação do modelo logit.....	27
Figura 2.1 - Probabilidade de óbito intra-hospitalar estimada com intervalo de confiança de 95% por quintil de volume hospitalar para pacientes submetidos a CRM.....	34
Quadro 3.1 - Descrição das variáveis	54
Figura 3.1 - Percentual de faltas em cada dia da semana para consultas de ginecologia no município de São Paulo entre janeiro de 2018 e junho de 2019	56
Figura 3.2 - Percentual de faltas por local de atendimento para consultas de ginecologia no município de São Paulo entre janeiro de 2018 e junho de 2019	58
Figura 3.3 - Curva ROC para o modelo de Decision Tree para previsão da falta de pacientes em consultas de ginecologia no município de São Paulo entre janeiro de 2018 e junho de 2019	64
Figura 3.4 - Importância das variáveis na previsão do modelo de Decision Tree para para previsão da falta de pacientes em consultas de ginecologia no município de São Paulo entre janeiro de 2018 e junho de 2019.....	65
Figura 4.1 - Caracterização das regiões de saúde e das macrorregiões segundo o respectivo fluxo de pacientes internados pelo índice de eficiência migratória calculado.	87

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 - Estatística descritiva das variáveis relativas aos pacientes e aos hospitais utilizadas na estimação do modelo logit	28
Tabela 2.2 - Resultado do modelo logit para estimativa da mortalidade intra-hospitalar no SUS em 2019.....	33
Tabela 2.3 - Tempo de deslocamento medido em minutos do CEP do paciente até o CEP do hospital de atendimento do SUS em todo território Nacional..	36
Tabela 2.4 - Tempo de deslocamento medido em minutos do CEP do paciente até o hospital de atendimento do SUS por região do Brasil	37
Tabela 3.1 - Distribuição de consultas e faltas por faixa etária para consultas de ginecologia no município de São Paulo entre janeiro de 2018 e junho de 2019	55
Tabela 3.2 - Informações da variável tempo de espera para consultas de ginecologia no município de São Paulo entre janeiro de 2018 e junho de 2019 medida em dias	56
Tabela 3.3 - Horários com maior e menor percentual de faltas para consultas de ginecologia no município de São Paulo entre janeiro de 2018 e junho de 2019	57
Tabela 3.4 - Pacientes e faltas por raça/cor para consultas de ginecologia no município de São Paulo entre janeiro de 2018 e junho de 2019.....	57
Tabela 3.5 - Resultado dos 10 modelos estimados para previsão da falta de pacientes em consultas de ginecologia no município de São Paulo entre janeiro de 2018 e junho de 2019.....	62
Tabela 3.6 - Métricas da estimação do modelo de Decision Tree com 10 folds para previsão da falta de pacientes em consultas de ginecologia no município de São Paulo entre janeiro de 2018 e junho de 2019.....	62
Tabela 3.7 - Resultado do modelo de Decision Tree na base de teste para previsão da falta de pacientes em consultas de ginecologia no município de São Paulo entre janeiro de 2018 e junho de 2019	63
Tabela 3.8 - Matriz de confusão	64
Tabela 4.1 - Total de internações de pacientes no Sistema Único de Saúde no Rio Grande do Sul e índice de eficiência migratória	84

Tabela 4.2 - Fluxo de pacientes entre e dentro das macrorregiões do Rio Grande do Sul em 2022	89
Tabela 4.3 - Caracterização das regiões de saúde e das macrorregiões segundo seu fluxo de pacientes internados pelo índice de eficiência migratória calculado	91
Tabela 4.4 - Tempo médio de deslocamento dos pacientes entre e dentro das macrorregiões do Rio Grande do Sul medido em minutos	92
Tabela 4.5 - Distribuição da população, dos leitos e das internações entre as regiões de saúde e macrorregiões do Rio Grande do Sul.....	94

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AIH	Autorizações de Internações Hospitalares
CEP	Código de Endereçamento Postal
CNES	Cadastro Nacional de Estabelecimentos de Saúde
CRM	Cirurgia de Revascularização do Miocárdio
DAC	Doença Arterial Coronariana
DATASUS	Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
ICSAB	Internações por condições sensíveis à atenção básica
RMGV	Região Metropolitana da Grande Vitória
SUS	Sistema Único de Saúde
SIH	Sistema de informação Hospitalar

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
2	ANÁLISE DA RELAÇÃO ENTRE VOLUME HOSPITALAR E RESULTADOS NA CIRURGIA DE REVASCULARIZAÇÃO DO MIOCÁRDIO: CONSIDERAÇÕES SOBRE A IMPLEMENTAÇÃO DE UMA POLÍTICA DE VOLUME MÍNIMO	18
2.1	INTRODUÇÃO	18
2.2	REVISÃO DA LITERATURA.....	21
2.3	DADOS E ESTRATÉGIA EMPÍRICA.....	26
2.3.1	Dados	26
2.3.2	Estratégia Empírica	30
2.4	RESULTADOS	31
2.4.1	Resultados das estimativas do modelo Logit	31
2.4.2	Análise do impacto no acesso dos pacientes aos hospitais de atendimento após uma hipótese de política de volume mínimo para CRM no SUS.....	34
2.5	DISCUSSÃO DOS RESULTADOS	38
2.6	REFERÊNCIAS	41
3	ABSENTEÍSMO NO SISTEMA ÚNICO DE SAÚDE (SUS): UTILIZANDO MODELOS DE APRENDIZADO DE MÁQUINA PARA PREVER O NÃO COMPARECIMENTO DE PACIENTES EM CONSULTAS AGENDADAS NO SUS	45
3.1	INTRODUÇÃO	45
3.2	REVISÃO DE LITERATURA.....	47
3.3	BASE DE DADOS	52
3.4	METODOLOGIA.....	58
3.5	RESULTADOS	61
3.6	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	66
3.7	REFERÊNCIAS	68

4	ESTUDO DO FLUXO DE HOSPITALIZAÇÃO NO SISTEMA PÚBLICO DE SAÚDE DO RIO GRANDE DO SUL SOB A PERSPECTIVA DA REGIONALIZAÇÃO DA REDE PÚBLICA DE ASSISTÊNCIA HOSPITALAR: UMA ANÁLISE EM TRÊS DIMENSÕES	73
4.1	INTRODUÇÃO	73
4.2	REVISÃO DE LITERATURA.....	76
4.3	METODOLOGIA E BASE DE DADOS.....	81
4.4	RESULTADOS	83
4.5	DISCUSSÃO DOS RESULTADOS	96
4.6	REFERÊNCIAS	98
5	CONCLUSÃO	101
	REFERÊNCIAS	104
	APÊNDICE A – HIPERPARÂMETROS DO MODELO DE DECISION TREE PARA PREVISÃO DA FALTA DE PACIENTES EM CONSULTAS DE GINECOLOGIA NO MUNICÍPIO DE SÃO PAULO ENTRE JANEIRO DE 2018 E JUNHO DE 2019.....	106
	APÊNDICE B – DESCRIÇÃO DAS MACRORREGIÕES, REGIÕES E OS MUNICÍPIOS PRESENTES EM CADA UMA DELAS	107

1 INTRODUÇÃO

Os representantes da sociedade brasileira, por meio da nova constituição, promulgada em 1988, decidiram pela criação de um sistema de saúde pública universal, fundamentado no direito social à saúde. A escolha de unificar todos os provedores públicos em uma única entidade – o Sistema Único de Saúde (SUS) - pôs fim às práticas de segmentação no setor público, encarando o desafio da integralidade e universalidade. A busca pela integralidade e universalização dos serviços de saúde é um desafio complexo, repleto de barreiras e dificuldades. Isso requer não apenas financiamento adequado, mas também políticas públicas consistentes, legislação sólida e estável, profissionais de saúde capacitados e em número suficiente, estruturas de governança eficazes e participativas, além de modelos de atenção à saúde que sejam capazes de resolver as necessidades da população de forma abrangente (Tasca; Benevides, 2023).

A construção do sistema público de saúde brasileiro é uma trajetória com diversos sucessos conquistados e algumas restrições ainda presentes, ver Ocké-Reis (2023). Nesse contexto, o SUS se apresentou como um importante elemento para estrutura da seguridade social da população brasileira, segundo IBGE (2020), cerca de 71,5% da população é dependente do SUS para ter acesso a serviços de saúde. Além disso, o restante da população, 28,5%, que possuem acesso a saúde suplementar também acabam utilizando, por diversas vezes, o SUS. Isso ocorre como no caso de imunizações, aspecto que teve muita evidência devido à crise da Covid-19, necessidade de transplantes, entre outros. Ou seja, o SUS acaba servindo e impactando a população brasileira de todas as classes sociais.

Apesar da importância que o SUS possui perante a sociedade, é também evidente algumas deficiências no sistema. A literatura, preponderantemente, aponta dois focos principais para explicar os gargalos no sistema público de saúde. Embora essas abordagens não sejam antagônicas, elas diferem no grau de importância atribuído às causas das restrições enfrentadas pelo SUS. O primeiro ramo da literatura argumenta que o SUS possui um subfinanciamento. Os autores argumentam, ver Dieleman (2017), que o gasto em saúde pública equivale a algo em torno de 4% do PIB frente a um valor mínimo ideal de 6%, os países da OCDE, por exemplo, gastam em média 7,3% dos seus PIBs no setor público de saúde (Macinko; Starfield; Shi,

2003). O segundo grupo direciona sua atenção para questão da ineficiência do sistema SUS. O estudo do Banco Mundial (2017), utilizando a metodologia DEA, calculou a ineficiência presente no SUS. Segundo este trabalho, poderia se economizar 0,3% do PIB por meio de aprimoramento da eficiência do sistema. Isto é, o setor público poderia poupar mais de 20 bilhões de reais, mantendo igual produção, apenas resolvendo problemas de ineficiência.

Como indica Santos (2023a), nos últimos anos, o debate sobre a eficácia dos gastos públicos ressurgiu, em parte devido aos impactos adversos da crise econômica iniciada em 2014 e o posterior enrijecimento da política econômica, focada na austeridade fiscal através da implementação de políticas de restrição de gastos públicos. Nesse sentido, Tasca e Benevides (2023) indicam que no curto prazo não se nutre a esperança de ter um aumento no financiamento da saúde pública, dado que crises econômicas e períodos de aperto fiscal têm um impacto direto no financiamento do Sistema Único de Saúde, pois este é um dos maiores componentes de gastos correntes nos três níveis de governo (Gragnolati *et al.*, 2013). Nesse contexto, políticas que aumentem a eficiência no SUS se apresentam como uma alternativa para continuar a trajetória de consolidação e melhoramento do sistema público de saúde brasileiro (Marinho *et al.*, 2023).

Entre os princípios constitucionais brasileiros estão a economicidade e a eficiência como elementos essenciais para a atuação da administração pública (Santos, 2023b). Esses aspectos podem implicar em diferentes abordagens quando se está em foco os sistemas públicos de saúde: considerando a variedade de recursos, produtos e resultados relacionados à saúde, a eficiência de um sistema de saúde é um conceito multifacetado e complexo. No entanto, análises de eficiência geralmente envolvem a descrição de entradas (*inputs*), saídas (*outputs*) e, ocasionalmente, resultados (*outcomes*). A eficiência produtiva refere-se à relação entre os recursos utilizados, como trabalho, capital e equipamentos (*inputs*), além de produtos ou resultados intermediários (*outputs*) que, por sua vez, contribuem para os desfechos ou resultados finais (*outcomes*) em saúde (Santos, 2023a).

Nesse contexto, a motivação primordial para explorar novas práticas no SUS é a necessidade de converter recomendações sobre eficiência em ações práticas, factíveis e significativas, visando agregar valor ao sistema de saúde (Santos, 2023b). Da mesma maneira, é essencial progredir na condução de estudos que sugiram e

examinem alternativas de políticas públicas para aumentar a eficiência do SUS em áreas importantes para o sistema. Sendo assim, esse trabalho apresenta três estudos para diferentes contextos da saúde pública brasileira no intuito de compreender e apresentar alternativas na busca de um SUS mais eficiente e efetivo para sociedade.

Como aponta Tasca e Benevides (2023), melhorias na gestão clínica proporcionam economia e previnem eventos adversos, reduzindo gastos e impactos negativos na saúde. Assim, medidas para fortalecer a eficiência do SUS devem incluir tanto processos administrativos quanto governança clínica em todos os níveis de atenção. Nesse sentido, o primeiro estudo deste trabalho busca verificar a relação entre volume hospitalar de cirurgias de revascularização do miocárdio (CRM) e o desfecho dos pacientes, medido através do número de óbitos. Em seguida, é apresentada uma análise do impacto da implementação de uma política de volume mínimo para CRM frente ao acesso dos pacientes aos hospitais.

O estudo seguinte aborda o tema do absenteísmo. Como indica Baptista *et al.* (2021), uma abordagem relevante para diminuir a ineficiência no SUS seria compreender as causas do absenteísmo dos pacientes em consultas e procedimentos especializados e adotar medidas de mitigação. Dessa forma, o segundo ensaio busca estimar, utilizando técnicas de aprendizado de máquina, se um determinado paciente irá comparecer ou não em uma determinada consulta médica no SUS, na especialidade de ginecologia, na cidade de São Paulo. Essa abordagem pode contribuir para implementação de políticas públicas com intuito de diminuir o nível de absenteísmo no atendimento primário, dessa forma colaborando para aumento da eficiência do sistema público de saúde.

Por fim, o foco do terceiro ensaio é a análise da configuração das redes de assistência. A estruturação da rede de saúde regional é um grande desafio para o SUS devido à complexidade do sistema federativo brasileiro. É necessário coordenar a distribuição dos serviços de saúde entre os diferentes níveis de governo, especialmente por conta da concentração de recursos em áreas urbanas. A organização do SUS em macrorregiões e redes busca otimizar o uso desses recursos, mas os avanços têm sido desiguais entre os estados e municípios ao longo do tempo (Servo; Andrade; Amaral, 2021). Nesse contexto, o último estudo analisa os padrões dos fluxos dos pacientes em busca de cuidados hospitalares no Rio Grande do Sul, considerando a organização regional da saúde pública. Serão examinadas três

perspectivas: eficiência migratória, acessibilidade às macrorregiões e análise da infraestrutura hospitalar. O objetivo é entender a natureza desses fluxos em diversas áreas, identificar suas principais características e avaliar seu impacto no acesso aos serviços hospitalares.

Esses ensaios buscam contribuir para a promoção de uma agenda voltada ao aumento da eficiência no âmbito do SUS, por meio do estudo de fatores relevantes para o sistema e da apresentação de elementos para abordagens práticas. Dessa forma, são esforços de pesquisa que visam fomentar o debate para a consolidação de um sistema público capaz de atender às demandas e necessidades da população brasileira de maneira mais eficiente e eficaz.

2 ANÁLISE DA RELAÇÃO ENTRE VOLUME HOSPITALAR E RESULTADOS NA CIRURGIA DE REVASCULARIZAÇÃO DO MIOCÁRDIO: CONSIDERAÇÕES SOBRE A IMPLEMENTAÇÃO DE UMA POLÍTICA DE VOLUME MÍNIMO

Nesta seção do presente trabalho, correspondente ao ensaio 1 da tese, é apresentado um estudo que busca analisar relação entre o volume hospitalar e o desfecho do paciente para Cirurgia de Revascularização do Miocárdio (CRM) no SUS. Também será estudado o impacto de uma política hipotética de volume mínimo no acesso dos pacientes a rede hospitalar pública no Brasil.

2.1 INTRODUÇÃO

O setor hospitalar é de grande importância para o sistema público de saúde, segundo La Forgia e Couttolec (2008) os hospitais absorvem quase 70% do gasto público com saúde no Brasil, empregam 56% dos funcionários do setor de saúde e são responsáveis por cerca de 70% dos atendimentos de emergência. Ao mesmo tempo, estudos como o do Banco Mundial (2017) reconhecem que há uma ineficiência significativa no setor hospitalar brasileiro quanto à alocação de recursos. O relatório do Banco Mundial (2017), inclusive, indica que há a possibilidade de aumentar a prestação de serviços hospitalares em 79%, no Brasil, mantendo-se as despesas atuais em níveis constantes.

Uma das principais causas para essa ineficiência apontada pelo Banco Mundial (2017) está na própria forma que a estrutura do sistema hospitalar brasileiro é constituída, pois em sua maioria, os hospitais brasileiros são de pequena escala de atendimentos e de procedimentos. Dessa forma, mais da metade dos hospitais no Brasil possuem menos de 50 leitos com uma mediana de 38¹. Considerando-se a importância do setor hospitalar para a saúde pública no Brasil, e dado o quadro de uma infraestrutura formada por hospitais de baixa escala e de seu consequente baixo desempenho, conduzir estudos que analisem o impacto do volume hospitalar nos desfechos dos pacientes no sistema hospitalar brasileiro é a principal contribuição

¹ Segundo Azevedo e Mateus (2014) a literatura indica como dimensão ótima entre 200 e 400 leitos por hospital.

desta pesquisa. Portanto, é importante analisar a relação entre o volume hospitalar e o resultado do tratamento médico no país. Isso pode fornecer suporte aos formuladores de políticas de saúde no Brasil e contribuir para o aprimoramento da qualidade e da eficiência do sistema hospitalar, gerando impactos significativos no bem-estar da população brasileira.

Nesse contexto, há uma literatura internacional introduzida por Luft *et al.* (1979) que encontra evidências empíricas da relação entre o volume de alguns procedimentos hospitalares e o resultado de seus desfechos, que, em geral, são medidos observando-se o número de óbitos. Uma das principais hipóteses para essa relação é conhecida como *practice-makes-perfect*, uma combinação entre economias de escala e *learning-by-doing*². A explicação consiste na ideia de que o maior volume de determinados procedimentos em um hospital leva à diminuição de eventos adversos devido à melhoria do desenvolvimento de habilidades, sinergias e padronizações que venham a impactar o resultado. Além disso, o efeito de economias de escala pode ampliar o acesso a equipamentos mais modernos e a uma equipe multidisciplinar diversificada, algo que pode ser relevante para o desfecho favorável para o paciente.

Segundo Birkmeyer *et al.* (2001), essa literatura teve influência na introdução e no desenvolvimento de novas políticas públicas na área da saúde voltadas para definição de padrão mínimo de volume para determinados procedimentos médicos em países como Estados Unidos, Alemanha e Escócia, por exemplo. Assim, ao examinar o cenário alemão, Hentschker e Mennicken (2015) destacam que, embora essas políticas de padrão mínimo busquem primordialmente aprimorar os desfechos positivos dos pacientes sujeitos a determinados procedimentos, há uma preocupação latente: o potencial impacto colateral adverso que implica em dificultar o acesso dos pacientes ao sistema hospitalar em regiões que adotam o padrão mínimo. Esse problema potencial decorre, em parte, da redução do número de hospitais que oferecem tais procedimentos, o que pode limitar significativamente a cobertura hospitalar disponível nas regiões. A avaliação desse aspecto da política se torna ainda mais relevante em países de vasta extensão territorial, como o Brasil, onde a regionalização é um princípio fundamental do Sistema Único de Saúde (SUS).

² Esse conceito foi introduzido por Arrow (1962). Ele consiste na ideia de que a eficiência de realizar uma tarefa ou produzir um produto melhor à medida que essa tarefa é repetida.

As doenças cardiovasculares de etiologia isquêmica³ possuem participação relevante no número de mortes na população mundial (OMS, 2017). Segundo Juscelino (2020), dentre as doenças cardiovasculares de etiologia isquêmica a principal é a Doença Arterial Coronariana (DAC). A DAC possui tratamento clínico ou cirúrgico, sendo a Cirurgia de Revascularização do Miocárdio (CRM) uma das principais abordagens para o segundo caso. Segundo Piegas *et al.* (2009) das inúmeras cirurgias cardíacas realizadas pelo SUS a mais frequente é a CRM. Ainda segundo os mesmos autores, o SUS é responsável por cerca de 80% de todas as CRM realizadas no país. Nesse sentido, se mostra relevante analisar se o volume de CRM possui relação com o desfecho positivo, recebeu alta hospitalar, ou negativo, veio a óbito dentro do hospital, do paciente. Apesar das características do sistema hospitalar brasileiro e da tendência de análise identificada na literatura internacional (La forgia; Couttolec, 2008; Lin *et al.*, 2016), essa agenda de pesquisa ainda é pouco estudada no Brasil. Desse modo, o objetivo específico deste trabalho é analisar se há relação entre o volume de CRM realizadas por hospital e o resultado do desfecho do paciente no setor hospitalar público brasileiro. Um objetivo secundário é analisar se a adoção de uma política de volume mínimo de procedimentos por hospital impactaria o acesso da população em geral a serviços hospitalares no setor público brasileiro.

Para alcançar esses objetivos propostos, foram utilizados dados do Sistema de Informação Hospitalar (SIH) do Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde (DATASUS), para o ano de 2019, sobre as CRMs realizadas no sistema hospitalar público brasileiro em suas cinco macrorregiões. Como primeiro passo, foi realizada a divisão dos hospitais por grau de volume baseados em quintis de intensidade de volume, posteriormente foi feito um ajuste do risco, tanto em relação aos pacientes quanto em relação aos hospitais do SUS. Assim, estimou-se, inicialmente, a relação entre volume de CRM realizadas e a mortalidade hospitalar através de uma regressão logística binomial com erros padrões robustos de clusters. No passo seguinte, utilizou-se a razão de probabilidade (*odds ratio*) para comparar o resultado dos desfechos dos pacientes nos hospitais dos quintis de maior volume frente aos de menor volume. Por fim, foi analisado o impacto de uma política de padrão mínimo de procedimentos sobre o acesso dos pacientes ao SUS, medido em tempo

³ Doenças cardiovasculares de etiologia isquêmica são condições que resultam da redução ou obstrução do fluxo sanguíneo para o coração,

de deslocamento para os hospitais, frente a adoção de uma política de volume mínimo para CRM no SUS.

Os resultados obtidos neste estudo apontam para uma relação estatisticamente significativa e inversa entre o aumento de volume hospitalar de CRM e a probabilidade de óbitos intra-hospitalares para CRM no sistema público de saúde. Também, constatou-se que a adoção de uma política de padrões de volume mínimo para CRM teria um relevante impacto negativo no acesso dos pacientes aos hospitais. Além disso, verificou-se que impacto no tempo de deslocamento dos pacientes até os hospitais de atendimento varia bastante a depender da região de moradia dos pacientes, os moradores da região Norte do país seriam os mais afetados pela política.

Este trabalho está dividido em outras quatro seções, além da introdução. Primeiramente, realizou-se uma revisão da literatura nacional e internacional sobre a relação entre o volume hospitalar e o desfecho do paciente, seguida por uma seção sobre os dados e a estratégia empírica utilizada no estudo. Posteriormente, são apresentados os resultados da estimação do modelo logit e um estudo do impacto no tempo de deslocamento dos pacientes diante da introdução da política hipotética de volume mínimo para CRM no SUS. Por fim, o trabalho encerra com uma seção de discussão dos resultados.

2.2 REVISÃO DA LITERATURA

A Política de Saúde no Brasil se concentrou por muitos anos na descentralização dos serviços, na estruturação do financiamento e no acesso universal aos serviços de saúde. Nesse processo, alguns fatores importantes não tiveram a atenção que seria necessária, questões como o desempenho dos hospitais é um dos casos (Forgia; Couttolec, 2008). Isso gerou um problema significativo para o setor público, já que os gastos em saúde são uma parcela relevante dos gastos do governo, dos quais praticamente dois terços são gastos no sistema hospitalar. Dessa forma, é importante colocar na agenda de saúde pública do país a busca por melhores resultados do setor hospitalar para que o sistema de saúde público nacional continue avançado.

A respeito do desempenho hospitalar, há pouquíssimos trabalhos verificando a relação entre o volume e o resultado das intervenções hospitalares no país, principalmente olhando o impacto do volume hospitalar no número de óbitos em

determinados procedimentos cirúrgicos ou diagnósticos (Leivas *et al.*, 2019). Apesar da negligência dessa literatura em países de renda média como o Brasil, estes estudos são bastante difundidos em países de renda alta (Pieper *et al.*, 2013). Como a maioria dos resultados internacionais sobre esse tema possuem como uma de suas limitações a impossibilidade de sua extrapolação para outros contextos, se mostra importante um trabalho voltado a realidade do sistema hospitalar brasileiro.

Internacionalmente, essa literatura tem início com o estudo de Luft *et al.* (1979), o qual encontrou uma relação positiva entre maior volume de procedimento em determinado hospital e menor número de óbitos. Desde o princípio da literatura, se colocou em debate as hipóteses para essa relação entre volume e melhor desfecho médico (Luft *et al.*, 1987; Hentschker; Mennicken, 2018). Basicamente, são colocadas duas possibilidades: a primeira é a já mencionada *practice-makes-perfect*, a qual consiste na ideia de que exista uma curva de aprendizagem conforme maior o volume de procedimentos realizados e por consequência leva a melhores desfechos médicos.

A segunda hipótese possível para explicar essa relação entre volume e número de óbitos é a de *selective-referral*. Nesse caso, a relação observada pode ser resultado da canalização do fluxo de pacientes para hospitais que produzem melhores resultados. Nesse sentido, as reputações de diferentes serviços médicos poderiam ter impacto no aumento ou na diminuição do volume de pacientes para realizarem cirurgias ou internações em determinados hospitais.

Essa discussão é fundamental pois, se a primeira hipótese prevalece, faz sentido a adoção de políticas públicas que concentrem pacientes e procedimentos em determinados hospitais, tais como as políticas de procedimentos mínimos e os hospitais de alto volume. Todavia, se a segunda hipótese prevalece, essas políticas de aumento de volume podem não impactar na melhora do desfecho do paciente.

Estudos como de Luft *et al.* (1987) e Hentschker e Mennicken (2018) verificam essas duas hipóteses e chegam à conclusão de que ambas são verificadas empiricamente, todavia, em geral, há uma prevalência da hipótese do *practice-makes-perfect*. Dessa forma, o estudo da relação entre o volume de procedimentos hospitalares e os resultados, medidos em número de óbitos, faz sentido ser estudado, no intuito de gerar políticas que melhorem o desfecho do paciente.

Esse conjunto de estudos gerou uma literatura relevante sobre a relação entre volume e mortalidade hospitalar. Alguns trabalhos fazem uma revisão sobre essa literatura a nível internacional como de Halm *et al.* (2002), Pieper *et al.* (2013) ou de Lin *et al.* (2016). Estes trabalhos verificam a existência de uma diferença de desempenho técnico entre hospitais de maiores volumes frente aos de menores, com vantagem para os primeiros. Esse resultado é verificado tanto para uma vasta gama de diagnósticos, como para diversos procedimentos cirúrgicos. Isto é, não está restrito a uma doença exclusivamente ou a um tipo de tratamento específico. Esses estudos também comparam as diferentes metodologias usadas na literatura e verificam que, independentemente da forma com que se mede volume hospitalar, do número absoluto ou da média de procedimentos realizados em um determinado hospital anualmente ou acumulado em um período específico, os resultados se mantêm similares na maioria dos casos.

A produção sobre o tema se divide em dois focos. O primeiro é em procedimentos cirúrgicos e o segundo em casos clínicos. Os trabalhos de Reames *et al.* (2014); Finks *et al.* (2011); Macin (2008) e Post *et al.* (2010) são exemplos da primeira abordagem. Os dois primeiros trabalhos não se restringem a um grupo específico de cirurgias, mas sim a alguns tipos como as cardiovasculares, oncológicas, gastrointestinais e outras. Apesar dessa divisão, na grande maioria das intervenções os trabalhos identificam uma relação inversa entre volume hospitalar e mortalidade.

Por sua vez, o trabalho de Reames *et al.* (2014), utilizou os dados do Medicare entre 2000 e 2009, no intuito de verificar a relação entre a mortalidade de pacientes que sofreram procedimentos cirúrgicos e o volume hospitalar. Para isso, foi feita uma estratificação dos hospitais por volume de procedimentos e comparados os resultados através de um modelo de regressão logística hierárquica entre os quantis extremos. Em abordagem similar, Finks *et al.* (2011) considera a mortalidade operatória aquela que ocorre antes da alta ou em até 30 dias da internação, os pacientes analisados são aqueles acima de 65 anos. Usando um modelo de regressão logística com a mortalidade sendo a variável dependente, e o volume a variável independente, ambos encontram relações inversas entre mortalidade e volume hospitalar, dando subsídios para a constatação do melhor desempenho dos hospitais de alto volume frente aos de baixo.

Já os trabalhos de Macin (2008) e Post *et al.* (2010) focam sua análise a um grupo específico de intervenção cirúrgica, ambos analisam cirurgias de revascularização do miocárdio (CRM). Macin (2008) acompanha o padrão metodológico muito similar aos demais, já o segundo faz uma abordagem voltada para a meta-análise de 10 estudos sobre o tema. Ambos chegam à conclusão de que hospitais de alto volume apresentam uma relação inversa com a mortalidade dos pacientes operados. No segundo trabalho, a razão de razão de possibilidades (*odds ratio*) de mortalidade hospitalar para pacientes tratados em hospitais de alto volume é de 0,87 (intervalo de confiança 95%, 0,83 - 0,91) em comparação com os tratados em hospitais de baixo volume. Em outras palavras, isso significa que a chance de morte para quem fez essa cirurgia em hospital de alto volume foi 13% menor do que para quem fez a mesma cirurgia no hospital de baixo volume.

São exemplos de outras produções acadêmicas acerca de casos clínicos, Ross *et al.* (2010) e Han *et al.* (2015). O primeiro utilizou modelos hierárquicos de regressão logística para verificar variações nas chances de morte, medidas em até 30 dias após a internação, frente ao volume hospitalar para pacientes internados por infarto agudo do miocárdio, insuficiência cardíaca e pneumonia. Além disso, o trabalho procurou verificar se há um limiar no qual o aumento do volume não tenha mais relação com a diminuição da probabilidade de morte. O estudo identificou uma associação inversa entre a internação em hospitais de maior volume e a mortalidade nos três casos estudados. Também foi constatado que, de fato, havia um limiar no qual o volume não impactava mais, esse volume se mostrou específico para cada um dos diagnósticos analisados. O trabalho de Han *et al.* (2015) restringiu-se apenas ao infarto agudo do miocárdio para hospitais na Coreia do Sul e alcançou resultados próximos aos encontrados por Ross *et al.* (2010) para os Estados Unidos.

Como defendem Reames *et al.* (2014), Finks, Osborne e Birkmeyer (2011) e Ross *et al.* (2010), esses resultados possuem implicações interessantes em políticas públicas de saúde no intuito de aumentar o desempenho hospitalar. Questões como a referência baseada em volume ou padrões mínimos de volume como parte de credenciamento de um centro de excelência são algumas das possibilidades citadas pelos autores. Também é apontada a questão da regionalização e a melhor estruturação do sistema hospitalar visando o aumento no volume nos diferentes hospitais do sistema.

Nesse sentido, o trabalho de Hentschker e Mennicken (2015) adiciona uma abordagem interessante para o tema. Quanto à análise do impacto do volume hospitalar sobre a desfecho do paciente, ele segue uma abordagem comum na literatura, uma divisão do volume dos hospitais em quintis e a utilização de um modelo logit para dois tipos de cirurgias em pacientes do sistema hospitalar alemão. No entanto, após constatar a relação entre o volume e o resultado do paciente ele aborda qual seria o impacto do acesso ao sistema hospitalar caso os hospitais de menor volume fossem descredenciados do sistema. No caso estudado pelos autores, a adoção de uma política de volume mínimo, em geral, não comprometeu o acesso aos serviços hospitalares, medidos em tempo de deslocamento até os hospitais.

Embora o número de trabalhos que tratam da relação entre volume e resultado hospitalar seja limitado no Brasil, não obstante é possível referenciar alguns trabalhos Gomes *et al.* (2010), Piegas *et al.* (2009) e Piegas e Haddad (2011) e, principalmente, o trabalho de Leivas *et al.* (2019). O trabalho de Gomes *et al.* (2010) busca verificar a relação das características hospitalares com o índice de mortalidade em um contexto geral, isto é, sem limitar a determinado diagnóstico ou tipo cirúrgico. Para isso, o trabalho utiliza um modelo logístico multinível com dados de atendimento do SUS para o Estado do Rio Grande do Sul. Esse trabalho não encontra relação entre volume e mortalidade hospitalar.

Os dois trabalhos seguintes (Piegas *et al.*, 2009; Piegas; Haddad, 2011) usam dados do SIH para relacionar características hospitalares, inclusive volume, com o nível de mortalidade e dias de permanência hospitalar em cirurgias cardíacas no sistema público. No entanto, apresentam limitações tanto no controle de diversas características dos pacientes quanto na metodologia, por ser apenas uma comparação entre médias e porcentagens através de testes t de Student e qui-quadrado. Piegas *et al.* (2009), encontram uma relação entre o menor volume de CRM e uma maior mortalidade dos pacientes.

Por fim, o trabalho de Leivas *et al.* (2019) é, de fato, o primeiro trabalho no Brasil que possui seu foco dedicado à relação entre o volume de determinado procedimento e o resultado médico. Os autores verificam a relação entre o volume de procedimentos de artroplastia de quadril e o resultado de saúde dos pacientes no sistema público de saúde. É verificada a relação positiva entre maior volume de procedimento e melhor resultado médico. Além disso, os autores testam qual hipótese

teórica predomina e chegam à conclusão de que a hipótese de *practice-makes-perfect* é a predominante. Dessa forma, eles indicam que a adoção de uma política de volume mínimo para esse procedimento poderia melhorar os resultados para os pacientes.

Todas essas questões são de relevância para se pensar o sistema hospitalar brasileiro e podem auxiliar na elaboração de políticas públicas mais consistentes, voltadas para o aumento do desempenho hospitalar e da qualidade do resultado. Sendo assim, esse trabalho pretende contribuir tanto com a literatura sobre desempenho hospitalar, que segundo Gragnolati *et al.* (2013) ainda possui poucos estudos, quanto com a literatura internacional no avanço dessa agenda para países de renda média, algo ainda carente de estudos mais aprofundados.

2.3 DADOS E ESTRATÉGIA EMPÍRICA

Essa seção apresenta uma descrição dos dados utilizados no trabalho seguida pela exposição da metodologia utilizada no estudo.

2.3.1 Dados

Os dados utilizados neste trabalho foram coletados em duas bases do DATASUS. A primeira é o Sistema de Informação Hospitalar (SIH), a qual consiste na compilação dos dados referentes às internações hospitalares na rede SUS. A segunda refere-se ao Cadastro Nacional de Estabelecimentos de Saúde (CNES), responsável pelas informações dos hospitais.

Foram coletados dados de todas as variações de CRM⁴, para o ano de 2019⁵, realizadas na rede pública de saúde, via SIH, juntamente com informações para o mesmo ano dos hospitais que realizaram esse tipo de cirurgia, via CNES. A Quadro 2.1 apresenta os códigos e as variações de CRM analisadas no presente estudo. Posteriormente, seguindo a mesma estratégia empírica realizada por Hentschker e

⁴ Ver Quadro 2.1.

⁵ O ano de 2019 foi escolhido para o desenvolvimento da pesquisa por ser o ano mais recente antes da pandemia de COVID-19, iniciada em 2020. O cenário pandêmico afetou o número de realização de CRM no SUS, o que poderia trazer impactos nos resultados.

Mennicken (2015) foram considerados apenas os hospitais que realizaram mais de 10⁶ CRM durante o ano.

Quadro 2.1 - Código dos procedimentos de CRM no SUS

Procedimento	Código	Descrição
Cirurgia de Revascularização Miocárdica	406010927	Revascularização Miocárdica com uso de extracorpórea
	406010935	Revascularização Miocárdica com uso de extracorpórea (com 2 ou mais enxertos)
	406010943	Revascularização Miocárdica sem uso de extracorpórea
	406010951	Revascularização Miocárdica sem uso de extracorpórea (com 2 ou mais enxertos)

Fonte: Elaborada pelo próprio autor

Outro fator importante apontado na literatura que pode influenciar o resultado do tratamento são os fatores de risco dos pacientes, para isso foram selecionadas variáveis como: sexo, idade, diárias de UTI, caráter de internação e período da semana que ocorreu a internação. Também é importante controlar os fatores hospitalares, para isso se utilizou dados do CNES. Foram considerados os tipos de estabelecimentos, suas esferas de administração e se eles possuíam caráter de ensino. A descrição dessas variáveis pode ser vista na Quadro 2.2.

Quadro 2.2 - Descrição das variáveis relativas aos pacientes e aos hospitais utilizadas na estimação do modelo logit

Variáveis	Descrição
Óbito	Variável binária, 1 se o paciente veio a óbito antes da alta e 0 se o paciente teve alta.
Idade	Variável contínua que indica a idade do paciente medida em anos.
Homem	Variável binária, 1 se o paciente for do sexo masculino e 0 se for do sexo feminino.
Internação no Final de Semana	Variável binária, 1 se a internação ocorreu no sábado ou no domingo e 0 se ocorreu nos demais dias da semana.
Diária de UTI	Variável binária, 1 se o paciente utilizou leitos de UTI e 0 se ele não utilizou.
Caráter da Internação	Variável binária, 1 se a internação foi de urgência e 0 se foi eletiva.
Tipo de estabelecimento	Variável que indica se o estabelecimento é Público, Filantrópico, Sem Fins Lucrativos ou Privado.
Esfera de Administração	Variável que indica se a administração do hospital é realizada pelo governo federal, estadual, municipal ou privada.
Ensino	Variável binária, 1 se exercer atividade de ensino e 0 se não exercer
Volume	Variável que indica em qual quintil de volume o hospital está, 1 para os hospitais do menor quintil e 5 para os do maior

Fonte: Elaboração própria do autor

⁶ O total de CRM excluídas da amostra através desse corte totalizou 68 procedimentos em 19 diferentes hospitais.

A variável utilizada no trabalho para medir o desempenho hospitalar é a mortalidade intra-hospitalar, ou seja, aquela que ocorre exclusivamente dentro do hospital. Essa opção metodológica foi importante tendo em conta que não foi possível obter informações dos pacientes após a alta hospitalar. Escolha análoga foi também realizada em diversos trabalhos, ver Finks *et al.* (2011), Reames *et al.* (2014) Hentschker e Mennicken (2015), entre outros. Essa é uma variável aceita internacionalmente como um indicador para avaliar a qualidade, dado que o óbito é o resultado clínico mais grave.

Nos dados coletados foram identificadas mais de 17 mil CRM realizadas no SUS durante o ano de 2019 em 191 hospitais diferentes. Esses procedimentos resultaram em uma mortalidade média de 5,71%. A média de idade dos pacientes foi de 63 anos com uma grande predominância de pacientes do sexo masculino, mais de 70%. As internações foram em sua maioria durante a semana, 85% delas, e com o caráter de urgência, 58% do total. Quanto aos hospitais, houve uma maior porcentagem daqueles sem-fins lucrativos, 57%, de administração privada, mais de 80%, e com uma predominância de hospitais que exercem atividades de ensino. Na Tabela 2.1, podem ser visualizadas informações descritivas das variáveis.

Tabela 2.1 - Estatística descritiva das variáveis relativas aos pacientes e aos hospitais utilizadas na estimação do modelo logit

Variáveis (Número de Casos)	Total	Quintil do Volume de Casos (17.654)				
		1 (11-63)	2 (64-106)	3 (107-154)	4 (156-361)	5 (429-1155)
Procedimentos	17654	3521	3501	3482	3598	3552
Hospitais	191	101	42	27	16	5
Hospitais (%)	100	52,88	21,99	14,14	8,38	2,62
Óbitos (%)	5,71	7,07	7,5	4,8	4,28	4,9
Idade	63	62,52	62,45	62,16	62,74	62,84
Sexo (%)						
Homem	70,11	71,23	69,58	70,71	69,43	69,65
Mulher	29,89	28,77	30,42	29,29	30,57	30,35
Internação no Final de Semana (%)	14,70	14,09	15,60	15,28	14,56	14,02
Diária de UTI (%)						
Sim	93,96	96,11	94,03	92,82	97,72	89,05
Não	6,04	3,89	5,97	7,18	2,28	10,95
Caráter Internação (%)						
Urgência	58,24	54,25	59,47	44,66	54,31	78,29
Eletiva	41,76	45,75	40,53	55,34	45,69	21,71
Tipo de Estabelecimento (%)						
Público	17,63	24,25	16,65	15,57	15,43	16,27

Variáveis	Quartil do Volume de Casos (17.654)					
		1	2	3	4	5
(Número de Casos)	Total	(11-63)	(64-106)	(107-154)	(156-361)	(429-1155)
Filantropico	13,89	17,18	15,34	29,35	8,03	0,00
Sem Fins Lucrativos	57,00	51,24	53,07	46,61	50,14	83,73
Privado	11,48	7,33	14,94	8,47	26,40	0,00
Esfera de Administração (%)						
Federal	4,38	13,89	4,43	3,70	0,00	0,00
Estadual	14,56	6,84	10,14	11,86	15,43	28,35
Municipal	0,76	1,76	2,09	0,00	0,00	0,00
Privada	80,29	77,51	83,35	84,43	84,57	71,65
Ensino (%)						
Sim	54,08	54,96	31,85	63,15	59,37	60,87
Não	45,92	45,04	68,15	36,85	40,63	39,13

Fonte: Elaboração própria a partir de dados do SIH e CNES.

O volume hospitalar foi dividido em quintis, seguindo a recomendação em Finks *et al.* (2011), Reames *et al.* (2014), Hentschker e Mennicken (2015). Essa estratégia assegura que exista um volume de casos suficientes em cada quintil permitindo assim uma melhor análise do impacto do volume no resultado da intervenção. Dessa forma, podemos caracterizar os hospitais entre muito baixo volume (entre 11-63 CRMs), baixo volume (64-106), médio volume (107-154), alto volume (156-361) e muito alto volume (429-1155). Quanto ao volume é importante salientar que foram considerados apenas os procedimentos realizados no sistema público, ou seja, os hospitais podem ter realizados mais CRMs do que o verificado nesse trabalho. Isso, não se torna um problema pois Piegas *et al.* (2009) estima que o SUS é responsável por mais de 80% das CRM realizadas no Brasil.

Na Tabela 2.1, observa-se que em 2019 mais de 50% dos hospitais são considerados de muito baixo volume com número de CRM realizadas entre 11 e 63 procedimentos. No outro extremo estão hospitais de muito alto volume com mais de 429 CRM realizadas, esses hospitais representam menos de 3% do total que realizaram esse tipo de intervenção cirúrgica. Também se percebe que os quintis 1 e 2, os de menor volume de procedimentos, apresentam uma taxa de mortalidade maior que os outros três, sendo os dois primeiros com algo acima de 7% frente a um índice abaixo de 5% nos últimos três quintis.

2.3.2 Estratégia Empírica

Para análise empírica, seguindo a estratégia empregada por Hentschker e Mennicken (2015), utilizou-se um modelo de regressão logística binomial com erros padrões robustos de clusters. A variável dependente, y_{ih} , utilizada no modelo indica o desfecho do paciente i que realizou a CRM no hospital h , sendo 1 se foi constatado o óbito no hospital e 0 se teve alta. Abaixo segue a equação estimada via máxima verossimilhança:

$$y_{ih} = \beta_0 + \beta_1 vol_h + \beta_2 pac_{ih} + \beta_3 hosp_h + \varepsilon_{ih} \quad (1)$$

Sendo β_0 o intercepto do modelo. A variável vol_h representa a variável categórica do quintil do volume que o hospital h faz parte. O termo pac_{ih} representa as variáveis contendo as características dos pacientes i atendidos nos hospitais h . A variável $hosp_h$ traz as características dos hospitais. E por fim, ε_{ih} representa o termo de erro do modelo.

Como explica Hentschker e Mennicken (2015) um aspecto fundamental é controlar a dependência dos pacientes no mesmo hospital. Caso contrário, poderia ocorrer uma subestimação da variância ou do erro padrão do modelo. A estratégia sugerida pelos autores é a utilização erros padrões robustos de cluster⁷, clusterizado para cada hospital, ou a utilização de um modelo logit com efeitos aleatórios. Ambas as estratégias levam a resultado semelhantes, dessa forma este trabalho irá apresentar o resultado utilizando a estratégia de cluster.

Seguindo Hosmer, Lemeshow e Sturdivant (2013) também foram testados alguns pressupostos fundamentais para validação dos modelos logísticos. Basicamente, foi feita uma avaliação quanto a presença de outlier⁸, a presença de

⁷ Essa é uma técnica estatística utilizada para análise de dados em que os erros podem estar correlacionados dentro de grupos, ou clusters. Nesse método, os erros padrão são ajustados para levar em consideração essa correlação, garantindo uma estimativa mais precisa dos parâmetros do modelo. Essa abordagem é comumente empregada em situações em que os dados são coletados de unidades agrupadas, como empresas em um setor específico (Wooldridge, 2010).

⁸ Não foram identificadas presença relevante de outliers

multicolinearidade⁹ e, por fim, foi aplicado o teste Box-Tidwell¹⁰ para verificar a relação linear entre a variável independente contínua, idade, e o logito da variável dependente.

Seguindo Hosmer Lemeshow e Sturdivant (2013) será utilizada a estatística *c* para verificar a performance do modelo. Os autores consideram que valores próximos 0,7 da estatística *c* indicam que o modelo consegue fazer uma discriminação aceitável entre os resultados possíveis da variável dependente.

2.4 RESULTADOS

Essa seção apresenta o resultado da estimação do modelo logit seguida pela análise do impacto no acesso dos pacientes a rede hospitalar frente a uma hipotética política de volume mínimo de CRM no SUS.

2.4.1 Resultados das estimativas do modelo Logit

Na Tabela 2.2, são representados os resultados da estimação do modelo logit para a mortalidade intra-hospitalar. Os resultados do modelo são apresentados em razão de chance¹¹. A estatística *c*¹² do modelo está próxima a 0,7 o que, segundo Hosmer, Lemeshow e Sturdivant (2013), indica que o modelo consegue realizar uma discriminação aceitável entre os pacientes que chegaram a óbitos e os que obtiveram alta hospitalar. Esse valor está próximo a outros trabalhos como o de Reames *et al.* (2014) e Hentschker e Mennicken (2015).

O resultado do volume hospitalar está sendo comparado sempre frente aos hospitais de menor volume de CRM realizadas em 2019, ou seja, os hospitais do primeiro quintil que atenderam de 11 a 63 pacientes. Os pacientes atendidos nos hospitais de baixo volume, quintil 2, não apresentam diferença significativa de chance

⁹ As variáveis apresentaram VIF < 5, não indicando a presença de multicolinearidade.

¹⁰ Não se constatou uma relação linear entre a variável idade e o logito da variável dependente, através do teste de Box-Tidwell

¹¹ Razão de chance ou odds ratio, são uma medida estatística utilizada para avaliar a associação entre duas variáveis. Elas representam a razão entre as chances de um evento ocorrer em um grupo comparado com as chances de ocorrer em outro grupo. Uma razão de chance de 1 indica que não há associação entre as variáveis, enquanto valores acima de 1 indicam maior chance de ocorrência do evento no grupo de interesse em relação ao grupo de referência, e valores abaixo de 1 indicam menor chance (Hosmer; Lemeshow; Sturdivant, 2013).

¹² A estatística *c* é uma medida de desempenho usada em modelos de regressão logística. Ela é comumente usada para avaliar a capacidade de discriminação de um modelo de classificação binária entre as duas categorias da variável dependente (Hosmer; Lemeshow; Sturdivant, 2013).

de óbito quando comparados aos atendidos nos hospitais de menores volumes de CRM. Contudo, observando os resultados do volume hospitalar nota-se que os pacientes atendidos nos hospitais com volume médio, quintil 3, alto, quintil 4, e muito alto, quintil 5, possuem uma razão de chance menor de chegarem ao óbito. Os resultados para os quintis 3 e 4 são significativos a 5% enquanto para o quintil 5 é significativo a 10%.

Algumas características dos pacientes também se mostram significativas para explicar o desfecho dos pacientes. Tanto o aumento da idade do paciente quanto o fato dele ser atendido em caráter de urgência estão associados a um aumento na chance de mortalidade do paciente. Ambas as variáveis são significativas a 1%. Esse resultado se sustenta na literatura, ver Macin (2008), Post *et al.* (2010) e Hentschker e Mennicken (2015), dado que é esperada uma saúde mais frágil quanto maior a idade, e um risco maior para caso de urgência frente as cirurgias eletivas. Outras duas variáveis de controle utilizadas, ser homem e evento no final de semana, também se mostram significativas, todavia para indicar uma associação com a diminuição da chance de mortalidade do paciente. O fato do paciente ser do sexo masculino se mostrou um fator que diminui sua probabilidade de ir a óbito do mesmo jeito o fato de ser atendido durante o final de semana. A primeira variável é significativa a 1% e a segunda a 5%. O fator de ter dado entrada na UTI não se mostrou significativo para o desfecho do paciente.

Outros elementos que se mostraram significativos são relativos às características dos hospitais. O resultado mostra que o fato do paciente ser atendido em hospitais filantrópicos, sem fins lucrativos e em hospitais privados aumenta a probabilidade de um desfecho negativo para o paciente frente aos atendidos em hospitais públicos. Outro fator que se apresentou estatisticamente significativo foi em relação a pacientes atendidos em hospitais de administração privada. Nesse caso, os pacientes atendidos nesses hospitais possuem uma menor chance de vir a óbito frente aos atendidos em hospitais com administração pública federal. O fato de os hospitais possuírem atividades de ensino não se mostrou significativo sobre o desfecho observado dos pacientes.

Tabela 2.2 - Resultado do modelo logit para estimativa da mortalidade intra-hospitalar no SUS em 2019

	CRM	
	Razão de Chance	Intervalo de Confiança
Intercepto	0,0026***	[0,0009;0,0076]
Volume Quintil 2	0,9969	[0,7250;1,3707]
Volume Quintil 3	0,7017**	[0,5170;0,9524]
Volume Quintil 4	0,5630**	[0,3336;0,9503]
Volume Quintil 5	0,5120*	[0,2616;1,0021]
Característica dos Pacientes		
Idade	1,0636***	[1,0552;1,0720]
Homem	0,6762***	[0,5999;0,7622]
UTI	0,5981	[0,3031;1,1801]
Urgência	1,4611***	[1,1765;1,8146]
Final de Semana	0,8003**	[0,6520;0,9824]
Característica dos Hospitais		
Hospital Filantrópico	1,8779**	[1,0093;3,4942]
Hospital Sem Fins Lucrativos	2,0435**	[1,1699;3,5693]
Hospital Privado	2,0711*	[0,9840;4,3593]
Esfera Estadual	0,9774	[0,5622;1,6992]
Esfera Municipal	0,7412	[0,2853;1,9258]
Esfera Privada	0,4885**	[0,2545;0,9376]
Ensino	0,9034	[0,6469;1,2616]
Observações	17.654	
Número de Hospitais	191	
Pseudo R ²	0,0559	
Estatística C	0,6909	

Fonte: Elaboração própria.

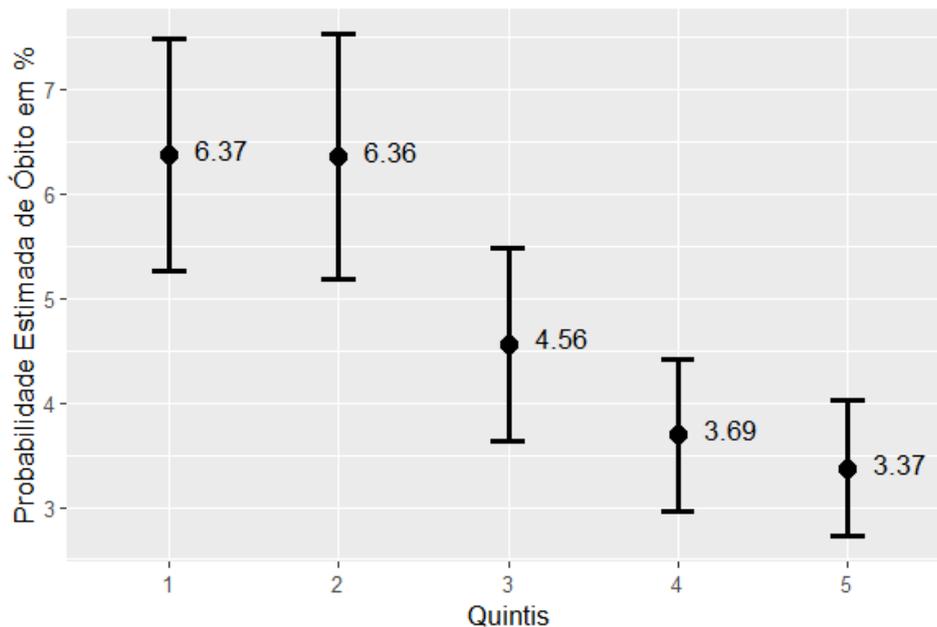
Nota: Razões de Chances com intervalo de confiança de 95% entre colchetes com base nos erros padrões robustos de cluster

***p < 0,01; ** p < 0,05; * p < 0,1

Na Figura 2.1, é possível verificar a probabilidade média estimada da mortalidade intra-hospitalar dos pacientes submetidos a CRM no sistema público de saúde, considerando todas as demais variáveis em sua média ou seu valor preponderante. Verifica-se que há uma diminuição da probabilidade de óbito a partir do aumento do volume de CRM. Os hospitais dos dois primeiros quintis, possuem uma probabilidade estimada similar, 6,37% para o quintil 1 e 6,36% para o 2, acima as dos quintis de maior volume. A partir do quintil 3 se verifica uma diminuição da probabilidade estimada de óbitos, fenômeno que se acentua nos quintis seguintes de maior volume, sendo 4,56% nos hospitais de médio volume, 3,69% nos de alto volume e 3,37% nos de muito alto volume.

Caso todos os pacientes que foram tratados em hospitais de muito baixo e baixo volume, quintil 1 e 2, fossem tratados nos hospitais de muito alto volume, quintil 5, estima-se que 221 (95%, 165-256) mortes poderiam ter sido evitadas no ano de 2019. Isso representa uma diminuição de 21,9% no total de mortes intra-hospitalares após a realização de CRM.

Figura 2.1 - Probabilidade de óbito intra-hospitalar estimada com intervalo de confiança de 95% por quintil de volume hospitalar para pacientes submetidos a CRM



Fonte: Elaboração própria do autor a partir de probabilidades estimadas do modelo logit.

2.4.2 Análise do impacto no acesso dos pacientes aos hospitais de atendimento após uma hipótese de política de volume mínimo para CRM no SUS

Após verificar os dados que apontam um impacto positivo do aumento do volume hospitalar para diminuição da probabilidade de óbito do paciente submetido a CRM no SUS em 2019, faz sentido considerar a implementação de uma política de volume mínimo para CRM no sistema público de saúde brasileiro. Não obstante, como aponta Hentschker e Mennicken (2015), apesar de propiciar um aumento no desempenho hospitalar, essa política pode impactar o acesso dos pacientes aos hospitais, posto que diminui a quantidade de hospitais permitidos a realizarem o procedimento.

Dessa forma, utilizando o pacote *osrmtime*¹³ do *software* estatístico *Stata*, ver Huber e Rust (2016), calculou-se o tempo de deslocamento, considerando o automóvel como meio de transporte, medido em minutos do CEP do paciente presente na base do SIH frente ao CEP do hospital de atendimento do paciente. Em seguida, esses dados foram comparados com um cenário hipotético de implementação de uma política de volume mínimo para CRM. Seguindo, os dados do modelo nesse cenário hipotético todos os hospitais com muito baixo e baixo volume, quintis 1 e 2, são considerados descredenciados da rede. Dessa forma, todos os pacientes atendidos nesses hospitais seriam hipoteticamente transferidos para hospitais mais próximos, de acordo com seus CEPs, que estão localizadas nos quintis 3, 4 e 5, caracterizados por um volume de procedimentos de médio, alto e muito alto, respectivamente. A implementação dessa política de volume mínimo acarretaria uma significativa redução na disponibilidade de hospitais aptos a realizar a CRM na rede pública, pois a maioria dos hospitais da amostra estão concentrados nos quintis de menor volume, 1 e 2. Do total atual de 191 hospitais, apenas 48 permaneceriam habilitados para realizar a CRM.

Antes de analisar os dados do impacto dessa política no acesso aos hospitais, é relevante salientar algumas limitações dessa análise. A primeira faz referência a uma limitação da base do SIH pois diversas vezes o CEP do paciente indicado na base não faz referência ao real CEP da moradia do paciente, mas sim ao CEP referente ao centro do município de residência da pessoa. Esse fator pode gerar um erro de estimação do tempo de deslocamento, principalmente nos deslocamentos intra-municipais, tendo maior impacto nas grandes cidades onde o deslocamento tende a ser maior. O segundo fator se refere a escolha do automóvel como meio de transporte para medição do tempo de deslocamento. Sem dúvida ele é o meio de transporte mais utilizado no deslocamento dos pacientes até o hospital, todavia, há alguns deslocamentos na base de dados que possuem maior probabilidade de terem sido feitos via transporte aéreo devido a longa distância. Apesar desses

¹³ O pacote calcula a distância e o tempo de viagem entre dois pontos usando informações de latitude e longitude. O comando utiliza o Open Source Routing Machine (OSRM) e o OpenStreetMap para encontrar a rota ótima de carro. O procedimento é especialmente desenvolvido para grandes conjuntos de dados georreferenciados. Um diferencial desse comando é a utilização de toda a capacidade computacional de um computador, permite ao usuário fazer solicitações ilimitadas e é independente da Internet e de provedores online comerciais (Huber; Rust, 2016).

deslocamentos terem capacidade para inflar a média do tempo de deslocamento, eles estão presentes em minoria na base de dados.

Tabela 2.3 - Tempo de deslocamento medido em minutos do CEP do paciente até o CEP do hospital de atendimento do SUS em todo território Nacional

Medidas	Cenário Real			Cenário com Política de Volume Mínimo		
	Todos Quintis	Quartil 1	Quartil 2	Todos Quintis	Quartil 1	Quartil 2
Média	88	63	84	155	236	215
Desvio Padrão	286	142	335	355	342	404
Mínimo	1	1	1	1	2	1
Máximo	5.590	5.589	4.211	5.592	5.592	3.142
25%	6	4	4	8	62	57
50%	26	20	18	62	150	125
75%	85	74	73	174	296	218
90%	184	161	143	323	438	343

Fonte: Elaboração própria utilizando dados gerados do pacote *osrmtime* do software estatístico *Stata*

Analisando os dados da Tabela 2.3, observamos que o cenário real verificado em 2019 foi de um tempo médio de deslocamento do paciente até o hospital para realização da CRM, considerando todos os quintis, esse tempo foi de 88 minutos. O deslocamento mais curto durou 1 minuto e o mais longo 5590 minutos. É interessante verificar que mais da metade dos deslocamentos foram realizados em menos de meia hora, 26 minutos, e 75% dos deslocamentos não passaram de aproximadamente uma hora e meia, 85 minutos. Quando analisamos os dados do deslocamento dos pacientes atendidos nos hospitais de muito baixo volume, quintil 1, verificamos uma média de 63 minutos, sendo que metade dos pacientes demoraram no máximo 20 minutos até seu hospital de atendimento. Quanto ao quintil 2, de baixo volume, ele apresentou uma média no tempo de deslocamento de 84 e 75% dos pacientes atendidos nesses hospitais demoraram um pouco mais de uma hora, 73 minutos, para chegarem nos mesmos.

O cenário com política de volume mínimo que consta na Tabela 2.3, considera que todos os pacientes que originalmente foram atendidos nos hospitais de muito baixo e baixo volume foram realocados nos hospitais de médio, alto e muito alto volume mais próximo ao seu local de residência. Desse modo, a média de deslocamento total dos pacientes teve um aumento de 76%, passando de 88 minutos para 155. Antes da política de volume mínimo, metade dos pacientes chegavam aos seus hospitais de atendimento

em 26 após a implementação da mesma esse tempo aumento para 62 minutos, aumento de 138% no tempo de deslocamento.

Quando analisamos de maneira mais detalhada o impacto direto sobre os pacientes afetados pela política, pacientes dos quintis 1 e 2, torna-se evidente que o impacto sobre seu deslocamento é relevante. Os pacientes atendidos nos hospitais de muito baixo volume que antes, em média, demoravam 63 minutos no seu deslocamento passaram a demorar 236 minutos, aumento de 274% no tempo. Antes da política, 75% dos pacientes desse quintil acessaram seu hospital de atendimento em 74 minutos, com a nova política esse tempo passou para 296, aumento de 284%. Esse impacto também ocorreu para os pacientes atendidos nos hospitais do quintil 2, sua média de deslocamento passou de 84 minutos para 215. Antes da política 25% dos pacientes chegavam aos seus hospitais de atendimento em no máximo 4 minutos após a política esse tempo passou para 57 minutos, aumento de mais de 1300%.

Tabela 2.4 - Tempo de deslocamento medido em minutos do CEP do paciente até o hospital de atendimento do SUS por região do Brasil

Medidas	Cenário Real				
	Todos Quintis				
	Norte	Nordeste	Centro-Oeste	Sudeste	Sul
Média	670	99	154	44	69
Desvio Padrão	1.305	144	358	77	102
Mínimo	1	1	1	1	1
Máximo	5.590	2.020	2.451	2.607	3.133
25%	5	5	5	6	8
50%	14	36	12	20	32
75%	478	140	166	53	103
90%	2.505	287	341	113	176
Medidas	Cenário com Política de Volume Mínimo				
	Todos Quintis				
	Norte	Nordeste	Centro-Oeste	Sudeste	Sul
Média	1.369	164	179	90	112
Desvio Padrão	1.265	197	426	112	130
Mínimo	3	1	1	1	1
Máximo	5.592	2.570	2.759	2.613	3.984
25%	50	6	3	9	19
50%	1.500	87	18	51	76
75%	2.357	275	198	134	173
90%	2.762	417	376	218	264

Fonte: Elaboração própria utilizando dados gerados do pacote *osrmtime* do software estatístico *Stata*

Na Tabela 2.4, é possível analisar o impacto da nova política de volume mínimo dada a região de residência dos pacientes submetidos à CRM. Percentualmente, os pacientes mais afetados na média foram os das regiões Norte e Sudeste. Na primeira, o tempo de deslocamento passou de 670 minutos para 1.369. No segundo caso, a média passou de 44 minutos para 90 minutos, ambos os aumentos foram de 104%. Todavia, o acréscimo em números absolutos é significativamente maior para os moradores da região Norte. Quando se observa o impacto na mediana que passa de 14 minutos para 1.500, mais de 24h, fica claro que a política de volume mínimo para essa região praticamente inviabiliza, para grande parte da população, o deslocamento através de automóvel. Isso ocorre porque após o descredenciamento dos hospitais de muito baixo e baixo volume resta um único hospital na região credenciado para realizar a CRM, o hospital Dom Luiz I, em Belém do Pará.

As regiões Nordeste e Sul apresentam um impacto bastante parecido no deslocamento de seus residentes até os hospitais de atendimento. Percentualmente, há um aumento de mais de 60% no tempo médio de deslocamento nessas regiões. Em relação a mediana, na região Nordeste o tempo de deslocamento passa de 36 minutos para 87, um aumento de 140%, já para região Sul 50% dos pacientes que antes demoravam no máximo 32 minutos para o deslocamento até o hospital passaram para 76 minutos, correspondendo a um aumento de 137%. Os pacientes residentes na região Centro-Oeste foram os menos afetados pela política de volume mínimo, seu tempo médio de deslocamento passou de 154 minutos para 179, um aumento de apenas 16%.

2.5 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

O estudo apresentou evidências de uma relação inversa entre o aumento de volume e o número de óbitos intra-hospitalar para CRMs realizadas no sistema público de saúde. Esse resultado é compatível com os resultados internacionais com relação a esse mesmo tipo de intervenção cirúrgica (Macin, 2008; Post *et al.*, 2010). Essas evidências, junto com a literatura internacional, como mostra Pieper *et al.* (2013) e de Lin *et al.* (2016), subsidia a necessidade de novos estudos para analisar a necessidade de implementação de uma política pública de volume mínimo com o objetivo de induzir um aumento do desempenho do setor hospitalar no Brasil.

Nesse sentido, calculou-se também uma estimativa do aumento do desempenho hospitalar, medida pelo número de óbitos evitados derivados da introdução da política de volume mínimo para CRM no sistema público hospitalar brasileiro. Estimou-se, assim, que 21,9% do total de óbitos intra-hospitalares poderia ter sido evitado com a implementação da política de volume mínimo no Brasil. Isso equivaleria a 221 (95%, 165-256) mortes a menos no ano de 2019. Esse resultado é significativo o suficiente para subsidiar um estudo mais aprofundado sobre a implementação de uma política de volume mínimo para CRMs no SUS.

Contudo, como apontam Hentschker e Mennicken (2015) a introdução da política de volume mínimo também precisa ser analisada quanto ao seu impacto negativo sobre o nível e intensidade do acesso do paciente à rede hospitalar pública. Dessa forma, verificou-se que a introdução de uma política hipotética de volume mínimo, através do descredenciamento dos hospitais de muito baixo volume e baixo volume, quintil 1 e 2, afetaria de forma negativa e relevante o acesso dos pacientes a rede hospitalar. A mediana do tempo de deslocamento dos pacientes inicialmente atendidos pelos hospitais de muito baixo volume após serem realocados para os novos hospitais passou de 20 minutos para 150 minutos, aumento de 650% no tempo de deslocamento, o que pode representar maiores custos para os pacientes e piora na qualidade de saúde e, no limite pode levar a óbitos evitáveis em algumas circunstâncias. Olhando-se para os pacientes inicialmente atendidos nos hospitais de baixo volume, quintil 2, a mediana passou de 18 para 125 minutos, representando um aumento de 594% no tempo médio de deslocamento com as mesmas consequências negativas para a população que demanda hospitais.

Outro fator relevante para análise do acesso à rede hospitalar para realização de CRM é a região de moradia do paciente. Verificou-se que os pacientes da região Norte do país seriam afetados de forma mais significativa do que pacientes residentes em outras regiões do país. Sua mediana do tempo de deslocamento passou de 14 minutos para 1.500 minutos no cenário com a implementação da política, praticamente inviabilizando o deslocamento através de automóveis para os pacientes dessa região.

O impacto no tempo de deslocamento do paciente devido a política de volume mínimo torna-se ainda mais grave dadas as significativas desigualdades de renda entre os brasileiros. Nesse contexto, parte significativa dos pacientes atendidos no SUS não possuem recursos para realizar esses deslocamentos, o que implicaria um

aumento no gasto das secretarias de saúde nos gastos com o deslocamento dos pacientes. Além disso, o aumento no tempo de deslocamento também pode ter implicações nas condições clínicas do paciente levando a piora na sua condição de saúde devida à demora no atendimento.

Dado os resultados do trabalho, percebe-se que a introdução de uma política de volume mínimo é importante e faz sentido para a CRM, todavia é necessário um estudo aprofundado para a sua implementação e de seus possíveis impactos no acesso dos pacientes a rede hospitalar. Sem dúvida, a hipótese considerada para simulação nesse trabalho, total descredenciamento dos hospitais de menor volume não se apresenta como a melhor solução.

O estudo de algumas alternativas pode ser sugerido para manter o ganho de desempenho com a implementação da política de volume mínimo, ao mesmo tempo que busca minimizar o impacto negativo no acesso à rede hospitalar. Um estudo focado nos hospitais de muito baixo e baixo volume com intuito de verificar quais desses deveriam ser descredenciados e quais poderiam absorver pacientes aumentando assim seu volume e sua desempenho. Além disso, aspectos de regionalização hospitalar poderiam ser adicionados na análise da introdução da nova política.

Apesar desse trabalho trazer contribuições a literatura nacional sobre a temática, é importante salientar algumas limitações. Esses resultados não podem ser generalizáveis para outras cirurgias ou diagnósticos. Devido às limitações dos dados da base não foi possível calcular o índice de comorbidade de Charlson¹⁴ para o controle do risco dos pacientes. Apesar do sistema SUS ser responsável segundo Piegas *et al.* (2009) por mais de 80% das CRM realizados no país não se pode garantir que os volumes verificados nos hospitais não sejam maiores que os utilizados. Esse estudo também não considerou o desenho das micros e macros regiões de saúde na avaliação do impacto no tempo de deslocamento após a implementação da política de volume mínimo.

Esse trabalho se junta a ainda incipiente literatura sobre volume hospitalar e desempenho presente no país, ver Leivas *et al.* (2019), todavia não esgota o tema. Essa agenda de pesquisa pode e espera-se que seja aprofundada por novos trabalhos. A introdução de estudos de novos tipos de procedimentos cirúrgicos ou diagnósticos relevantes

¹⁴ É uma classificação da gravidade do paciente que pode ser aplicada em base de dados administrativos.

no SUS seriam de grande interesse. Trabalhos com foco específico nos impactos da introdução da política de volume mínimo para o CRM também seriam uma relevante contribuição a temática.

2.6 REFERÊNCIAS

ARROW, Kenneth J. The economic implications of learning by doing. **The Review of Economic Studies**, United Kingdom v. 29, n. 3, p. 155-173, 1962. Disponível em: <https://doi.org/10.2307/2295952> Acesso em: 20 abr. de 2021.

AZEVEDO, Helda; MATEUS, Céu. Economias de escala e de diversificação: uma análise da bibliografia no contexto das fusões hospitalares. **Revista Portuguesa de Saúde Pública**, Lisboa, v. 32, n. 1, p. 106-117, 2014. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.rpsp.2013.12.001> Acesso em: 16 fev. de 2022.

BANCO MUNDIAL. **Um ajuste justo**: análise da eficiência e equidade do gasto público no Brasil. Brasília, 2017. V. 1. Disponível em: <https://www.worldbank.org/pt/country/brazil/publication/brazil-expenditure-review-report> Acesso em: 15 nov. de 2019.

BIRKMEYER, John; FINLAYSON, Emily; BIRKMEYER, Christian. Volume standards for high-risk surgical procedures: potential benefits of the Leapfrog initiative. **Surgery**, United States v. 130, n. 3, p. 415-422, 2001. Disponível em: <https://doi.org/10.1067/msy.2001.117139> Acesso em: 3 nov. de 2022.

FINKS, Jonathan; OSBORNE, Nicholas; BIRKMEYER, John. Trends in hospital volume and operative mortality for high-risk surgery. **New England Journal of Medicine**, United States, v. 364, n. 22, p. 2128-2137, 2011. Disponível em: <https://doi.org/10.1056/NEJMsa1010705> Acesso em: 8 mar. 2023.

GOMES, Andréa Silveira; KLUCK, Mariza Machado; FACHELL, Jandyra Guimarães; RIBOLDI, João. Factors associated with hospital mortality in Rio Grande do Sul SUS network in 2005: application of a Multilevel Model. **Revista Brasileira de Epidemiologia**, São Paulo, v. 13, p. 533-542, 2010. Disponível em: <https://www.scielo.org/pdf/rbepid/2010.v13n3/533-542/en> Acesso em: 7 jun. 2023.

GRAGNOLATI, Michele; LINDELOW, Magnus; COUTTOLENC, Bernard. **20 anos de construção do sistema de saúde no Brasil**: uma avaliação do Sistema Único de Saúde. Washington: The World Bank, 2013. Disponível em: <https://docs.bvsalud.org/biblioref/2019/11/818684/id705538.pdf>. Acesso em: 16 jan. 2023.

HALM, Ethan; LEE, Clara; CHASSIN, Mark. Is volume related to outcome in health care? A systematic review and methodologic critique of the literature. **Annals of Internal Medicine**, United States v. 137, n. 6, p. 511-520, 2002. Disponível em:

<https://doi.org/10.7326/0003-4819-137-6-200209170-000> Acesso em: 23 ago. de 2022.

HAN, Kyu-Tae; KIM, Sun Jung; KIM Woorim; JANG, Sung-In; YOO, Ki-Bong; LEE, Seo Yoon; PARK, Eun-Cheol. Associations of volume and other hospital characteristics on mortality within 30 days of acute myocardial infarction in South Korea. **BMJ Open**, United Kingdom v. 5, n. 11, p. e009186, 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2015-009186> Acesso em: 27 out. de 2022.

HENTSCHKER, Corinna; MENNICKEN, Roman. The volume-outcome relationship and minimum volume standards—empirical evidence for Germany. **Health Economics**, United States v. 24, n. 6, p. 644-658, 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.1002/hec.3051> Acesso em: 9 jan. de 2021.

HENTSCHKER, Corinna; MENNICKEN, Roman. The volume—outcome relationship revisited: practice indeed makes perfect. **Health Services Research**, United Kingdom v. 53, n. 1, p. 15-34, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/1475-6773.12696> Acesso em: 18 jan. 2023.

HOSMER David Junior; LEMESHOW, Stanley; STURDIVANT, Rodney. **Applied logistic regression**. New Jersey: John Wiley. 2013. Disponível em: http://ndl.ethernet.edu.et/bitstream/123456789/28462/1/David%20W.%20Hosmer_2000.pdf Acesso em: 9 jan. 2023.

HUBER, Stephan; RUST, Christoph. Calculate travel time and distance with OpenStreetMap data using the Open-Source Routing Machine (OSRM). **The Stata Journal**, United States, v. 16, n. 2, p. 416-423, 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.1177/1536867X1601600209> Acesso em: 15 jun. 2023.

JUSCELINO, Nívea Maria da Luz. **Sobrevida específica e fatores associados ao risco de reintervenção adicional por técnica alternativa entre pacientes submetidos a revascularização coronariana no SUS**, Brasil. 2020. 110f. Dissertação (Mestrado em Saúde Pública) – Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2020. Disponível em: <https://repositorio.ufmg.br/handle/1843/34722> Acesso em: 7 abr. 2023.

LA FORGIA, Gerard Martin; COUTTOLENC, Bernard. **Hospital performance in Brazil: the search for excellence**. Geneve: World Bank, 2008.

LEIVAS, Pedro Henrique Soares; JACINTO, Paulo de Andrade; SANTOS, Anderson Moreira Aristides dos; TEJADA, Cesar Augusto Oviedo. Volume, aprendizagem e economias de escala no setor hospitalar brasileiro: o caso da artroplastia de quadril. *In*: ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA, 46., 2018, Rio de Janeiro. **Anais [...]**. Brasília: ANPEC, 2018. Disponível em: https://www.anpec.org.br/encontro/2018/submissao/files_l/i8-80686547480488e7feab6132f0eaa2d6.pdf Acesso em: 5 mar. 2023.

LIN, Xiaojun; TAO, Hongbing; CAI, Miao; LIAO, Aihua; CHENG, Zhaohui; LIN, Haifeng. A systematic review and meta-analysis of the relationship between hospital

volume and the outcomes of percutaneous coronary intervention. **Medicine**, United States v. 95, n. 5, p. e2687, 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.1097/MD.0000000000002687> Acesso em: 9 maio 2023.

LUFT, Harold; BUNKER, John; ENTHOVEN, Alain. Should operations be regionalized? The empirical relation between surgical volume and mortality. **New England Journal of Medicine**, United States v. 301, n. 25, p. 1364-1369, 1979. Disponível em: <https://www.nejm.org/doi/pdf/10.1056/NEJM197912203012503> Acesso em: 10 abr. 2023.

LUFT, Harold; HUNT, Sandra; MAERKI, Susan. The volume-outcome relationship: practice-makes-perfect or selective-referral patterns? **Health Services Research**, United Kingdom, v. 22, n. 2, p. 157, 1987. Disponível em: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC1065430/> Acesso em: 11 abr. 2023.

MARCIN, James; LI, Zhongmin; KRAVITZ, Richard; DAI, Jian; ROCKE, David; ROMANO, Patrick. The CABG surgery volume–outcome relationship: temporal trends and selection effects in California, 1998–2004. **Health Services Research**, United Kingdom, v. 43, n. 1p1, p. 174-192, 2008. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/j.1475-6773.2007.00740.x> Acesso em: 10 mar. 2023.

ORGANIZAÇÃO MUNDIAL DA SAÚDE. **World health statistics 2017**: monitoring health for the SDGs Sustainable development goals. Geneva: World Health Organization, 2017. Disponível em: <https://www.who.int/publications/i/item/9789241565486> Acesso em: 9 dez. de 2022.

PIEGAS, Leopoldo S.; BITTAR, Olímpio J. Nogueira V.; HADDAD, Nagib. Cirurgia de revascularização miocárdica: resultados do Sistema Único de Saúde. **Arquivos Brasileiros de Cardiologia**, São Paulo, v. 93, p. 555-560, 2009. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/S0066-782X2009001100018> Acesso em: 11 maio 2023.

PIEGAS, Leopoldo Soares; HADDAD, Nagib. Percutaneous coronary intervention in Brazil: results from the Brazilian Public Health System. **Arquivos Brasileiros de Cardiologia**, São Paulo, v. 96, p. 317-324, 2011. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/S0066-782X2011005000035> Acesso em: 18 mar. 2023.

PIEPER, Dawid; MATHES, Tim; NEUGEBAUER, Edmund; EIKERMANN, Michaela. State of evidence on the relationship between high-volume hospitals and outcomes in surgery: a systematic review of systematic reviews. **Journal of the American College of Surgeons**, United States v. 216, n. 5, p. 1015-1025e18, 2013. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jamcollsurg.2012.12.049> Acesso em: 13 maio 2023.

POST, Piet; KUIJPERS, Michiel; EBELS, Tjark; ZIJLSTRA, Felix. The relation between volume and outcome of coronary interventions: a systematic review and meta-analysis. **European heart journal**, Spain, v. 31, n. 16, p. 1985-1992, 2010. Disponível em: <https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehq151> Acesso em: 5 maio 2023.

REAMES, Bradley; GHAFERI, Amir; BIRKMEYER, John; DIMICK, Justin; Hospital volume and operative mortality in the modern era. **Annals of Surgery**, United States,

v. 260, n. 2, p. 244-251, 2014. Disponível em:
<https://doi.org/10.1097/SLA.0000000000000375> Acesso em: 12 maio 2023.

ROSS, Joseph; NORMAND, haron-Lise; WANG, Yun; KO, Dennis; CHEN, Jersey; DRYE, Elizabeth; KEENAN, Patricia; LICHTMAN, Judith; BUENO, Héctor; SCHREINER, Geoffrey; KRUMHOLZ, Harlan. Hospital volume and 30-day mortality for three common medical conditions. **New England Journal of Medicine**, United States, v. 362, n. 12, p. 1110-1118, 2010. Disponível em:
<https://doi.org/10.1056/NEJMsa0907130> Acesso em: 18 mar. 2023.

WOOLDRIDGE, Jeffrey M. **Econometric analysis of cross section and panel data**. Cambridge, Mass.: MIT Press, 2010. Disponível em:
<https://ipcig.org/evaluation/apoio/Wooldridge%20-%20Cross-section%20and%20Panel%20Data.pdf>. Acesso em: 21 jan. de 2022.

3 ABSENTEÍSMO NO SISTEMA ÚNICO DE SAÚDE (SUS): UTILIZANDO MODELOS DE APRENDIZADO DE MÁQUINA PARA PREVER O NÃO COMPARECIMENTO DE PACIENTES EM CONSULTAS AGENDADAS NO SUS

Nesta Seção do presente trabalho, correspondente ao ensaio 2 da tese, é apresentado um estudo sobre o absenteísmo. O ensaio busca prever utilizando métodos de aprendizado de máquina se um determinado paciente irá ou não faltar a consultas agendadas na rede do SUS no município de São Paulo.

3.1 INTRODUÇÃO

O sistema de saúde público brasileiro tem sido reconhecido como um importante pilar da seguridade social nacional. Segundo o IBGE (2015) cerca de 72% da população brasileira só consegue acesso a serviços médicos hospitalares através do Sistema Único de Saúde (SUS). Como aponta Dieleman (2017), o Brasil gastou mais de 8% do PIB de 2014 no setor de saúde, dos quais metade representam gastos governamentais, representando, segundo a Organização Mundial de Saúde, 6,8% do orçamento público brasileiro do mesmo ano (OMS, 2017).

Apesar da abrangência e importância, o sistema público de saúde nacional enfrenta diversas dificuldades no que tange a seu grau de eficiência. Um estudo do Banco Mundial (2017), aplicou uma Análise Envoltória de Dados (DEA) e encontrou que a eficiência média dos serviços primários de saúde do SUS é estimada em 63%, isto é, há evidências de uma ineficiência de 37%. Sendo assim, o mesmo estudo estima que seria possível reduzir os gastos na atenção primária em 23% sem afetar o desempenho do sistema, e que isso resultaria em uma economia estimada de R\$ 9,3 bilhões por ano para a sociedade brasileira.

O estudo, Banco Mundial (2017), sugere ainda que há um grande potencial no sistema público de saúde brasileiro para aumentar a prestação de serviços primários sem a necessidade de incremento nos gastos públicos. Os autores do estudo estimam que seria possível aumentar em 64% o número de procedimentos realizados por médicos no atendimento primário sem gastos públicos adicionais. Nesse contexto, fica clara a relevância de se analisar o potencial de políticas públicas alternativas que

umentem a eficiência do gasto público com relação ao desempenho da força de trabalho no nível de atenção primária em saúde pública no Brasil. Refletir sobre a melhora na eficiência do sistema se mostra ainda mais importante diante de uma conjuntura de limitação do aumento dos gastos públicos e de deterioração das contas públicas (Tasca; Benevides, 2023).

Um problema sistêmico do atendimento primário no Brasil é o absenteísmo, isto é, o não comparecimento dos pacientes às consultas agendadas (Batista *et al.*, 2021). O percentual de não comparecimento pode variar para cada região ou município, todavia é possível verificar na literatura, ver Izecksohn (2013), um nível percentual geral de 20% a 40% de absenteísmo em diversos estabelecimentos de saúde pública no Brasil. Esse cenário de elevada taxa de absenteísmo nas consultas agendadas resulta em uma baixa utilização dos recursos instalados, ao passo que, paradoxalmente, a procura por atendimento médico é maior que a oferta no Brasil (Oleskovicz *et al.*, 2014).

Nesse sentido, a busca por um modelo capaz de prever a possibilidade de um determinado paciente faltar à consulta agendada se revela uma ferramenta relevante para lidar com esse problema (Dunstan *et al.*, 2023). Essa abordagem fornece subsídios para a elaboração de políticas públicas que visam aumentar a eficiência do sistema de saúde. Essas melhorias podem ocorrer, por exemplo, por meio do aumento da produtividade da equipe médica na atenção básica, reduzindo a ociosidade causada pelo não comparecimento dos pacientes e diminuindo as perdas financeiras associadas a essa questão. Além disso, essa abordagem pode contribuir para a construção de ferramentas de gestão para reduzir as filas de espera por consultas médicas no sistema público.

Sendo assim, o objetivo deste trabalho consiste em estimar um modelo que consiga prever com maior grau de acerto possível se determinado paciente vai comparecer ou não em uma consulta agendada no sistema SUS. Para isso, será utilizado o arcabouço de modelos supervisionados de aprendizado de máquina utilizando dados de quase 2 milhões de consultas ginecológicas agendadas e/ou realizadas no SUS, entre janeiro de 2018 e junho de 2019, no município de São Paulo.

Dado o conceito de *no free lunch*¹ presente na literatura de aprendizado de máquina, ver Géron (2019), foram testados diversos algoritmos supervisionados de aprendizado de máquina no intuito de verificar qual possui a melhor capacidade de previsão para o problema em análise. Assim, foram testados os seguintes algoritmos: Regressão Logística, *Decision Tree*, *Ridge Classifier*, *Support Vector Classifier*, *Naive Bayes*, *Quadratic Discriminant Analysis*, *Gradient Boosting*, *Extreme Gradient Boosting*, *Light Gradient Boosting*, *AdaBoost*.

O modelo de *Decision Tree* apresentou o melhor desempenho na previsão do absentismo. Esse modelo atingiu uma acurácia de 0,75 com uma *Area Under Curve* (AUC) de 0,71, esse resultado está próximo ao obtido por outros estudos internacionais de temática semelhante (Dunstan *et al.*, 2023; Elvira *et al.*, 2018). Com esse resultado é possível pensar algumas políticas públicas no intuito de diminuir o impacto do absentismo e, conseqüentemente, aumentar a eficiência no setor de saúde pública.

O presente trabalho está dividido em seis seções. Além desta introdução, a unidade seguinte apresenta uma breve revisão da literatura sobre o tema. Na sequência, é apresentada uma seção com a análise da base de dados e, posteriormente, uma outra abordando os métodos de aprendizagem de máquinas empregados no estudo. Após, segue uma seção com a apresentação e análise dos resultados e, por fim, as considerações finais do estudo.

3.2 REVISÃO DE LITERATURA

O sistema de saúde pública do Brasil é vital para a seguridade social, atendendo a grande parte da população, com um alto investimento do governo. No entanto, enfrenta desafios de eficiência (Banco Mundial, 2017). Nesse contexto, torna-se importante compreender como é constituído o financiamento desse sistema e qual o papel é atribuído a cada ente federativo.

Para Marques *et al.* (2016), o Sistema Único de Saúde (SUS) é financiado pelas três esferas de governo: municipal, estadual e federal. No ano 2000, um pouco menos de 60% do gasto do SUS era proveniente da União, percentual que gradativamente

¹Não existe, à princípio, um modelo superior para resolver um determinado problema. Isso implica na necessidade de testar várias alternativas em busca daquela que melhor trata o conjunto de dados analisados.

se altera durante os anos seguintes e tem uma modificação significativa com a Emenda Constitucional nº 29 (Brasil, 2000), que estipulou valores mínimos para o financiamento do SUS pelas três esferas de governo. Assim, a União passou a diminuir sua participação relativa no financiamento do SUS frente ao crescimento relativo dos Estados e municípios, fazendo com que em 2005 a União passasse a financiar menos que 50% do sistema, chegando a 44% em 2011.

Ainda segundo Marques *et al.* (2016), a participação dos Estados nesse período aumentou de 18,5% para 25,7%, enquanto os municípios também aumentaram sua participação de 21,7% para 29,6% do total do gasto público em Saúde no Brasil. Essa mudança constitucional foi eficaz no intuito de atender o princípio da descentralização, pois conseguiu aumentar a participação tanto dos Estados, como dos municípios no financiamento do Sistema de Saúde Público brasileiro. Os autores ainda colocam que, durante o período de 2000 a 2011, os Estados e os municípios praticamente duplicaram os gastos em Saúde como percentual do PIB, enquanto a União manteve esse percentual constante.

O SUS é um sistema descentralizado, ou seja, possui atribuições diferentes para cada nível governamental ao mesmo tempo que compartilha financiamento entre as diferentes instâncias administrativas, como mostrado anteriormente. Essas diferentes atribuições são definidas por legislação infraconstitucional. Em geral, os municípios são responsáveis, principalmente, pelas ações e serviços de saúde de atenção básica. Por sua vez, os Estados são responsáveis pela cooperação técnica e financeira entre os seus respectivos municípios e pela provisão de serviços de média e alta complexidade. Por fim, a União tem o papel de coordenar nacionalmente o SUS, formular políticas públicas de saúde, regular serviços e produtos da área de Saúde, fazer registro, e controles sanitários e epidemiológicos, contribuir para o financiamento de serviços de saúde em municípios e Estados, entre outras atribuições.

Um dos principais alicerces do sistema, e a porta de entrada dos brasileiros no SUS, é o atendimento primário ou básico. No nível primário de atendimento estão as unidades básicas de atendimento (UBS), que são responsáveis pelo fornecimento de serviços de saúde como consultas, exames básicos e procedimentos menos complexos como curativos, entre outros, ver Tesser, Norman e Vidal (2018). Os profissionais que atuam nesse âmbito do sistema não estão restritos as UBS, eles

também atuam na comunidade com visitas domiciliares às famílias, escolas, centros comunitários e outros.

Diante dos vários desafios que influenciam a realização de procedimentos médicos na atenção primária, um dos principais é a falta de comparecimento dos pacientes às consultas previamente agendadas, fenômeno conhecido como absenteísmo. O absenteísmo é definido por Bittar *et al.* (2016) como o não comparecimento do paciente a um procedimento previamente agendado, sem nenhum aviso ou justificativa. Esse problema não é restrito ao sistema público de saúde brasileiro, e sim um fator recorrente na maioria dos sistemas de saúde no mundo (Ala *et al.*, 2022).

O sistema público de atendimento primário, em princípio, é desenhado para dar vazão a uma determinada demanda de atendimento de problemas de saúde com um grau aceitável de eficiência. De acordo com Catelan (2018), o absenteísmo prejudica essa estrutura gerando prejuízo financeiro, administrativo e social. Ele prejudica tanto os pacientes quanto o setor público. Para os primeiros, gera aumento de filas para os demais pacientes, prolongamento na conclusão diagnóstica e prejuízo no tratamento. Já para o segundo, implica em desperdício de recursos públicos, tanto estruturais quanto financeiros, e impacta na produtividade do sistema, refletindo nos indicadores de produtividade.

Segundo Baptista (2021), a literatura sobre absenteísmo no Brasil pode ser dividida em três diferentes abordagens do problema. O primeiro conjunto de estudos busca mensurar o absenteísmo e verificar as principais causas desse problema no sistema público de saúde. Trabalhos como de Farias *et al.* (2019), Mazza *et al.* (2019), Bittar *et al.* (2016), Bender, Molina e de Mello (2010) são exemplos dessa abordagem. Os trabalhos citados tentam medir o problema e, posteriormente, através de entrevistas com pacientes e funcionários das unidades de atendimento visa entender o motivo para o número de faltas. Estes trabalhos mostram dados de absenteísmo entre 20% até valores próximos a 40% nos diferentes centros de atendimento tanto de consultas gerais quanto de especialidades. Além disso, há uma convergência quanto aos principais fatores responsáveis pelo não comparecimento como: esquecimento ou falta de ciência da consulta marcada, fatores socioeconômicos como dificuldade de transporte e liberação do trabalho são alguns dos mais apontados.

O segundo conjunto de trabalhos foca no custo do absenteísmo para o sistema público de saúde brasileiro. O trabalho de Beltrame *et al.* (2020) verificou um nível de absenteísmo de 38,6% para consultas agendadas e 32,1% para exames especializados no sistema público da região metropolitana de Vitória (ES) entre os anos de 2014 e 2016. Os autores calcularam que o desperdício de recursos públicos atingiu mais de R\$ 3 milhões e meio de reais para as consultas e mais de R\$ 15 milhões devido às faltas aos exames especializados. Pacheco e Souza (2023), fazem exercício parecido para o município de Esteio, no Rio Grande do Sul. As autoras calculam que houve um prejuízo de mais de R\$ 5 milhões devido ao absenteísmo em consultas no município durante o ano de 2022.

O terceiro e último grupo de trabalho sobre absenteísmo no Brasil é voltado às estratégias para diminuir o número de faltas no sistema público de saúde. Os trabalhos de Costa *et al.* (2010) e Pfeifer (2022) estudaram se o envio de mensagem de texto via celular recordando da consulta agendada afeta os índices de absenteísmo no sistema público na cidade de São Paulo. Ambos os trabalhos verificaram que os envios das mensagens estão relacionados a uma queda no absenteísmo. Por outro lado, o trabalho de Oleskovicz *et al.* (2014) propõe uma política de *overbooking*² no intuito de diminuir o absenteísmo e aumentar a eficiência do setor de saúde pública. Usando métodos matemáticos e estatísticos, e utilizando dados das consultas e dos pacientes do ambulatório de especialidades do Jardim Peri, os autores realizaram o comparativo em diferentes cenários de níveis de *overbooking* e grau de utilização dos recursos. O trabalho concluiu que essa abordagem é capaz de obter ganhos relevantes de eficiência, aumento a utilização do sistema mantendo a mesma estrutura instalada (Oleskovicz *et al.*, 2014).

Apesar dessas diferentes abordagens sobre a temática, uma característica comum aos estudos são as limitações espaciais a nível municipal ou estadual. Isso se deve a característica da atenção básica, de responsabilidade dos municípios, o que dificulta uma avaliação consolidada em âmbito nacional (Baptista *et al.*, 2021). Outro fator interessante de se observar é que a maioria dos estudos se concentra em consultas com clínicos gerais, com poucos abordando as especialidades. Tendo em conta estas ponderações sobre a literatura, chegou-se à escolha das consultas

² Consiste no agendamento de consultas em nível maior que a oferta de vagas, acreditando que haverá um percentual de faltas que ajustará a oferta com a demanda.

ginecológicas como objeto de estudo deste trabalho, especialmente considerando que essa especialidade representa uma das principais formas de acesso das mulheres ao sistema público de saúde no país.

Internacionalmente, há uma literatura robusta sobre esse tema. Diversos trabalhos surgiram nos últimos anos utilizando o arcabouço dos modelos de aprendizado de máquina no intuito de prever o absenteísmo e posteriormente utilizar essas previsões no direcionamento de novas políticas de mitigação desse problema (Carreras-García *et al.*, 2020). Um exemplo dessa abordagem é o trabalho de Denney, Coyne e Rafiqi (2019), o qual procura prever o não comparecimento de pacientes em consultas na rede básica de saúde do estado de Oklahoma, nos Estados Unidos. Para isso, os autores utilizaram dados de mais de 900 mil consultadas marcadas no estado, sendo um pouco mais de 120 mil o número de não comparecimentos, juntamente com informações econômicas e sociais dos pacientes. Com isso, os autores estimam modelos de aprendizado de máquina no intuito de prever o não comparecimento de pacientes. Por fim, os autores conseguiram um resultado de acurácia de aproximadamente 72% em seu melhor modelo.

O trabalho de Al Muhaideb *et al.* (2019) também possui o mesmo objetivo de prever a falta de pacientes agora em um grande hospital da Arábia Saudita. Utilizando dados como idade, dia da semana, gênero, região de residência, entre outras variáveis, estimam modelos com acurácia de 77% com uma AUC (*area under the curve*) de 0.86. Os autores concluem que é possível prever o não comparecimento às consultas médicas e realizar intervenções proativas para reduzir o seu impacto. Outro trabalho que aborda o tema é o de Nelson *et al.* (2019), o qual verifica que modelos lineares possuem um resultado ruim na previsão de não comparecimento em consulta e, dessa forma, aplicam diversas variações de modelos não lineares baseados em árvores de decisão. Usando 22 mil dados de marcação de exames na Inglaterra eles conseguem um resultado interessante, com uma AUC de 0.85.

Dado todo esse contexto, utilizando uma base de dados de quase 2 milhões consultas ginecológicas marcadas na capital do Estado de São Paulo, entre janeiro de 2018 até junho de 2019, o presente trabalho busca o desenvolvimento de um modelo que consiga prever a possibilidade de um determinado paciente vir a faltar na consulta agendada. Isso é feito através de algoritmos supervisionados de aprendizado de máquina. O objetivo é utilizar essa informação como uma ferramenta relevante

para a elaboração de políticas públicas no intuito de diminuir esse relevante problema sistêmico.

3.3 BASE DE DADOS

Como o atendimento básico de saúde no Brasil é atribuição fortemente vinculada aos municípios (Tesser; Norman; Vidal, 2018), é difícil obter bases consolidadas em nível mais amplo de agregação contendo a informação sobre o comparecimento ou não do paciente a uma dada consulta. Dessa forma, no estudo de questões como absenteísmo é bastante comum utilizar dados em nível municipal. Desse modo, foi solicitado para a Secretaria de Saúde do município de São Paulo, via Lei de Acesso à Informação, dados sobre os atendimentos em nível ambulatorial da cidade de São Paulo, Brasil.

A base disponibilizada consiste no total de consultadas agendadas para especialidade de ginecologia entre o início janeiro de 2018 até junho de 2019. Nesse período, foram realizadas no sistema SUS um pouco menos de 2 milhões de consultas ginecológicas na capital paulista. A base original fornecida é composta de 11 variáveis que podem ser divididas em dois grupos. O primeiro grupo consiste em informações referentes à consulta, ela é composta por 5 variáveis: local da consulta, data do agendamento, data da consulta, especialidade e se a consulta foi realizada ou não. O segundo grupo de variáveis são relacionadas às características socioeconômicas e demográficas dos pacientes, esse conjunto é formado por 6 elementos: idade, raça/cor da pele, sexo, escolaridade, município de residência e estado de residência.

Em seguida foram realizados três procedimentos na base de dados original fornecida pela Secretária Municipal de Saúde de São Paulo. Primeiramente, foi realizado um tratamento nos dados no intuito de verificar possíveis problemas ou inconsistências nas informações. Em seguida, foi realizado um processo de criação de novas variáveis seguindo a literatura sobre absenteísmo, ver Carreras-García (2020) no intuito de buscar elementos que ajudem no processo de previsão e, por fim, foi feita uma análise dos dados propriamente ditos. Esse processo³, por etapas, de

³Para esse processo foi utilizado o programa Python, particularmente as bibliotecas pandas, matplotlib e numpy.

tratamento e análise dos dados é comum na literatura de inteligência artificial e se mostra um processo importante no desenvolvimento de um modelo capaz de atingir resultados relevantes na previsão da variável dependente (Géron, 2019).

Dessa forma, o início do processo na base de dados envolveu a análise e tratamento dos dados para identificar quaisquer problemas, inconsistências ou lacunas de informações, dados faltantes entre outros. Após testes verificando a presença de dados faltantes se verificou que esse problema estava presente em algumas variáveis da base. Observou-se que cerca de 3% das consultas não continham a informação de comparecimento ou não, também se verificou que cerca de 7.000 pacientes estavam identificados como do sexo masculino nas consultas de ginecologia, ambas as inconsistências foram eliminadas da base. Também foram observadas algumas informações faltando nos critérios raça e escolaridade, esses casos foram somados a categoria já existente, chamada 'dados não informados'. Todas as outras variáveis da base não apresentaram inconsistência.

A segunda fase de tratamento dos dados foi a elaboração de novas variáveis para o modelo estatístico, essa etapa busca melhorar os elementos para a previsão da variável dependente. A primeira variável usada na literatura (Denney; Coyne; Rafiqi, 2019; Dunstan *et al.*, 2023) e bem lógica para o problema, é a quantidade de dias entre o agendamento da consulta para a data da realização da consulta. Espera-se que quanto maior o intervalo entre a data do agendamento e a data da consulta, maior seria a possibilidade de o paciente vir a faltar, essa questão é identificada pelos trabalhos de Farias *et al.* (2019) e Bender, Molina e de Mello (2010) como um dos principais elementos responsáveis pelo absenteísmo. Dessa forma, foi feita a diferença entre a variável contendo a data do agendamento para a variável com a data da consulta. Em seguida, foram analisadas possíveis inconsistências nos dados e verificou-se alguns poucos valores negativos, ou seja, como se a marcação da consulta tivesse sido feita após a realização. Essas observações foram eliminadas da base devido a representarem inconsistências.

Uma segunda variável criada na base foi o dia da semana, ou seja, a partir da data da consulta agendada foi verificado qual o respectivo dia da semana que essa data correspondia. A ideia é que pode haver uma diferença na probabilidade de comparecimento dado o dia da semana. Por exemplo, pode haver mais faltas às segundas-feiras em relação a consultas agendadas para quintas-feiras. A terceira

variável criada, foi relativa ao horário da consulta, espera-se que alguns horários podem ter um percentual maior de faltas que outros. Exemplo, consultar às 7 horas da manhã podem ter um número maior de faltas se compararmos às consultas das 10 horas da manhã. Dessa forma, foi criada uma coluna apenas com os horários das consultas sempre arredondadas em intervalos de 15 minutos. Na Quadro 3.1, é possível verificar as variáveis utilizada no modelo e suas descrições.

Quadro 3.1 - Descrição das variáveis

Variável	Descrição	Tipo	Categorias/Intervalos
Idade	Idade do Paciente	Numérica	Entre 9 e 100 anos
Espera	Dias entre a data de agendamento e a data da consulta	Numérica	Entre 0 e 395 dias
Status	Informação se o paciente compareceu ou faltou à consulta	Categórica	Não realizada/ Realizada
CNES	Estabelecimento de atendimento	Categórica	Código do estabelecimento no Cadastro Nacional de Estabelecimentos de Saúde (CNES)
Raça/Cor	Raça/Cor do paciente	Categórica	Amarela, Branca, Parda, Preta, indígena ou Não Respondeu
Escolaridade	Formação máxima do paciente	Categórica	Não saber ler nem escrever, Alfabetizado, Fundamental Completo, Fundamental Incompleto, Médio Completo, Médio Incompleto, Superior Completo, Superior Incompleto, Especialização, Mestrado, Doutorado, Sem Informação
Município de Residência	Município de Residência do paciente	Categórica	185 municípios
Estado	Estado de residência do paciente	Categórica	22 Estados
Dia da Semana	Dia da semana que o paciente agendou a consulta	Categórica	Segunda, Terça, Quarta, Quinta, Sexta, Sábado
Horário	Horário da consulta agendada	Categórica	Horário da consulta em intervalos de 15 minutos

Fonte: Elaboração própria.

Por fim, foi realizada uma análise da base propriamente dita com o objetivo de verificar a configuração de algumas características dos dados. Dentre as 1.859.329 observações que restaram na base após o processo de tratamento de dados verificou-se que 1.308.079 pacientes compareceram nas consultas e outros 551.250 não compareceram, atingindo assim um percentual de faltas de 29%. Esse nível está em sintonia com os índices observados na literatura nacional, ver Beltrame *et al.* (2019),

sobre absenteísmo que tende a girar no intervalo entre 20% até algo próximo dos 40%, a depender do município e do estabelecimento público de saúde.

Ainda nesse sentido, os rótulos da variável dependente são dois: consulta realizada e consulta não realizada. Por fim, foi questionado à Secretaria de Saúde do município se todas as observações classificadas como não realizadas significavam que o paciente faltou à consulta. O retorno da secretaria foi de que a maioria dessas observações são de 'não comparecimento', mas poderia haver casos de falta de médicos, questões de fechamento do local de consulta entre outros. Sendo assim, foi comparado o total de consultas agendadas em cada local de atendimento em determinada data e posteriormente comparada com o total de consultas não realizadas nesses mesmos locais nas mesmas datas. Por exemplo, se havia 50 consultas agendadas em determinada unidade de atendimento em dada data verificou se o total de não comparecimento foi maior que 60% das consultas agendadas nesse mesmo local e na mesma data, essas observações foram excluídas da base. Essa exclusão é importante para eliminar casos de unidade fechadas, médicos faltantes ou que não cumpriram o total do expediente, entre outras questões possíveis.

O passo seguinte foi analisar o perfil dos indivíduos atendidos pelo sistema público de saúde na atenção primária, especificamente na especialidade de ginecologia, no município de São Paulo no período analisado. A Tabela 3.1 apresenta as características dos pacientes separados por faixa etária, seguindo divisão do IBGE, jovens entre 0 e 19, adultos 20 até 59 e idosos acima de 60, quanto ao total de consultas marcadas e quantidade de faltas.

Tabela 3.1 - Distribuição de consultas e faltas por faixa etária para consultas de ginecologia no município de São Paulo entre janeiro de 2018 e junho de 2019

Faixa Etária	Média Idade	Consultas	% Consultas	Faltas	% Faltas
Jovem	17	99.236	5.34%	34.452	34.72%
Adulto	36	1.514.075	81.43%	456.590	30.16%
Idoso	67	246.018	13.23%	60.208	24.47%

Fonte: Elaboração própria.

Nota-se, analisando a Tabela 3.1, que a grande maioria dos pacientes está na faixa etária da população adulta, eles respondem por mais de 80% do total de atendimentos ginecológicos no SUS, na capital paulista. A idade média dos pacientes é de 39 anos, isso reflete o perfil demográfico da população brasileira, a qual possui

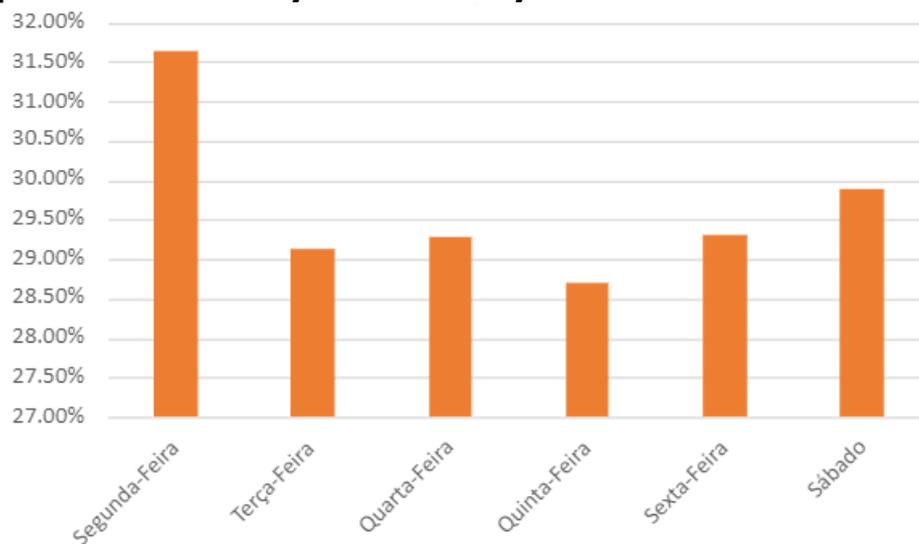
a maior parte da sua população entre jovens e adultos. Ainda observando a Tabela 3.1, percebe-se que em termos relativos o maior percentual de faltas às consultas está entre as pacientes jovens, seguidas das adultas e, com menor percentual, as idosas.

Tabela 3.2 - Informações da variável tempo de espera para consultas de ginecologia no município de São Paulo entre janeiro de 2018 e junho de 2019 medida em dias

Mínimo	1º Quartil	Mediana	Média	3º Quartil	Máximo
0	7	30	37,7	61	395

Fonte: Elaboração própria.

Figura 3.1 - Percentual de faltas em cada dia da semana para consultas de ginecologia no município de São Paulo entre janeiro de 2018 e junho de 2019



Fonte: Elaboração própria.

Entre as variáveis criadas para análise dos dados, observa-se que o tempo de espera para uma consulta ginecológica na cidade de São Paulo no SUS demora em média 37 dias. A mediana é de 30 dias e há casos de mais de um ano de espera. Essas informações podem ser observadas na Tabela 3.2. No que se refere a variável dia da semana, nota-se na Figura 3.1 que há um maior percentual de faltas nas segundas-feiras e nos sábados, 31,64% e 29,89% respectivamente. Os dias da semana que possuem o menor percentual de faltas são as quintas-feiras, contabilizando um percentual de 28,7%. O fator horário de atendimento também apresenta variações no percentual de faltas. Observando a Tabela 3.3, nota-se que os horários com maior percentual de faltas são das 10:00, 7:00 e 9:00 horas da manhã todas com um percentual acima de 32% de faltas. Por outro lado, os horários das

14:45, 7:45 e 18:15 são os que apresentam o menor percentual de faltas, todos próximos de 27%.

Tabela 3.3 - Horários com maior e menor percentual de faltas para consultas de ginecologia no município de São Paulo entre janeiro de 2018 e junho de 2019

Maior % de Faltas				Menor % de Faltas			
Horário	Consultas	Faltas	% Faltas	Horário	Consultas	Faltas	% Faltas
10:00	73.708	23.773	32.25%	14:45	32.958	9.066	27.51%
7:00	72.865	23.450	32.18%	7:45	35.922	9.728	27.08%
9:00	84.465	27.053	32.03%	18:15	13.878	3.698	26.65%

Fonte: Elaboração própria.

A variável escolaridade traz uma característica própria dos pacientes, todavia, não é uma variável de atribuição obrigatória na base. Dessa forma, cabe ponderar que um número significativo de pacientes, 53%, não apresentam essa informação disponibilizada. Dos pacientes com esses dados presentes na base, 43% não possuem ensino fundamental completo, 21% possuem apenas o ensino fundamental e 31% possuem até o ensino médio, e apenas 5% possuem ensino superior. Diferentemente, a variável Raça/cor apesar de também possuir informações faltantes esse número é baixo, cerca de 5% do total. Na Tabela 3.4, é possível verificar que a maioria das pacientes são brancas, 50,9%, seguidas de pacientes pardas, 33,8% e negras, 8%. O percentual de absenteísmo é muito próximo entre essas três classificações.

Tabela 3.4 - Pacientes e faltas por raça/cor para consultas de ginecologia no município de São Paulo entre janeiro de 2018 e junho de 2019

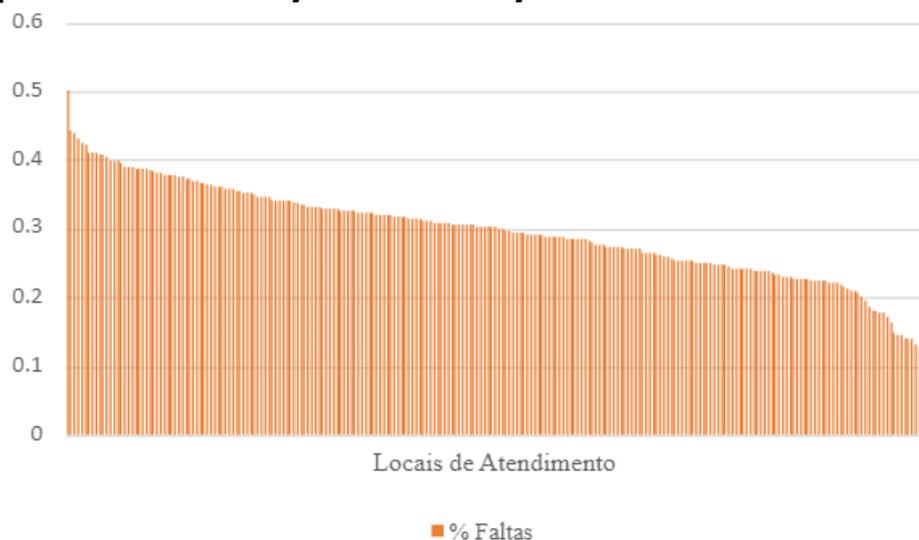
Raça / Cor	Pacientes	% Pacientes	Faltas	% de Faltas
Branca	946.520	50.91%	276.731	29.24%
Parda	629.334	33.85%	187.078	29.73%
Preta	149.246	8.03%	45.817	30.70%
Amarela	29.007	1.56%	7.820	26.96%
Indígena	1.526	0.08%	472	30.93%
Não Respondeu	103.696	5.58%	33.332	32.14%

Fonte: Elaboração própria.

As variáveis Município e Estado apresentam preponderante como local de residência das pacientes a cidade de São Paulo e, por conseguinte o Estado com mesmo nome. Cerca de 99,4% das pacientes atendidas na capital paulista são

residentes na localidade. Nesse sentido, essa variável não parece trazer informação relevante para o processo de treinamento dos modelos de aprendizagem de máquina. Quanto à variável CNES, foram identificados 248 locais de realização de consultas ginecológicas de atenção primária no SUS na cidade de São Paulo. Como pode-se observar no Figura 3.2, há uma variação enorme do percentual de faltas as consultas nos diversos locais de atendimento. Há locais com mais de 40% de pacientes faltantes e outros locais com valores próximos a 10% de absenteísmo.

Figura 3.2 - Percentual de faltas por local de atendimento para consultas de ginecologia no município de São Paulo entre janeiro de 2018 e junho de 2019



Fonte: Elaboração própria.

Após a análise das variáveis realizadas anteriormente, foi possível excluir, a priori, as variáveis Município e Estado, por elas serem compostas, em mais de 99%, da mesma informação: o município e o Estado de São Paulo. Dessa forma, elas não trariam contribuições relevantes para a previsão do absenteísmo nas consultas ginecológicas no município de São Paulo e apenas aumentariam os custos computacionais do processo de treinamento dos modelos. As outras variáveis apresentam maior variabilidade para serem utilizadas nos modelos.

3.4 METODOLOGIA

Esse trabalho buscar prever se um determinado paciente vai comparecer, ou não, em uma consulta agendada no sistema público de saúde. Para esse problema

de previsão, foram utilizados métodos supervisionados de aprendizado de máquina. A variável dependente que se busca prever possui duas classificações: consulta realizada e consulta não realizada. Esses métodos de aprendizado de máquina já estão amplamente difundidos em questões de predições vinculadas ao setor de saúde pública, (Jain; Chatterjee, 2020)

Como aponta Géron (2019), a literatura de modelos de aprendizado de máquinas possui o conceito de *no free lunch*, isto é, não se pode dizer a *priori* qual será o modelo que fará a melhor previsão para o determinado problema. Dessa forma, seguindo trabalhos como os de Denney, Coyne e Rafiqi (2019), Nelson *et al.* (2019), Elvira *et al.* (2019) e Dunstan *et al.* (2023) foram testados diversos algoritmos supervisionados de aprendizagem de máquina no intuito de verificar qual possui a melhor capacidade de previsão para o problema de absenteísmo. Assim, foram testados os seguintes algoritmos: Regressão Logística, *Decision Tree*, *Ridge Classifier*, *Support Vector Classifier*, *Naive Bayes*, *Quadratic Discriminant Analysis*, *Gradient Boosting*, *Extreme Gradient Boosting*, *Light Gradient Boosting*, *AdaBoost*.

Antes a implementação desses modelos⁴, foi necessário utilizar algumas técnicas de pré-processamento de dados na base. Essas técnicas são essenciais para melhorar o desempenho dos modelos de aprendizado de máquinas na previsão da variável dependente. Nesse sentido, foi realizado o processo de *One-Hot Encoding* nas variáveis categóricas, ver Géron (2019). Essa técnica consiste na criação de uma nova coluna para cada categoria única das variáveis categóricas. Essas novas colunas são dummies nas quais 0 representa ausência da categoria na observação original e 1 a presença dela. Como indica Chong et al. (2020), essa técnica se mostra relevante pois permite que algoritmos de aprendizagem de máquina trabalhem com variáveis categóricas de uma forma que consigam compreendê-las matematicamente, contribuindo na melhora do desempenho dos modelos.

Outra técnica de pré-processamento de dados utilizada foi a normalização de dados conhecida na literatura como *Z-score*. Esse processo ajusta os dados de forma que eles tenham uma distribuição normal com média zero e desvio padrão um. Essa técnica facilita o treinamento de alguns modelos de aprendizado de máquina, principalmente aqueles que são sensíveis à escala dos dados. Como nem todos os

⁴ Os modelos foram implementados utilizando a linguagem de programação Python utilizando os pacotes scikit-learn, imbalanced-learn e pycaret

modelos utilizados nesse trabalho aceitam bem a normalização dos dados, todos os modelos foram estimados tanto com os dados normalizados quanto com os dados sem normalização. Na próxima seção serão apresentados os melhores resultados para cada classe de modelos.

Outro fator importante abordado na fase de pré-processamento é o desbalanceamento entre as classes da variável dependente, isto é, observam-se muito mais consultas realizadas, 71%, do que não realizadas, 29%. O desbalanceamento é um problema conhecido nos problemas de classificação em algoritmos de aprendizado de máquinas, essa questão pode resultar em modelos viesados e com baixo desempenho nas suas previsões (Lemaître; Nogueira; Aridas, 2017). Uma saída comum para esse problema, e utilizada nesse trabalho, são as técnicas de reamostragem como a *Smote*. Essa técnica gera exemplos sintéticos da classe minoritária baseados nos exemplos dessa mesma classe existentes na base original. Dessa forma, ela equilibra a presença da classe minoritária frente a preponderante resultando em conjunto de dados com melhor balanceamento entre as classes (Lemaître; Nogueira; Aridas, 2017).

Após o pré-processamento dos dados, os modelos foram treinados⁵ com observações das consultas ginecológicas na atenção básica de saúde do SUS no município de São Paulo entre 01/01/2018 e 30/06/2019. Essa base foi dividida entre treinamento e teste, na proporção de 85% dos dados para treino dos modelos e 15% para teste. Os modelos foram treinados utilizando os pacotes *scikit-learn* e *pycaret* utilizando a técnica de validação cruzada com 10 *folds*. Nessa técnica, os dados são divididos em Z grupos de tamanhos próximos e o modelo é treinado Z vezes, utilizando sempre Z-1 grupos como dados de treinamento e um grupo como teste. Ou seja, cada grupo é usado como teste pelo menos uma vez. Esse método é utilizado para avaliar melhor a performance de um modelo em um determinado conjunto de dados.

Após o treinamento de todos os modelos foram comparadas diversas métricas de avaliação para selecionar o modelo de melhor previsão para os dados de absenteísmo. Após selecionar o modelo com melhor desempenho, foi realizado o

⁵ Esse processo envolve alimentar o algoritmo com dados de entrada para que ele aprenda padrões e relações nos dados e, assim, seja capaz de fazer previsões sobre novos dados não vistos anteriormente.

processo de otimização dos hiperparâmetros⁶ desse modelo. O intuito é testar novos hiperparâmetros para o modelo na tentativa de melhorar ainda mais a capacidade preditiva. Por fim, foi realizada a previsão do modelo na amostra de teste para verificar como ele se comporta na previsão de dados não vistos e verificar indícios de *overfitting*⁷ do modelo.

Existem diversas métricas para selecionar o melhor modelo na literatura de modelos de aprendizagem de máquinas, ver Géron (2019). Entre as principais podemos citar: AUC, Acurácia, Precisão, Recall, F1-Score, MCC. A AUC é a área sobre a curva ROC, ela mede a capacidade do modelo de distinguir entre as classes da variável dependente. A acurácia apresenta a proporção de previsões acertadas realizadas pelo modelo em relação ao total de previsões. A precisão, por sua vez, faz referência à proporção de variáveis positivas identificadas pelo modelo em relação ao total de variáveis positivas previstas pelo modelo. O Recall avalia a proporção de instâncias positivas corretamente identificadas em relação ao total dessas mesmas instâncias no conjunto total dos dados. O F1-Score é a média harmônica entre a precisão e o Recall. Por fim, o MCC (Coeficiente de Correlação de Matthews), é uma medida de correlação entre as previsões do modelo e o verdadeiro valor das classes. A análise conjunta dessas variáveis foi utilizada para a escolha do melhor modelo de previsão para o estudo do absentismo.

3.5 RESULTADOS

Utilizando a linguagem Python através do uso do pacote *scikit-learn* e *pycaret* foram estimados 10 diferentes modelos de aprendizagem de máquinas no intuito de selecionar o melhor modelo para previsão do absentismo nas consultas ginecológicas do SUS no município de São Paulo. A Tabela 3.5, apresenta as métricas dos modelos estimados nos dados de treinamento utilizando *fold* de 10.

⁶ São parâmetros definidos antes do treinamento do modelo, isto é, não são aprendidos diretamente pelos algoritmos de aprendizado de máquinas durante o processo de treinamento do modelo (Géron, 2019).

⁷ Overfitting ou sobreajuste, é quando o modelo se ajusta de forma exagerada aos dados de treinamento e, por consequência, possui baixa capacidade de generalização para novos dados.

Tabela 3.5 - Resultado dos 10 modelos estimados para previsão da falta de pacientes em consultas de ginecologia no município de São Paulo entre janeiro de 2018 e junho de 2019

Modelos	AUC	Acurácia	Precisão	Recall	F1	MCC
Decision Tree Classifier	0,723	0,744	0,747	0,744	0,745	0,392
Light Gradient Boosting	0,662	0,708	0,655	0,700	0,649	0,143
Extreme Gradient Boosting	0,661	0,696	0,653	0,696	0,654	0,149
Gradient Boosting Classifier	0,645	0,634	0,652	0,634	0,641	0,164
Regressão Logística	0,632	0,596	0,658	0,596	0,613	0,170
Ridge Classifier	0,553	0,596	0,658	0,596	0,613	0,170
Support Vector Classifier	0,546	0,594	0,658	0,594	0,611	0,169
AdaBoost Classifier	0,542	0,569	0,658	0,569	0,588	0,159
Naive Bayes	0,593	0,483	0,615	0,483	0,375	0,023
Quadratic Discriminant Analysis	0,523	0,559	0,583	0,559	0,543	0,001

Fonte: Elaboração própria

O modelo de Decision Tree foi o que apresentou as melhores métricas de avaliação, se apresentando assim como o melhor modelo entre os estimados para avaliação do absenteísmo nessa base de dados. O modelo apresentou uma AUC 0,723, com um Recall 0,744 e um MCC de 0,392. O Decision Tree também foi o modelo que apresentou o melhor desempenho no trabalho de Almuhaideb *et al.* (2020) e, segundo Carreras-García *et al.* (2020), é a segunda classe de modelos mais utilizada em trabalhos com intuito de prever o absenteísmo em consultas médicas. Na Tabela 3.6, é possível visualizar os resultados específicos do modelo de Decision Tree estimados utilizando 10 folds.

Tabela 3.6 - Métricas da estimação do modelo de Decision Tree com 10 folds para previsão da falta de pacientes em consultas de ginecologia no município de São Paulo entre janeiro de 2018 e junho de 2019

Modelos/Folds	AUC	Acurácia	Precisão	Recall	F1	MCC
1	0,725	0,743	0,746	0,743	0,745	0,391
2	0,724	0,745	0,748	0,745	0,746	0,394
3	0,723	0,742	0,745	0,742	0,743	0,387
4	0,725	0,745	0,749	0,745	0,747	0,396
5	0,724	0,744	0,747	0,744	0,746	0,393
6	0,723	0,744	0,748	0,744	0,746	0,394
7	0,722	0,743	0,746	0,743	0,744	0,389
8	0,724	0,743	0,746	0,743	0,744	0,390
9	0,723	0,744	0,747	0,744	0,745	0,392
10	0,724	0,743	0,746	0,743	0,744	0,389
Média	0,723	0,744	0,747	0,744	0,745	0,392
Desvio-Padrão	0,0009	0,0011	0,0011	0,0011	0,0011	0,0027

Fonte: Elaboração própria do autor.

Após a estimação do modelo de *Decision Tree*, foi realizado um processo de busca por hiperparâmetros melhor ajustados para aumentar a capacidade preditiva

do modelo. Para isso, utilizou-se a técnica *GridSearchCV* do pacote *scikit-learn*. Essa técnica envolve a criação de uma grade de hiperparâmetros a serem testados, formando um conjunto de possibilidades a serem avaliados pelo modelo. O algoritmo utiliza validação cruzada para treinar o modelo com diferentes combinações de hiperparâmetros e avalia o desempenho usando métricas de performance. Por fim, após testar utilizando 10 *folds* diversas combinações de hiperparâmetros não foi encontrado um modelo que resultou em uma estimativa melhor, dessa forma foi mantido o modelo apresentado anteriormente⁸.

Após o processo de busca pelos melhores hiperparâmetros, no intuito de melhorar a previsão do modelo, foi realizada a previsão na base de teste. A Tabela 3.7, apresenta as métricas obtidas pelo modelo nos dados de teste. O modelo basicamente manteve o grau de desempenho nos dados de teste que anteriormente havia obtido.

Tabela 3.7 - Resultado do modelo de Decision Tree na base de teste para previsão da falta de pacientes em consultas de ginecologia no município de São Paulo entre janeiro de 2018 e junho de 2019

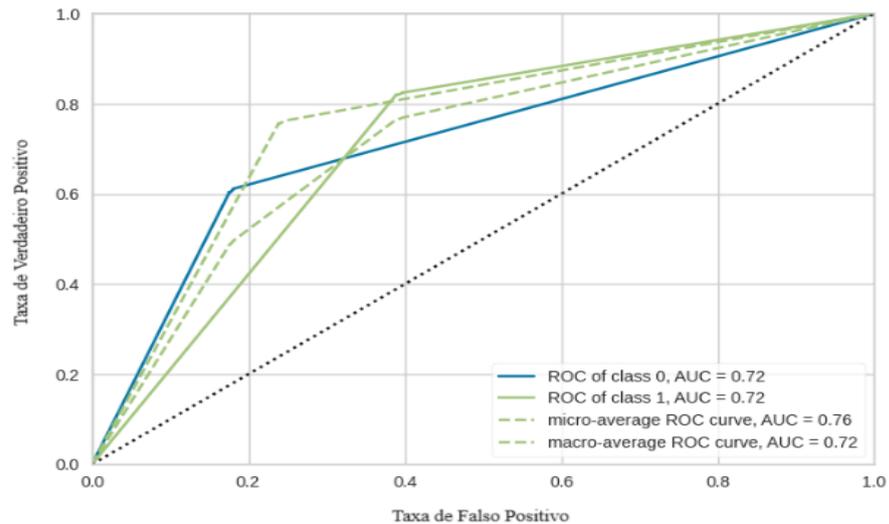
Modelo	AUC	Acurácia	Precisão	Recall	F1	MCC
Decision Tree Classifier	0.7163	0.7586	0.7609	0.7586	0.7597	0.4252

Fonte: Elaboração própria do autor.

A área sobre a curva ROC, conhecida na literatura como AUC, mede a capacidade do modelo de distinguir entre os dois rótulos da variável dependente, quanto maior a AUC melhor o desempenho do modelo na classificação das instâncias positivas e negativas da variável dependente. Foi obtida uma AUC de 0.7163 nos dados de teste, essa métrica pode ser observada no Figura 3.3. Segundo Géron (2019), essa é uma das métricas mais utilizadas na avaliação de modelos de aprendizagem de máquinas.

⁸Os parâmetros do modelo estão apresentados na sessão Apêndice A.

Figura 3.3 - Curva ROC para o modelo de Decision Tree para previsão da falta de pacientes em consultas de ginecologia no município de São Paulo entre janeiro de 2018 e junho de 2019



Fonte: Elaboração própria.

A Tabela 3.8 apresenta a matriz de confusão da previsão nos dados de teste. Os valores das linhas correspondem aos dados reais e os valores das colunas apresentam os rótulos estimados pelo modelo. Dessa forma, das 369.799 observações presentes nos dados de teste, 109.469 das pacientes não compareceram às consultas, enquanto um pouco mais que 260 mil compareceram. Sendo assim, o modelo acabou cometendo um erro 39% em sua previsão para as consultas não realizadas. Isto é, das 101.002 pessoas que não compareceram as consultas o modelo acertou o não comparecimento de 61.457 pacientes e acabou errando a previsão para poucos menos que 40 mil pacientes. No outro sentido, para os pacientes que compareceram a consulta se observou um erro de previsão de 18% na amostra de teste. Dos pouco mais de 240 mil pacientes que compareceram a consulta, o modelo acertou a previsão para 197 mil e errou para outras 43 mil pacientes.

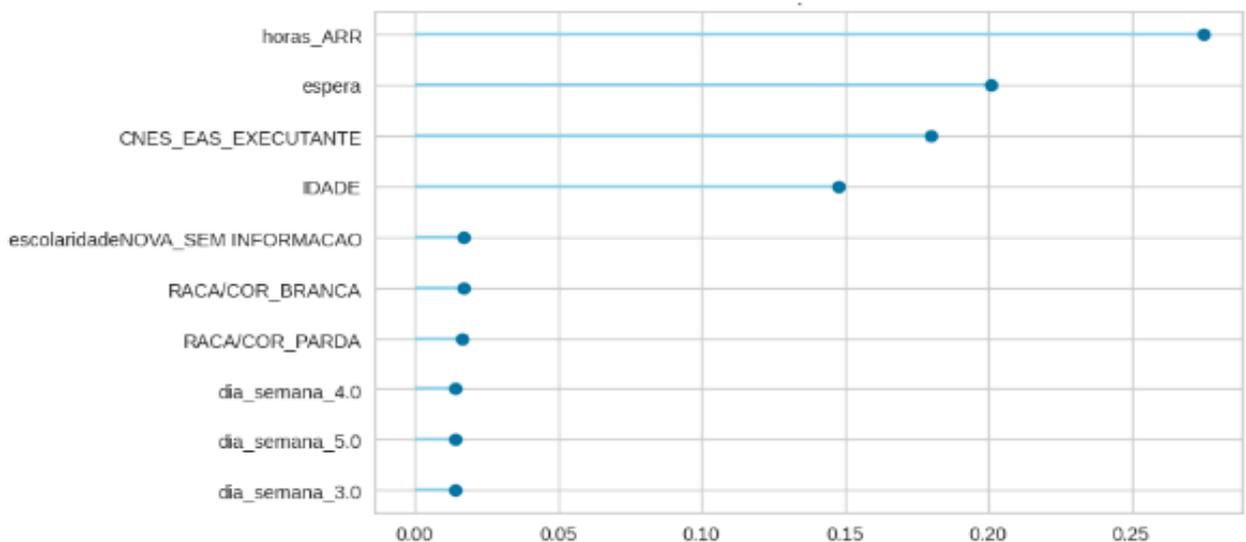
Tabela 3.8 - Matriz de confusão

		Predição				
		Não Realizadas	Realizadas	Total	Erro	Índice de Erro
Valores Reais	Não Realizadas	61.457	39.545	101.002	39%	(39.545/101.002)
	Realizadas	43.394	197.886	241.280	18%	(43.394/241.280)
	Total	104.851	237.431	342.282	24%	(82.939/342.282)

Fonte: Elaboração própria do autor.

Outro fator interessante é analisar quais variáveis foram as mais importantes para a previsão do absenteísmo. A importância das variáveis para o modelo *Decision Tree* é calculada baseada na diminuição da impureza das árvores de decisões criada pelo modelo. As variáveis que diminuem em maior grau a impureza das divisões das árvores são as consideradas mais importantes para estimação do modelo. Dessa forma, o Figura 3.4 apresenta as variáveis que tiveram maior importância na previsão do rótulo das variáveis dependentes. Analisando esse gráfico, nota-se que basicamente 4 variáveis são as mais importantes para previsão do modelo, são elas: horário atendimento (horas_ARR), tempo de espera para consulta (espera), local da consulta (CNES_EAS_EXECUTANTE) e idade da paciente (IDADE).

Figura 3.4 - Importância das variáveis na previsão do modelo de Decision Tree para para previsão da falta de pacientes em consultas de ginecologia no município de São Paulo entre janeiro de 2018 e junho de 2019



Fonte: Elaboração própria.

Por fim, o modelo teve um resultado próximo ao de abordagens no mesmo sentido para unidades de saúde de diferentes países. Pode-se citar que o valor da AUC obtida nesse trabalho é bastante próxima aos obtidos nos trabalhos de Dunstan *et al.* (2023), para consultas em diversas especialidades no hospital Doutor Luis Calvo Mackenna, em Santiago no Chile, e Elvira *et al.* (2018), para previsão do absenteísmo no hospital clínico de San Carlos em Madri, e um pouco inferior aos obtidos nos trabalhos de Nelson *et al.* (2019) e Mohammadi *et al.* (2018), ambos obtiveram uma AUC acima de 0,8. Apesar de ser uma limitação não desejada, é comum em trabalhos com essa abordagem haver uma

melhor previsão dos comparecimentos frente as faltas, fato apresentado na Tabela 3.8. Essa questão também está presente nos estudos de Elvira *et al.* (2018) e Denney, Coyne e Rafiqi (2019).

3.6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Após testar diversos algoritmos de aprendizagem de máquinas, constatou-se ser possível, em escala satisfatória, prever o não comparecimento de pacientes no sistema público de saúde, na especialidade de ginecologia, no município de São Paulo. Também se verificou, em geral, uma melhor previsão do modelo de *Decision Tree* frente aos demais. Os resultados obtidos estão próximos aos encontrados nos trabalhos de Elvira *et al.* (2018) e Dunstan *et al.* (2023), todavia se mostram um pouco piores na capacidade de previsão que os encontrados nos trabalhos de Nelson *et al.* (2019) e Mohammadi *et al.* (2018).

Uma possível explicação para essa disparidade pode estar relacionada à limitação dos dados obtidos. Algumas informações solicitadas à Secretaria Municipal de Saúde de São Paulo não foram fornecidas, seja porque não estavam disponíveis na base de dados ou porque eram consideradas informações confidenciais dos pacientes. Nesse contexto, outras variáveis, como o histórico de comparecimento do paciente, o uso de avisos por mensagem de texto e doenças pré-existentes, poderiam aprimorar o desempenho do modelo, como discutido por Carreras-García (2020). Portanto, a busca por novas variáveis e uma base de dados mais abrangente parece ser crucial para melhorar a capacidade preditiva do modelo.

Não obstante, o espaço para a melhora do modelo ele ainda teve uma capacidade preditiva relevante. Sendo assim, a previsão do absenteísmo pode fornecer *insights* para políticas que visem otimizar a eficiência do sistema público de saúde na atenção básica. Essas políticas teriam como objetivo aumentar a taxa de ocupação dos horários agendados, assim reduzindo a ociosidade dos médicos, a fila para consultas e, ainda, acelerando o diagnóstico dos pacientes.

Como aponta Baptista *et al.* (2021), uma estratégia clássica para lidar com o absenteísmo é o *overbooking*. Essa abordagem envolve a previsão de possíveis faltantes em relação à lista de pacientes agendados, dessa forma possibilita a abertura de vagas extras no intuito aumentar a taxa de ocupação. A previsão do não

comparecimento dos pacientes é essencial para determinar a quantidade adequada de vagas extras a serem abertas. O trabalho de Reid *et al.* (2015), implementa essa abordagem e amplia a taxa de ocupação dos horários agendados, em algumas clínicas de endoscopia no Estados Unidos, de 62% para 97% da capacidade.

Outra política viável é estabelecer contato direto com os pacientes identificados pelo algoritmo como potenciais faltantes. Esse contato pode servir para lembrar o paciente sobre a consulta agendada ou para confirmar sua presença. Em um estudo conduzido por Dustan *et al.* (2023), um modelo de aprendizado de máquina foi empregado para gerar uma lista classificada por probabilidade de ausência às consultas marcadas para o dia seguinte. Na véspera da consulta, um serviço de *call-center* contatava os pacientes com maior probabilidade de não comparecer. A implementação desse sistema no Hospital Dr. Luis Calvo Mackenna, em Santiago, Chile, resultou em uma redução da taxa de ausência de 21% para 10,7% após a adoção da política.

Apesar da implementação de uma nova política de saúde pública ser um processo complexo e que demanda parcimônia e tempo, elas podem ser fundamentais no intuito de melhorar o atendimento de saúde para os pacientes, melhorar a eficiência do sistema e diminuir os gastos do setor público. Nesse aspecto, as novas tecnologias como os algoritmos de aprendizado de máquina estão se mostrando um importante aliado dos administradores públicos na elaboração de novas políticas públicas mais eficientes (Lemes; Lemos, 2020).

Por último, este estudo contribui para a literatura sobre absenteísmo no Brasil, ver Baptista *et al.* (2021), mas não esgota o assunto. Espera-se que esta agenda de pesquisa seja ampliada e aprofundada por futuros estudos. A ampliação de estudos utilizando estratégia de aprendizado de máquinas para outros municípios e outras especialidades no sistema público de saúde seriam de grande relevância para literatura. Trabalhos utilizando outros algoritmos, como, por exemplo, redes neurais profundas ou estratégias de *assembly model*⁹ também podem se mostrarem importantes para avanço dessa temática.

⁹ Técnica que envolve a combinação de modelos de aprendizado de máquina.

3.7 REFERÊNCIAS

ALA, Ali; CHEN, Feng. Appointment scheduling problem in complexity systems of the healthcare services: a comprehensive review. **Journal of Healthcare Engineering**, United Kingdom, v. 2022, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1155/2022/5819813>. Acesso em: 15 jun. 2023.

ALADEEMY, Mohammed; ADWAN, Linda; BOOT, Amy; KHASAWNEH, Mohammad; PORANKI, Srikanth. New feature selection methods based on opposition-based learning and self-adaptive cohort intelligence for predicting patient no-shows. **Applied Soft Computing**, Netherlands, v. 86, [art.] 105866, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.105866>. Acesso em: 7 ago. 2023.

ALMUHAIDEB, Sarab; ALSWAILEM, Osama; ALSUBAIE, Nayef; FERWANA, Ibtihal, ALNAJEM, Afnan. Prediction of hospital no-show appointments through artificial intelligence algorithms. **Annals of Saudi Medicine**, Saudi Arabia v. 39, n. 6, p. 373-381, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.5144/0256-4947.2019.373> Acesso em: 13 maio de 2020.

BANCO MUNDIAL. **Um ajuste justo**: análise da eficiência e equidade do gasto público no Brasil: síntese, Brasília, 2017. v. 1. Disponível em: <https://www.worldbank.org/pt/country/brazil/publication/brazil-expenditure-review-report> Acesso em: 15 nov. de 2019.

BAPTISTA, Simone Cristina Paixão Dias; JULIANI, Carmen Maria Casquel Monti; LIMA, Stella Godoy Silva e; MARTIN, Luana Bassetto; SILVA, Karen Aline Batista da; CIRNE, Marina Ramos. O absenteísmo dos pacientes em consultas ambulatoriais: revisão integrativa da literatura. **Revista da Escola de Enfermagem da USP**, São Paulo, v. 55, p. e20200380, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/1980-220X-REEUSP-2020-0380> Acesso em: 20 dez. 2023.

BELTRAME, Sonia Maria; OLIVEIRA, Adauto Emmerich; SANTOS, Maria Angelica Borges dos; SANTOS, Edson Theodoro Neto. Absenteísmo de usuários como fator de desperdício: desafio para sustentabilidade em sistema universal de saúde. **Saúde em Debate**, Rio de Janeiro, v. 43, p. 1015-1030, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/S0104-12902015000200006> Acesso em: 25 maio 2023.

BENDER, Anemarie da Silveira; MOLINA, Leandro Ribeiro; MELLO, Ana Lúcia Schaefer Ferreira de. Absenteísmo na atenção secundária e suas implicações na atenção básica. **Espaço para Saúde**, Londrina, v. 11, n. 2, p. 56-65, 2010. Disponível em: <https://pesquisa.bvsalud.org/portal/resource/pt/lil-561974> Acesso em: 9 ago. 2023.

BITTAR, Olímpio Nogueira; MAGALHÃES Adriana; MARTINES, Cláudio; FELIZOLA, Nadja; FALCÃO, Lilian. Absenteísmo em atendimento ambulatorial de especialidades no estado de São Paulo. **BEPA. Boletim Epidemiológico Paulista**, São Paulo, v. 13, n. 152, p. 19-32, 2016. Disponível em:

<https://periodicos.saude.sp.gov.br/BEPA182/article/view/38075> Acesso em: 16 dez. de 2022.

CARRERAS-GARCÍA, Danae; DELGADO-GÓMEZ, David; LLORENTE-FERNÁNDEZ, Fernando; ARRIBAS-GIL, Ana. Patient no-show prediction: a systematic literature review. **Entropy**, United Kingdom v. 22, n. 6, p. 675, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/e22060675> Acesso em: 14 nov. 2023.

CATELAN, Daniele. **Absenteísmo no serviço ambulatorial do SUS**: estratégias e perspectivas das equipes de saúde na rede pública no Departamento Regional de Saúde II-Araçatuba-SP 2011-2017. 2018. 167 f. Dissertação (Mestrado em Ciências da Saúde) - Universidade de São Paulo, São Paulo, 2018. Disponível em: <https://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/108/108131/tde-17082018-122200/pt-br.php> Acesso em: 1 out. 2023.

CHONG, Le Roy; TSAI, Koh Tzan; LEE, Lian Lee; FOO, Seck Guan; CHANG, Piek Chim. Artificial intelligence predictive analytics in the management of outpatient MRI appointment no-shows. **American Journal of Roentgenology**, United States v. 215, n. 5, p. 1155-1162, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.2214/AJR.19.22594> Acesso em: 5 dez. 2023.

COSTA, Thiago Martini da; SALOMÃO, Paulo Lísias; MARTHA, Amilton Souza; PISA, Ivan Torres; SIGULEM, Daniel. The impact of short message service text messages sent as appointment reminders to patients' cell phones at outpatient clinics in São Paulo, Brazil. **International Journal of Medical Informatics**, Netherlands v. 79, n. 1, p. 65-70, 2010. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2009.09.001> Acesso em: 2 nov. 2023.

DENNEY, Joseph; COYNE, Samuel; RAFIQI, Sohail. Machine learning predictions of no-show appointments in a primary care setting. **SMU Data Science Review**, United States, v. 2, n. 1, p. 2, 2019. Disponível em: <https://scholar.smu.edu/datasciencereview/vol2/iss1/2/> Acesso em: 9 dez. de 2022.

DIELEMAN, Joseph; CHAPIN, Madeline; ELDRENKAMP, Abigail; FAN, Erika; HAAKENSTAD, Victoria; KATES, Annie; LI, Jannifer; MATYASZ, Zhiyin; MICAH, Taylor. Future and potential spending on health 2015–40: development assistance for health, and government, prepaid private, and out-of-pocket health spending in 184 countries. **The Lancet**, Netherlands v. 389, n. 10083, p. 2005-2030, 2017. Disponível em: [https://doi.org/10.1016/s0140-6736\(17\)30873-5](https://doi.org/10.1016/s0140-6736(17)30873-5). Acesso em: 12 jan. de 2022.

DUNSTAN, Jocelyn; RODRÍGUEZ, Fabián Villena; SANCHEZ, Juan Pablo Hoyos; RIQUELME, Victor; RAMIREZ, Hector; PEYPOUQUET, Juan. Predicting no-show appointments in a pediatric hospital in Chile using machine learning. **Health Care Management Science**, Netherlands v. 26, n. 2, p. 313-329, 2023. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s10729-022-09626-z> Acesso em: 10 fev. de 2024.

ELVIRA, Carlos; MOCHÓN, Francisco; OCHOA, Alberto; GONZALVEZ, Juan Carlos. Machine-learning-based no show prediction in outpatient visits. **International**

Journal of Interactive Multimedia & Artificial Intelligence, Spain, v. 4, n. 7, 2018. Disponível em: <http://doi.org/10.9781/ijimai.2017.03.004> Acesso em: 9 ago. 2023.

FARIAS, Cynthia Moura Louzada; GIOVANELLA, Ligia; OLIVEIRA, Adauto Emmerich; SANTOS, Edson Theodoro dos Neto. Tempo de espera e absentefismo na atenção especializada: um desafio para os sistemas universais de saúde. **Saúde em Debate**, Rio de Janeiro, v. 43, n. 5, p. 190-204, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/0103-11042019S516> Acesso em: 16 dez. 2023.

GÉRON, Aurélien. **Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow**. Sebastopol: O'Reilly Media, 2022. Disponível em: chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcglclefindmkaj/https://powerunit-ju.com/wp-content/uploads/2021/04/Aurelien-Geron-Hands-On-Machine-Learning-with-Scikit-Learn-Keras-and-Tensorflow_-_Concepts-Tools-and-Techniques-to-Build-Intelligent-Systems-OReilly-Media-2019.pdf Acesso em: 26 jun. de 2022.

HOSMER, David Junior; LEMESHOW, Stanley; STURDIVANT, Rodney. **Applied logistic regression**. New Jersey: John Wiley, 2013. Disponível em: http://ndl.ethernet.edu.et/bitstream/123456789/28462/1/David%20W.%20Hosmer_2000.pdf Acesso em: 9 jan. 2023.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Pesquisa nacional de saúde 2013**: acesso e utilização dos serviços de saúde, acidentes e violências: Brasil, grandes regiões e unidades da federação. 2015.

IZECKSOHN, Mellina Marques Vieira. **Falta às consultas médicas agendadas**: percepções dos usuários acompanhados pela Estratégia de Saúde da Família, Manguinhos, Rio de Janeiro. 2013. 80 f. Dissertação (Mestrado em Saúde Pública) - Escola Nacional de Saúde Pública Sergio Arouca, Rio de Janeiro, 2013. Disponível em: <https://www.arca.fiocruz.br/handle/icict/24342> Acesso em: 19 ago. 2023.

JAIN, Vishal; CHATTERJEE, Jyotir Moy. **Machine learning with health care perspective**. Cham: Springer, p. 1-415, 2020. Disponível em: <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-030-40850-3> Acesso em: 9 maio 2023.

LEMAŹTRE, Guillaume; NOGUEIRA, Fernando; ARIDAS, Christos K. Imbalanced-learn: A python toolbox to tackle the curse of imbalanced datasets in machine learning. **Journal of Machine Learning Research**, United States v. 18, n. 17, p. 1-5, 2017. Disponível em: <https://www.jmlr.org/papers/v18/16-365.html> Acesso em: 13 set. 2023.

LEMES, Marcellle Martins; LEMOS, Amanda Nunes Lopes Espiñeira. O uso da inteligência artificial na saúde pela Administração Pública brasileira. **Cadernos Ibero-Americanos de Direito Sanitário**, Brasília, v. 9, n. 3, p. 166-182, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.17566/ciads.v9i3.684> Acesso em: 23 out. 2023.

MARQUES, Rosa Maria; PIOLA, Sérgio Francisco; CARRILLO ROA, Alejandra. **Sistema de saúde no Brasil**: organização e financiamento. Brasília: MS, 2016. p. 260-260. Disponível em:

https://bvsms.saude.gov.br/bvs/publicacoes/sistema_saude_brasil_organizacao_financeiamento.pdf Acesso em: 24 jul. 2023.

MAZZA, Túlio De Oliveira; FERREIRA, Gabriela Souza Assis; PICOLI, Renato Mantelli; COSTA, André Lucirton. Fatores do absenteísmo em primeira consulta num ambulatório de oncologia em um hospital universitário. **Medicina**, Ribeirão Preto, v. 52, n. 1, p. 24-33, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.11606/issn.2176-7262.v52i1p24-33> Acesso em: 23 jul. 2023.

MOHAMMADI, Iman; WU, Huanmei; TURKCAN, Ayten; TOSCOS, Tammy; DOEBBELING, Bradley. Data analytics and modeling for appointment no-show in community health centers. **Journal of Primary Care & Community Health**, United States, v. 9, p. 2150132718811692, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1177/2150132718811692> Acesso em: 23 set. 2023.

NELSON, Amy; HERRON Daniel; REES, Geraint; NACHEV, Parashkev. Predicting scheduled hospital attendance with artificial intelligence. **NPJ Digital Medicine**, United States, v. 2, n. 1, p. 26, 2019. Disponível em: <https://www.nature.com/articles/s41746-019-0103-3> Acesso em: 19 out. 2023.

OLESKOVICZ, Marcelo; OLIVA, Fábio Lotti; GRISI, Celso Cláudio de Hildebrand e; LIMA, Afonso Carneiro; CUSTÓDIO, Isaías. Técnica de overbooking no atendimento público ambulatorial em uma unidade do Sistema Único de Saúde. **Cadernos de Saúde Pública**, Rio de Janeiro, v. 30, p. 1009-1017, 2014. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/0102-311X00158612> Acesso em: 19 set. 2023.

OLIVEIRA, Evangelina de; CARVALHO, Marília Sá; TRAVASSOS, Cláudia. Territórios do Sistema Único de Saúde: mapeamento das redes de atenção hospitalar. **Cadernos de Saúde Pública**, Rio de Janeiro, v. 20, n. 2, p. 386-402, 2004. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/S0102-311X2004000200006> Acesso em: 23 nov. 2023.

ORGANIZAÇÃO MUNDIAL DA SAÚDE. **World health statistics 2017**: monitoring health for the SDGs Sustainable development goals. Geneva: World Health Organization, 2017. Disponível em: <https://www.who.int/publications/i/item/9789241565486> Acesso em: 9 dez. de 2022.

PACHECO, Angélica de Oliveira; SOUZA, Ângela Rozane Leal de. Custos no setor público: o custo do absenteísmo nas Unidades Básicas de Saúde. **Anais do Congresso Brasileiro de Custos-ABC**, São Leopoldo, n. 28, 2023. Disponível em: <https://anaiscbc.abcustos.org.br/anais/article/view/5090>. Acesso em: 24 jan. de 2024.

PFEIFER, Flora Finamor. **Comunicações inteligentes para reduzir o absenteísmo em consultas**: análise de impacto de ligações com mensagens comportamentais no Hospital do Servidor de São Paulo. 2018. 62 f. Dissertação (Mestrado em Administração e Governo) - Fundação Getúlio Vargas, São Paulo. 2022. Disponível em: <https://bibliotecadigital.fgv.br/dspace/handle/10438/32644> Acesso em: 22 set. 2023.

REID, Mark; COHEN, Samuel; WANG, Hank; KAUNG, Aung; PATEL, Anish; TASHJIAN, Vartan; WILLIAMS, Demetrius; MARTINEZ, Bibiana; SPIEGEL, Brennan. Preventing patient absenteeism: validation of a predictive overbooking model. **The American Journal of Managed Care**, United States, v. 21, n. 12, p. 902-10, 2015. Disponível em: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/26671702/> Acesso em: 16 set. 2023.

TASCA, Renato; BENEVIDES, Rodrigo Pucci de Sá. SUS: desafios para tornar eficiente um sistema universal e subfinanciado. *In*: OCKÉ-REIS, Carlos Octávio (org.). **SUS: avaliação da eficiência do gasto público em saúde**. Brasília. IPEA/CONASS/OPAS, 2022a. Cap. 1, p. 41-59. Disponível em: <https://www.femipa.org.br/wp-content/uploads/2023/05/Avaliacao-da-eficiencia-do-gasto-publico-em-saude-WEB-FINAL.pdf> Acesso em: 10 dez. 2023.

TESSER, Charles Dalcanale; NORMAN, Armando Henrique; VIDAL, Tiago Barra. Acesso ao cuidado na Atenção Primária à Saúde brasileira: situação, problemas e estratégias de superação. **Saúde em Debate**, Rio de Janeiro, v. 42, p. 361-378, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/0103-11042018S125> Acesso em: 26 nov. 2023.

4 ESTUDO DO FLUXO DE HOSPITALIZAÇÃO NO SISTEMA PÚBLICO DE SAÚDE DO RIO GRANDE DO SUL SOB A PERSPECTIVA DA REGIONALIZAÇÃO DA REDE PÚBLICA DE ASSISTÊNCIA HOSPITALAR: UMA ANÁLISE EM TRÊS DIMENSÕES

Nesta Seção do presente trabalho, correspondente ao ensaio 3 da tese, é apresentado um estudo que busca analisar, em três diferentes dimensões, os fluxos de pacientes a procura de assistência hospitalar pública via SUS dentro das macrorregiões e regiões de saúde do Rio Grande do Sul, em 2022.

4.1 INTRODUÇÃO

Segundo o IBGE (2020), o Sistema Único de Saúde (SUS) é fundamental no fornecimento de serviços de saúde. Cerca de 71,5% da população brasileira, em 2019, obteve acesso aos serviços médico-hospitalares de saúde apenas através do SUS (IBGE, 2020). Além disso, outra parte da população, que possui seguros saúde privados, ou que faz desembolso próprio para ter acesso a serviços de saúde, acaba também utilizando o Sistema Único para determinadas ações, como imunizações, exames laboratoriais entre outras. Contudo, como aponta Ocké-Reis (2023) o sistema público ainda possui diversas limitações e problemas, necessitando de revisões e ajustes para progressivamente fazer vigorar os seus cinco princípios constitucionais.

O SUS surgiu na Constituição de 1988, alicerçado em 5 princípios bases: universalidade, integridade, equidade, descentralização e participação social. Um dos fatores que sempre estiveram no foco da estruturação do sistema foi a disparidade de acesso aos serviços de saúde no país. Forgia e Couttolenc (2008), por exemplo, apontam que, apesar da ampliação da infraestrutura hospitalar proporcionada a partir da criação do SUS, as disparidades regionais de acesso à serviços de saúde no Brasil ainda são significativas.

Uma abordagem proposta para amenizar essas disparidades de acesso foi a regionalização do SUS, através de redes de assistências regionais. Essa alternativa possibilitaria, idealmente ou supostamente, um acesso equânime e integral para toda a população brasileira demandante dos serviços públicos de saúde (Servo; Andrade; Amaral, 2021). Para isso, seria necessária uma boa relação entre as diversas regiões

de saúde do SUS inseridas em cada Estado. A qualidade da relação entre as regiões de saúde se daria através do fluxo de pacientes e do processo de hierarquização, principalmente dos serviços de saúde classificados como de média e alta complexidade, como aponta Machado (2009).

O Plano Estadual de Saúde do Rio Grande do Sul (2020 – 2023), elaborado pela Secretaria de Saúde do Rio Grande do Sul, aborda a regionalização do sistema de saúde pública como um meio de promover uma maior equidade no acesso e no atendimento à população gaúcha. Para aprimorar o planejamento e a gestão regional, o decreto nº 7.508 de 2011, elaborado pela presidência da república, estabeleceu critérios para a divisão das regiões de saúde nos estados, incluindo análises socioeconômicas, capacidade instalada e fluxo de acesso nas diversas regiões dos Estados. Esse processo resultou na criação de 30 regiões de saúde dentro de 7 macrorregiões no Estado do Rio Grande do Sul. Reconhecendo as diferenças regionais, a política pública de saúde foi estruturada com base nas regiões de saúde¹, visando proporcionar um acesso mais equitativo aos serviços de saúde no Rio Grande.

Sendo assim, o objetivo deste estudo é analisar, em três diferentes dimensões, os fluxos de pacientes em busca de assistência hospitalar pública via SUS dentro das macrorregiões e regiões de saúde do Rio Grande do Sul. Na primeira dimensão de análise, seguimos a abordagem utilizada por Rocha, Monteiro e Moreira (2015), assim, será calculado um índice de eficiência migratória dos pacientes dentro do sistema público de saúde do Rio Grande do Sul. Este índice servirá como referência para classificar as diferentes regiões de saúde do Estado como locais de atração ou de evasão de pacientes dada a rede pública instalada atualmente. Também será possível verificar regiões que têm fluxos em ambas as direções. Nestes casos, quando não se observa uma predominância em nenhum dos sentidos, a região será descrita como estando em equilíbrio de fluxos.

A segunda dimensão de análise deste trabalho se concentrará em entender e estimar o grau de acessibilidade ao sistema público de saúde dos pacientes entre as diferentes macrorregiões de saúde do Rio Grande do Sul. Para este fim, será utilizado

¹ Segundo o Decreto 7.508 de 2011, as regiões de saúde são espaços geográfico contínuo constituído por agrupamentos de Municípios limítrofes, delimitado a partir de identidades culturais, econômicas e sociais e de redes de comunicação e infraestrutura de transportes compartilhados, com a finalidade de integrar a organização, o planejamento e a execução de ações e serviços de saúde.

o pacote *ormmtime* do software estatístico *Stata* para medir o tempo de deslocamento do local de residência do paciente até o hospital de atendimento, com foco nos fluxos entre as macrorregiões. Para este cálculo, o automóvel será considerado como meio de transporte, e o tempo de deslocamento será apresentado em minutos. Este aspecto, voltado para a acessibilidade às macrorregiões, se apresenta como um ponto fundamental para entender a dinâmica dos fluxos de pacientes entre as macrorregiões de saúde do Rio Grande do Sul.

Por fim, a última dimensão de análise se concentrará no exame da demografia e da estrutura hospitalar existente nas diferentes regiões e macrorregiões de saúde do Estado. Nesse sentido, serão utilizados dados do Censo Demográfico de 2022, juntamente com dados do Cadastro Nacional de Estabelecimentos de Saúde (CNES), com o objetivo de calcular índices de estrutura do sistema e de demanda: leitos por mil habitantes e internações por mil habitantes. Esta análise é importante não apenas para compreender a estrutura demográfica das diversas regiões do Estado, mas também para avaliar o nível de desigualdade espacial na estrutura hospitalar entre as regiões e macrorregiões de saúde do Rio Grande do Sul. Assim, contribuindo para o entendimento da regionalização e dos fluxos de pacientes entre as diferentes regiões e macrorregiões do Rio Grande do Sul.

A análise realizada revelou uma discrepância significativa no acesso aos serviços de internação hospitalar entre as diferentes regiões de saúde do Rio Grande do Sul. No entanto, ao analisar o mesmo cenário com base na estrutura das macrorregiões de saúde, essa disparidade é consideravelmente mitigada. Também se observou poucas regiões de saúde com a característica de atração de fluxos, apenas 4, e uma grande quantidade de regiões de saúde, 14, caracterizada como de evasão de fluxos. Na questão da acessibilidade, constatou-se que o tempo de deslocamento não é relevante para fluxos em direção a macrorregião onde está localizada a capital do estado, Porto Alegre, todavia esse fator é impactante para os fluxos observados entre as demais macrorregiões do Rio Grande do Sul.

Nesse sentido, este estudo é importante para que os gestores públicos possam aprimorar sua compreensão das limitações e das qualidades da estrutura de saúde pública do Rio Grande do Sul em suas diversas dimensões regionais. Isso contribui para a formulação de políticas públicas e de projetos de investimento no setor de saúde pública, visando melhorar tanto o acesso da população aos serviços de saúde

quanto a eficiência do atendimento aos pacientes pelo SUS. Dessa forma, contribuindo para a construção de um sistema público de saúde com maior equidade e eficiência.

Este trabalho está estruturado em quatro seções, além da introdução. Inicialmente, será apresentada uma revisão da literatura sobre o tema, seguida por uma seção detalhada sobre os métodos e dados empregados nesta pesquisa. Em seguida, apresentamos a análise dos resultados obtidos. Por último, o estudo é concluído com uma seção final dedicada à discussão dos achados e suas implicações.

4.2 REVISÃO DE LITERATURA

Conforme estabelecido na Constituição Federal do Brasil, a saúde é um direito fundamental e deve ser garantida de forma organizada e descentralizada, abrangendo todas as esferas governamentais e proporcionando assistência integral à população. A Lei Orgânica da Saúde, promulgada em 1990, reforça essa ideia, enfatizando a importância da regionalização e hierarquização dos serviços de saúde, que devem ser distribuídos de acordo com a complexidade e necessidades locais (Carvalho; Jesus; Senra, 2017). O Sistema Único de Saúde (SUS), criado em 1988, tem como objetivo promover um sistema de saúde equitativo e acessível, por meio da integração das diferentes esferas de governo e do estabelecimento de uma rede de serviços organizada e regionalizada (Reis *et al.*, 2017). Desde então, a descentralização e a regionalização têm sido pilares fundamentais na gestão do SUS (Vargas *et al.*, 2015).

A descentralização do SUS segue uma abordagem municipalista, porém, sua estruturação segue uma lógica hierarquizada, na qual a complexidade dos tratamentos influencia diretamente na organização dos serviços de saúde. Nesse contexto, a regionalização surge como uma proposta para conciliar esses princípios, definindo regiões de saúde que garantam acesso integral e eficiência na prestação dos serviços (Servo; Andrade; Amaral, 2021). Contudo, diante das disparidades geográficas e institucionais no Brasil, é essencial estabelecer arranjos regionalizados que transcendam os limites administrativos, reconhecendo a interdependência entre os diferentes governos. A regionalização, assim, torna-se um processo político, envolvendo múltiplos atores sociais e demandando o desenvolvimento de estratégias

e instrumentos para o planejamento, gestão e financiamento da rede de saúde em todo o território (Lima *et al.*, 2012).

Após a promulgação da Constituição de 1988 e da Lei 8.080/90, a ideia de regionalização na saúde foi deixada de lado nos anos 1990, período em que a gestão descentralizada transferiu responsabilidades e recursos do Ministério da Saúde para os municípios. Isso resultou na fragmentação decisória e em disputas por recursos, enfraquecendo o papel de coordenação estadual (Servo; Andrade; Amaral, 2021). Nos anos 2000, surge a necessidade de consolidar o acesso da população aos serviços de saúde mais complexos, impulsionando a agenda de regionalização. O Pacto pela Saúde, lançado em 2006, e o Decreto nº 7.508 de 2011 retomam essa agenda, estabelecendo que o SUS deve ter uma rede regionalizada e hierarquizada, com regiões de saúde responsáveis por oferecer uma gama de serviços, garantindo cuidado integral e oportuno (Ouverney; Ribeiro; Moreira, 2017). Como apontam Santos e Campos (2015), a regionalização por meio das regiões de saúde faz com que estas se tornem centros de integração dos serviços de diversos entes federativos, unindo os municípios para fortalecer e garantir a integralidade da assistência à saúde, sem renunciar ao princípio da descentralização.

Nesse sentido, o Plano Estadual de Saúde do Rio Grande do Sul (2020 – 2023) apresenta o processo de planejamento e estruturação do sistema de saúde do estado através do foco na regionalização, haja vista uma maior equidade no atendimento da população gaúcha. No intuito de melhorar o planejamento e a gestão regional, além de garantir a integralidade das ações e serviços de saúde pública para a população, o decreto nº 7.508 de 2011 definiu os critérios para a divisão das regiões de saúde nos Estados. Critérios como análise socioeconômica, capacidade instalada, produção e fluxo de acesso, o princípio do planejamento ascendente e integrado, entre outros, concretizaram o processo de regionalização e o estabelecimento de 30 regiões de saúde, inseridas em 7 macrorregiões² para o Rio Grande do Sul. Como descrito no documento, diante das diferenças regionais presentes no Estado, as análises para estruturação da política pública de saúde partem das regiões de saúde, no intuito de gerar uma estrutura de acesso às políticas de saúde com maior equidade.

² As macrorregiões, regiões e os municípios que as constituem podem ser visualizadas na seção Apêndice B.

Segundo Machado (2009), o consumo de serviços assistenciais é transitório e móvel, permitindo que cidadãos acessem benefícios públicos mesmo sem residir ou contribuir em determinada jurisdição. No entanto, a natureza dos serviços de saúde, sujeitos a congestionamento, implica que o influxo de pacientes externos pode prejudicar o acesso local. Isso destaca a regionalização como um campo de disputa entre municípios exportadores, que prestam atendimento a sua população, e importadores, que enviam residentes para serem atendidos em outras localidades. A montagem de redes regionalizadas e hierarquizadas de atenção requer cooperação entre esses municípios, coordenada pelos governos estaduais, para garantir atendimento equitativo a todos os cidadãos.

Diante desse cenário, se desenvolveu no Brasil uma literatura com foco na análise da regionalização da saúde pública. Um dos principais focos dessa literatura está no estudo do fluxo de pacientes dentro do sistema público de saúde. Nesse sentido, cabe destacar o trabalho de Rocha, Monteiro e Moreira (2015), os autores descrevem os fluxos migratórios por assistência hospitalar tanto pública, quanto privada no estado de São Paulo. Os autores utilizam dados de hospitalização do ano de 2006 para calcular um índice de eficiência migratória de pacientes para 17 regiões do estado de São Paulo. É verificado que há diferenças, tanto de acesso, quanto de oportunidades à assistência hospitalar nas diferentes regiões. Também apontam quais as regiões estaduais são exportadoras e quais são importadoras de serviços hospitalares.

Nesse mesmo sentido, o trabalho de Silva *et al.* (2021) calcula um indicador de eficiência migratória no intuito de analisar os fluxos de internações hospitalares por Covid-19 nas 450 regiões de saúde e nas 117 macrorregiões de saúde brasileiras. Os autores verificaram uma predominância de regiões de saúde com a característica de evasão de pacientes classificadas pelo indicador de eficiência migratória. Os autores concluem que a regionalização do SUS se apresentou de maneira adequada para o atendimento da população, todavia as longas distâncias que alguns pacientes precisam enfrentar ainda são um ponto preocupante.

Em outro estudo acerca da temática, Oliveira, Carvalho e Travassos (2004) o de dados de internação hospitalar no SUS do ano de 2000 em um esforço para classificar os diferentes fluxos de pacientes intermunicipais. Empregando o critério de fluxo dominante para determinar os níveis hierárquicos dos diferentes municípios, os

autores concluem que as redes de atenção básica conseguem alcançar praticamente todo o país, todavia as de alta complexidade ainda estão longe de suprir todos os municípios do território nacional. Por sua vez, o trabalho de Silva (2018) verifica o papel das aglomerações no fluxo de pacientes no sistema público de saúde. O autor encontra relação entre as aglomerações e a capacidade de atrair pacientes, enquanto as regiões de menor densidade tendem a se apresentarem como locais de evasão de pacientes.

Outro trabalho que conecta a regionalização com o fluxo de pacientes é o estudo de Barreto (2015). O autor investiga a formação da rede regional de saúde na Região Metropolitana da Grande Vitória - ES (RMGV-ES), com foco no atendimento hospitalar público. Utilizando dados de internações nos hospitais do SUS e deslocamentos dos usuários entre os municípios da RMGV, analisa-se o estágio atual da estruturação da rede hospitalar intermunicipal no Espírito Santo, especialmente na Grande Vitória. Os resultados apontam para importantes deslocamentos populacionais, especialmente de homens, crianças e adolescentes, e para internações cirúrgicas. Esse estudo destaca mudanças no processo de descentralização da saúde, que antes priorizava a municipalização e agora busca fortalecer uma abordagem regional e intermunicipal na assistência à população.

Além dos já citados, há alguns trabalhos mais recentes abordando essa temática. O estudo de Lopes (2019) tem como objetivo analisar o fluxo de internações por condições sensíveis à atenção básica (ICSAB) nos municípios brasileiros, com foco na verificação de uma possível maior concentração dessas internações após a publicação do Decreto 7.508/11. Utilizando uma abordagem ecológica do tipo antes e depois, foram cruzados os dados de origem dos pacientes com os locais de internação, considerando diferentes áreas geográficas e períodos de tempo. Os resultados revelaram um aumento significativo das internações fora dos municípios, tanto dentro quanto fora das regiões de saúde, indicando uma maior concentração das ICSAB entre os períodos analisados. Esse padrão está em conformidade com as diretrizes da regionalização da saúde, destacando a importância de organizar os serviços de média e alta complexidade para obter ganhos de escala.

O estudo de Xavier (2019) investiga as regionalizações da saúde com base nos fluxos de pacientes, utilizando dados municipais do Brasil em 2016. Por meio da teoria dos grafos e de um algoritmo de modularidade, os municípios são agrupados em

comunidades com muitas conexões entre si. Os resultados evidenciam a relevância de regiões historicamente constituídas, independentemente de limites administrativos, para garantir o acesso aos serviços de saúde. Além disso, destacam a conformidade com os limites administrativos em várias Unidades da Federação, ressaltando a importância dessa escala espacial no acesso às internações.

Outros dois trabalhos, apesar de continuarem o estudo da regionalização o fazem através de uma outra abordagem. O trabalho de Albuquerque *et al.* (2017), tem seu foco principal na estrutura do sistema de saúde pública nas regiões de saúde. Esse estudo teve como objetivo analisar como transformações socioeconômicas entre 2000 e 2016 afetaram a oferta e a complexidade dos serviços de saúde pública em 438 regiões de saúde analisadas. Os autores classificaram as regiões de saúde em cinco diferentes grupos a depender de seu grau de desenvolvimento e compararam a evolução durante o período analisado. As descobertas do trabalho indicam que a integração de abordagens nas áreas de políticas sociais, econômicas e regionais tem efeitos benéficos na promoção do desenvolvimento e do bem-estar em várias partes do país. No entanto, ainda existem desafios a serem enfrentados na busca pela universalização do sistema de saúde.

Por fim, Servo, Andrade e Amaral (2021) investigam a eficácia do processo de regionalização da saúde no Brasil, focando no acesso geográfico dos pacientes nas diferentes regiões de saúde. Analisando taxas de evasão, distâncias médias percorridas e tempos médios de viagem para internações no SUS, nos anos de 2002, 2008, 2011 e 2015, concluíram que a maioria dos atendimentos ocorreram dentro das próprias regiões de saúde, com casos de evasão resultando em longas distâncias percorridas, especialmente na região Norte. Os autores também notaram que mudanças no processo de regionalização tiveram efeitos mais pronunciados nos estados do Norte. Além disso, o estudo sugeriu que o processo normativo da regionalização, sem uma melhoria efetiva na distribuição regional da oferta, tem pouco impacto no acesso geográfico aos serviços de saúde.

Considerando a produção de literatura sobre a agenda nacional de saúde, e como, por vezes são mobilizados casos estaduais, buscamos aqui nos debruçar sobre o Rio Grande do Sul. Analisando o relacionamento e a estrutura das mais de 30 regiões de saúde e entre as sete macrorregiões nas quais a estrutura de saúde pública se subdivide no estado, ver SES (2020). Esse instrumento de análise de fluxos se

apresenta pertinente, principalmente na análise da estruturação do sistema público de saúde em bases regionais. Pode-se assim, ter uma percepção do nível de equidade no acesso dos residentes das diversas regiões do Estado no que tange a assistência hospitalar pública. Ainda, é possível verificar se há diferença nos resultados quando olhamos em diferentes escalas, uma mais diminuta como a regiões de saúde e outra mais ampla como as macrorregiões.

4.3 METODOLOGIA E BASE DE DADOS

Utilizando a base dados do SIH-DATASUS (Sistema de Internações Hospitalares) desenvolveu-se um estudo exploratório sobre o fluxo de internações hospitalares no estado do Rio Grande do Sul. Dessa forma, foram consolidados todos os dados de internação hospitalar no sistema único de saúde (SUS) no ano de 2022, tanto no nível das regiões de saúde³ quanto para as macrorregiões do estado do Rio Grande do Sul.

Os dados do SIH são alimentados pelas Autorizações de Internações Hospitalares (AIH) do SUS. Esses dados não cobrem todas as internações realizadas nos hospitais, pois não contabilizam internações de cunho privado/coberto por seguro particular, limitando-se exclusivamente aos procedimentos financiados pelo sistema público de saúde. Contudo, isso não representa um obstáculo à realização da pesquisa, uma vez que, de acordo com Forgia e Couttolenc (2008), mais de 80% das internações hospitalares no Brasil são efetuadas por meio do SUS.

As informações das internações hospitalares utilizadas nesse trabalho consistem no local de residência dos pacientes e no local de realização do atendimento. A Tabela 4.1 na sessão de resultados apresenta os dados disponíveis por colunas específicas. Assim, foi possível contabilizar o total de internações em cada uma das regiões de saúde (coluna A da Tabela 4.1 abaixo):

- a) o total de residentes de uma determinada região de saúde internados no sistema público (coluna B);
- b) o total de residentes internados nas suas próprias regiões de saúde de residência (coluna C);

³ Os municípios que compõem cada uma das 30 regiões de saúde do Rio Grande do Sul podem ser observados no Apêndice B.

- c) o total de pacientes residentes de outras regiões que foram internados em uma determinada região de saúde, o que chamamos de invasão (coluna D);
- d) e o total de residentes de uma determinada região de saúde que foram internados em outras (coluna E).

Em seguida, adotamos o mesmo procedimento proposto por Rocha, Monteiro e Moreira (2015) e calculamos o índice de eficiência migratória (EM) no sistema público de saúde para o Rio Grande do Sul, para 2022. O índice é calculado pela divisão do valor de invasões (I) menos o número de evasões (E) de uma determinada região sobre a soma do total de invasões (I) e evasões (E) dessa região. Ou seja, divide-se a migração líquida pela migração bruta, conforme a fórmula abaixo:

$$EM = \frac{(I-E)}{(I+E)} \quad (2)$$

Valores perto de 0 caracterizam regiões com circulação migratória equilibrada, valores pertos de 1 indicam forte fluxo de atração de pacientes e números perto de -1 indicam forte evasão de pacientes da determinada região. Os valores calculados do índice de eficiência migratória para as regiões do estado podem ser vistos na coluna F da Tabela 4.1.

Esse indicador busca verificar a intensidade dos fluxos de evasão e de invasão entre as regiões do Estado. Tem-se como hipótese que quanto maior a evasão de pacientes de uma região, menor tende a ser a capacidade daquele local para suprir a demanda por assistência hospitalar de seus residentes, e, quanto maior a invasão, maior a condição do município de ofertar serviços hospitalares. Assim, foi possível mensurar a força dos fluxos de entrada e saída de pacientes entre as regiões e o sentido preponderante em cada uma delas.

No intuito de contribuir com a análise dos fluxos realizados pelo cálculo do EM, são apresentados, na Tabela 4.2, os principais fluxos entre as macrorregiões do Rio Grande do Sul para o ano de 2022. Esses fluxos são referentes apenas aos pacientes que tiveram que se deslocar de seu município de residência em busca de atendimento hospitalar. Os números da Tabela 4.2 são apresentados de acordo com a quantidade de pacientes internados na determinada macrorregião no ano de 2022.

O passo seguinte consiste em analisar uma nova dimensão para o estudo do acesso dos pacientes em relação aos fluxos entre as macrorregiões e a estrutura de regionalização da rede hospitalar pública do Rio Grande do Sul. Desse modo, foi

utilizado o pacote *osrmtime* do *software* estatístico *Stata* para calcular o tempo de deslocamento do local de residência do paciente até o hospital de seu atendimento. O tempo de deslocamento pode ser compreendido nessa pesquisa como uma *proxy* para uma medida de acessibilidade à rede hospitalar do SUS no Rio Grande. O tempo de deslocamento da residência ao hospital de destino é apresentado, na Tabela 4.4. A métrica de tempo utilizada foi a de minutos durante o trajeto, considerando o automóvel como meio de transporte.

A última dimensão da análise utiliza dados da estrutura hospitalar e da população das regiões de saúde ou das macrorregiões para mensurar alguns índices indicativos da estrutura hospitalar e da demanda por atendimento hospitalar. Assim, na Tabela 4.5, apresentamos dados do Censo do IBGE de 2022 para população de determinada região do Estado e do respectivo município polo, além de informações do CNES (Cadastro Nacional de Estabelecimentos de Saúde) do DATASUS para calcular o número médio de leitos por mil habitantes, assim como, os coeficientes de hospitalização médio por mil habitantes.

4.4 RESULTADOS

Analisando os dados de internações hospitalares do SIH do DATASUS verificou-se que, em 2022, ocorreram 777.938 internações em hospitais do Rio Grande do Sul na rede SUS, das quais, 776.391 foram de residentes do estado e as demais internações, 1.547, foram de pacientes com residência em outras unidades da federação. O que, por sua vez, traz evidência do pouco fluxo, em ambos os sentidos, de pacientes do sistema SUS no âmbito interestadual, ver Silva (2018).

Alguns fatores podem ser apontados para explicar esse baixo fluxo interestadual de pacientes: localização geográfica do Rio Grande do Sul; nível de desenvolvimento do sistema público de saúde dos estados de origem e destino, tanto dos estados mais próximos, quanto do próprio Rio Grande do Sul, são possíveis motivos para o baixo fluxo de internação de pacientes entre o estado mais ao sul do país e os demais.

Tabela 4.1 - Total de internações de pacientes no Sistema Único de Saúde no Rio Grande do Sul e índice de eficiência migratória

Macrorregião de Saúde/Regiões de Saúde	internações no SUS por local de atendimento (A)	internações no SUS de residentes (B)	SUS no local de origem (C)		invasão no SUS (D)		Evasão no SUS (E)		eficiência migratória no SUS (F)
			n	%	n	%	n	%	
Centro-Oeste	64.846	66.995	63.788	95,2%	1.058	1,6%	3.207	4,8%	-0,50
01 - Verdes Campos	30.644	28.007	26.737	95,5%	3.907	12,7%	1.270	4,5%	0,51
02 - Entre Rios	6.435	8.550	5.966	69,8%	469	7,3%	2.584	30,2%	-0,69
03 - Fronteira Oeste	27.767	30.438	27.593	90,7%	174	0,6%	2.845	9,3%	-0,88
Metropolitana	345.745	336.468	334.018	99,3%	11.727	3,4%	2.450	0,7%	0,65
04 - Belas Praias	9.806	12.293	8.513	69,3%	1.293	13,2%	3.780	30,7%	-0,49
05 - Bons Ventos	10.842	15.974	9.958	62,3%	884	8,2%	6.016	37,7%	-0,74
06 - Vale do Paranhana e Costa d	18.644	20.187	15.724	77,9%	2.920	15,7%	4.463	22,1%	-0,21
07 - Vale dos Sinos	41.849	50.025	38.890	77,7%	2.959	7,1%	11.135	22,3%	-0,58
08 - Vale do Caí e Metropolitana	57.293	59.120	51.120	86,5%	6.173	10,8%	8.000	13,5%	-0,13
09 - Carbonífera/Costa Doce	13.301	26.898	12.959	48,2%	342	2,6%	13.939	51,8%	-0,95
10 - Capital e Vale do Gravataí	194.010	151.971	150.055	98,7%	43.955	22,7%	1.916	1,3%	0,92
Missioneira	66.299	66.613	63.446	95,2%	2.853	4,3%	3.167	4,8%	-0,05
11 - Sete Povos das Missões	21.330	22.588	20.411	90,4%	919	4,3%	2.177	9,6%	-0,41
12 - Portal das Missões	6.767	7.599	6.417	84,4%	350	5,2%	1.182	15,6%	-0,54
13 - Diversidade	19.671	17.000	15.508	91,2%	4.163	21,2%	1.492	8,8%	0,47
14 - Fronteira Noroeste	18.531	19.426	17.924	92,3%	607	3,3%	1.502	7,7%	-0,42
Norte	108.966	109.576	106.158	96,9%	2.808	2,6%	3.418	3,1%	-0,10
15 - Caminho das Águas	22.207	21.974	18.861	85,8%	3.346	15,1%	3.113	14,2%	0,04
16 - Alto Uruguai Gaúcho	19.182	19.697	18.188	92,3%	994	5,2%	1.509	7,7%	-0,21
17 - Planalto	44.341	32.798	31.943	97,4%	12.398	28,0%	855	2,6%	0,87
18 - Araucárias	8.567	11.981	8.282	69,1%	285	3,3%	3.699	30,9%	-0,86
19 - Botucaraí	5.337	8.826	5.029	57,0%	308	5,8%	3.797	43,0%	-0,85
20 - Rota da Produção	9.332	14.300	8.739	61,1%	593	6,4%	5.561	38,9%	-0,81
Sul	59.219	60.074	58.128	96,8%	1.091	1,8%	1.946	3,2%	-0,28
21 - Sul	48.914	49.092	47.545	96,8%	1.369	2,8%	1.547	3,2%	-0,06
22 - Pampa	10.305	10.982	10.060	91,6%	245	2,4%	922	8,4%	-0,58
Serra	67.456	68.274	66.130	96,9%	1.326	2,0%	2.144	3,1%	-0,24
23 - Caxias e Hortênsias	35.173	30.756	29.805	96,9%	5.368	15,3%	951	3,1%	0,70
24 - Campos de Cima da Serra	6.172	7.710	6.072	78,8%	100	1,6%	1.638	21,2%	-0,88
25 - Vinhedos e Basalto	16.121	17.983	15.654	87,0%	467	2,9%	2.329	13,0%	-0,67
26 - Uva Vale	9.990	11.825	9.368	79,2%	622	6,2%	2.457	20,8%	-0,60
Vales	65.407	68.391	63.611	93,0%	1.796	2,7%	4.780	7,0%	-0,45
27 - Jacuí Centro	14.614	16.324	14.095	86,3%	519	3,6%	2.229	13,7%	-0,62
28 - Vale do Rio Pardo	24.363	24.248	22.720	93,7%	1.643	6,7%	1.528	6,3%	0,04
29 - Vales e Montanhas	16.916	17.847	14.493	81,2%	2.423	14,3%	3.354	18,8%	-0,16
30 - Vale da Luz	9.514	9.972	7.342	73,6%	2.172	22,8%	2.630	26,4%	-0,10

Fonte: Elaborado pelo autor utilizando dados do SIH – DATASUS

Uma das dimensões analisadas deste trabalho é o fluxo de internação de pacientes no sistema público de saúde entre as regiões de saúde e as macrorregiões do Rio Grande do Sul. Na Tabela 4.1, é possível verificar as informações do fluxo de pacientes dentro do sistema público de saúde do Rio Grande do Sul, assim como o índice de eficiência migratória. Nota-se que, em média, cerca de 82% das internações ocorridas foram de residentes da própria região de saúde, apesar disso há uma disparidade considerável entre as diferentes regiões de saúde.

Há algumas regiões de saúde que apresentam um percentual bastante baixo de internação de residentes e, conseqüentemente, alto percentual de evasão de seus habitantes para internação em outras regiões de saúde, os casos mais relevantes são os das regiões da Bons Ventos (05), da Carbonífera/Costa Doce (09), Botucaraí (19) e da Rota da Produção (20), todas com um percentual próximo de 60% das

internações de residentes e mais de 40% de evasão de seus residentes para internações em outras regiões de saúde.

As três últimas regiões citadas, Carbonífera/Costa Doce (09), Botucarái (19) e da Rota da Produção (20), apresentaram os índices bem negativos de eficiência migratória, acima de $-0,80$, se caracterizando assim como regiões de forte evasão de pacientes em relação ao total de invasões, ou seja, são espaços que recebem muito poucos pacientes de fora e enviam muitos residentes para serem internados em hospitais de outras regiões de saúde no Rio Grande do Sul. Além dessas, outras regiões de saúde, também apresentaram um índice de eficiência migratória negativo alto, caso da Fronteira Oeste (03), Araucárias (18), Campos de Cima da Serra (24), índice acima de $-0,85$. Todavia, diferente das primeiras regiões de saúde citadas, essas conseguem absorver uma maior demanda de pacientes de sua própria região, número próximo a 80%, apesar de enviar uma quantidade relevante de moradores para serem atendidos em outros lugares.

Esse alto nível observado de evasão de pacientes tende a apontar para uma falta de capacidade da região de origem de suprir seus residentes com os cuidados hospitalares mais complexos. Não obstante, isso pode não ser um problema significativamente impactante se a macrorregião na qual a região de saúde está inserida conseguir absorver essa demanda por atendimento hospitalar representado pelas evasões. Isso pode ocorrer devido à hierarquização dos serviços hospitalares complexos. Como os recursos para atendimento secundário e terciário possuem um custo relevante e exigem uma maior capacidade técnica, o setor público pode concentrá-los em alguns polos regionais, atribuindo-lhes a responsabilidade de suprir outras regiões de saúde com esses recursos mais complexos (Machado, 2009; Servo; Andrade; Amaral, 2021). Mais adiante nessa seção, quando for analisado o fluxo de pacientes entre as macrorregiões de saúde, novas evidências são analisadas e podem corroborar esses resultados.

As regiões apresentadas são as que possuem os índices de eficiência migratória mais negativos. Não obstante, seguindo a mesma linha de corte utilizada por Rocha, Monteiro e Moreira (2015) para o Estado de São Paulo, valores menores que $-0,5$ caracterizam regiões de significativa evasão de fluxos. Na Tabela 4.3, é possível verificar 14 regiões de saúde do Rio Grande do Sul com essa característica. São elas Entre Rios (02), Fronteira Oeste (03), Bons Ventos (05), Vale dos Sinos (07),

Carbonífera/Costa Doce (09), Portal das Missões (12), Araucárias (18), Botucaraí (19), Rota da Produção (20), Pampa (22), Campos de Cima da Serra (24), Vinhedos e Basalto (25), Uva Vale (26) e Jacuí Centro (27). Todas essas regiões podem ser observadas na Tabela 4.1.

O contrário também é verificado, alguns lugares possuem mais de 95% de seus residentes internados em hospitais da mesma região de saúde. São os casos mais relevantes os das regiões de Verdes Campos (01), Capital e Vale do Gravataí (10), Planalto (17), Sul (21), Caxias e Hortências (23), todos esses casos resultam em menos de 5% dos seus residentes sendo internados nas demais regiões de saúde do estado.

A região da Capital e Vale do Gravataí, ao mesmo tempo que consegue internar mais de 98% da sua população residente também recebe uma grande quantidade de pacientes das demais localidades do Estado, sendo que mais de 22% das internações realizadas nessa região são de residentes das demais regiões de saúde do Rio Grande do Sul. Isso já é esperado, dado que essa região é onde está localizada a capital do Estado, Porto Alegre, a qual desenvolveu a mais significativa estrutura hospitalar do Rio Grande.

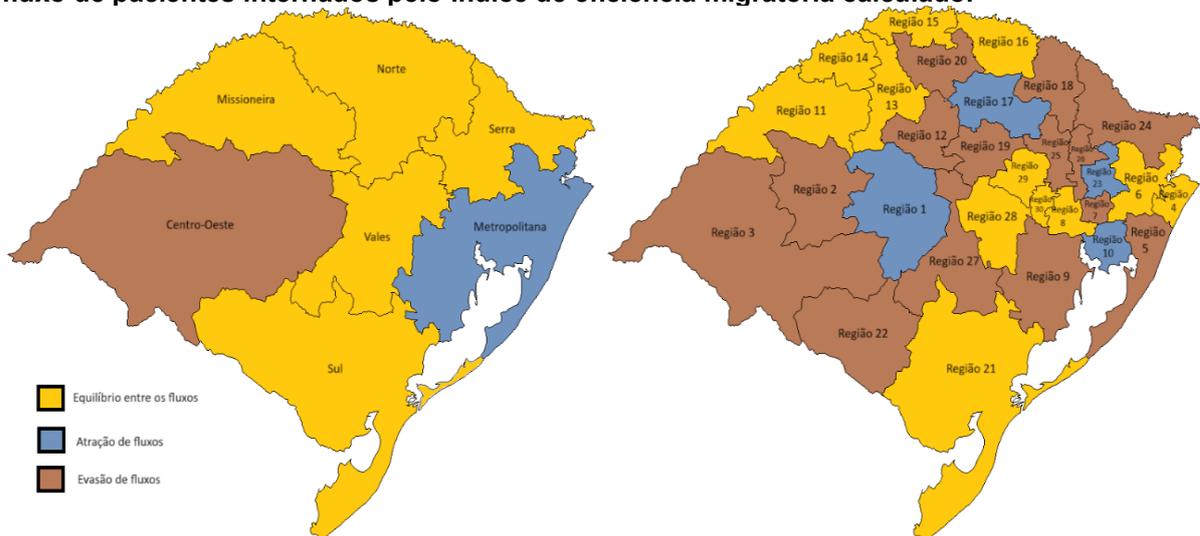
Essa característica não está restrita à região de saúde que contém a capital gaúcha, excetuando a região Sul, as demais regiões citadas (01, 10, 17 e 23), além de possuírem a característica de internar boa parte da sua população residente, também recebem um relevante fluxo de pacientes de outras regiões de saúde do Rio Grande. Essas 4 regiões juntas, internaram mais de 65 mil pacientes vindos de outras regiões de saúde do estado, no ano de 2022. Novamente, seguindo o valor de corte para o índice de eficiência migratória definido pelos autores já citados, maior que 0,5, todas essas quatro regiões foram classificadas como locais de significativa atração de fluxo de pacientes, essa classificação pode ser vista na Tabela 4.3.

Além das regiões que possuem significativa atração e evasão de fluxos de pacientes, há também outras regiões que possuem como característica um equilíbrio entre atração e evasão de pacientes. Todas as regiões de saúde que atingiram um valor no índice de eficiência migratória entre -0,5 e 0,5 foram classificadas como regiões que apresentam equilíbrio razoável entre os fluxos. Essas regiões são o segundo maior grupo entre todas as regiões de saúde analisadas, totalizando 12 regiões. Apesar desse equilíbrio dos fluxos, há alguns casos no qual eles são bem

significativos para algum dos sentidos, são os casos das seguintes regiões, Belas Praias (04), Vale do Paranhana e Costa da Serra (06), Vales e Montanhas (29) e Vale da Luz (30). Essas regiões de saúde possuem no mínimo 18% de evasões e 13% de invasões, ver Tabela 4.1.

A região da Vale da Luz (30) se destaca, ela é a única que possui tanto índices de evasão quanto de invasão maiores que 20%, ou seja, ao mesmo tempo que mais de 20% de pacientes residentes na região são encaminhados para outras regiões a própria região recebe um número significativo de pacientes das demais regiões de saúde. Nesse caso, não parece haver uma falta de infraestrutura para atender a população residente, mas sim um fluxo razoavelmente equilibrado de pacientes dessa região para as demais e vice e versa. Além dessas 4 regiões citadas anteriormente, outras 8 regiões foram categorizadas como de razoável equilíbrio entre os fluxos, todas podem ser visualizadas tanto na Tabela 4.3 quanto na Figura 4.1.

Figura 4.1 - Caracterização das regiões de saúde e das macrorregiões segundo o respectivo fluxo de pacientes internados pelo índice de eficiência migratória calculado.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Nota: utilizando dados do índice de eficiência migratória calculado.

Quando olhamos os fluxos de pacientes internados no sistema SUS em uma escala maior, ou seja, por meio dos fluxos para as macrorregiões do Rio Grande do Sul verificamos que, apesar de termos regiões de saúde com a característica específica de atrair pacientes e outras regiões com a característica de enviar pacientes para outras regiões, no plano mais abrangente esses fluxos tendem ao equilíbrio razoável. Ou seja, o índice de eficiência migratória calculado ficou no intervalo entre

-0,5 e + 0,5. Apenas as macrorregiões Centro-Oeste e Metropolitana tiveram um índice de migração superior a esse intervalo.

Essa tendência em direção ao equilíbrio entre os fluxos na escala macrorregional pode evidenciar uma característica estrutural importante do sistema público de saúde no Rio Grande do Sul. Apesar da disparidade de acesso a cuidados secundários e terciários em determinadas regiões de saúde do estado, observa-se que, em grande parte dos casos, os pacientes conseguem esse tipo de acesso dentro de sua própria macrorregião de residência, ver Servo, Andrade e Amaral (2021). Isso fornece elementos para caracterizar o processo de hierarquização do atendimento secundário e, principalmente, terciário no estado.

Observa-se, assim, que, em média, mais de 96% dos residentes das macrorregiões do Rio Grande são internados dentro de seus próprios territórios ou macrorregiões. Essa estruturação parece, pelo menos em parte, ter sido planejada, levando em conta não apenas os custos, mas também a demanda por especialidades médicas complexas e a disponibilidade e necessidade dos recursos orçamentários para tal. Com diversas especialidades de tratamentos e abordagens, com equipamentos de ponta e com estruturas hospitalares, o objetivo é não apenas facilitar os tratamentos, mas também garantir resultados ótimos. Assim, embora haja variações no acesso aos serviços hospitalares complexos em nível das regiões de saúde no Rio Grande do Sul, a análise macrorregional desses acessos revela uma distribuição razoavelmente equitativa, proporcionando um acesso relativamente homogêneo a esses serviços.

Na análise dos fluxos migratórios, destaca-se claramente a Macrorregião Metropolitana, com um índice de eficiência migratória de 0,65. Esse resultado era esperado, e reflete a robusta infraestrutura hospitalar, especialmente concentrada na área da Grande Porto Alegre. Como consequência, mais de 10 mil pacientes de outras macrorregiões do Estado são encaminhados para internação em Porto Alegre ou na macrorregião metropolitana, enquanto menos de 2.500 residentes locais são internados em outras regiões de saúde do Estado.

Ainda podemos analisar com mais cuidado os principais fluxos de pacientes dentro do Estado. Assim, por exemplo, das mais de 700 mil internações ocorridas em 2022 no Rio Grande do Sul, a maioria, 518.797, 66% do total, ocorreram dentro do próprio município de residência do paciente. Nesse sentido, desperta o interesse a

análise das outras 259.141 internações, 34% do total, que demandaram do paciente seu deslocamento para um outro município.

Tabela 4.2 - Fluxo de pacientes entre e dentro das macrorregiões do Rio Grande do Sul em 2022

Residência dos pacientes	Macrorregião dos Hospital de atendimento						
	Centro-Oeste	Metropolitana	Missioneira	Norte	Sul	Serra	Vales
Centro-Oeste	14263	1289	1070	318	233	63	132
Metropolitana	103	109438	51	92	416	655	889
Missioneira	636	1058	20251	1702	20	42	134
Norte	59	1106	1559	48693	23	193	478
Sul	118	1967	6	10	9930	13	67
Serra	17	1828	23	215	11	14106	50
Vales	467	3806	40	211	72	184	21034

Fonte: Elaborado pelo autor utilizando dados do SIH – DATASUS

Na Tabela 4.2, verifica-se o número de internações entre as macrorregiões de residência dos pacientes e as macrorregiões onde estão localizados os hospitais de internação. Nota-se na Tabela 4.2 que a grande maioria dos fluxos ocorreu dentro das próprias macrorregiões. Do total de 259 mil deslocamentos durante o ano de 2022, pouco mais de 237 mil, 91% do total, ocorreram dentro das macrorregiões. O fluxo de maior volume interno é da macrorregião Metropolitana, com pouco menos de 110 mil deslocamentos internos para internação e a menor intensidade de deslocamentos internos é a da macrorregião Sul, menos de 10 mil deslocamentos.

Chama atenção o considerável volume de fluxo interno de pacientes na macrorregião Norte, com quase 50 mil pacientes precisando se deslocar para outros municípios dentro da própria macrorregião a fim de serem internados. Isso equivale a 44% de todas as internações de residentes dessa região, um número bastante superior em comparação com as outras macrorregiões. Em média, apenas 25% do total de internações dentro das próprias macrorregiões requereu deslocamento.

Entre as macrorregiões que mais enviam pacientes para outras macrorregiões no Rio Grande, em número absoluto, estão as macrorregiões dos Vales, Missioneira e Norte, que representam respectivamente 4.780, 3.592 e 3.418 pacientes. Sendo que, o principal fluxo da macrorregião dos Vales é para a macrorregião Metropolitana, 3.806 pacientes o que equivale a 80% do total de pacientes enviados; já para a macrorregião Missioneira, o principal fluxo ocorre, no período analisado, em direção a macrorregião Norte, totalizando mais de 1.700 pacientes. Por fim, o fluxo preponderante da macrorregião Norte é para macrorregião Missioneira, 1.559

pacientes, equivalente a quase 50% do total de pacientes dessa macrorregião que se deslocaram para alguma outra macrorregião. Inclusive, esses fluxos entre macrorregião Missioneira e Norte, de ambos os lados, são superiores aos dessas macrorregiões com direção a macrorregião onde se localiza a capital do Estado, a Metropolitana.

Outro fator relevante observado na Tabela 4.2 é que dos 21.426 deslocamentos de pacientes entre macrorregiões do Estado, 51% são de pacientes em direção a macrorregião Metropolitana, totalizando mais de 11.000 pacientes. Evidenciando ainda mais o poder de atração de pacientes da macrorregião Metropolitana. A macrorregião Missioneira também apresenta 2 fluxos importantes de atração de pacientes. O primeiro é de pacientes oriundos da macrorregião Centro-Oeste, totalizando 1.070 pacientes e o segundo a macrorregião Norte, equivalendo a 1.559 pacientes, esses dois fluxos somando equivalem a 95% do total de pacientes de outras macrorregiões que foram internados na macrorregião Missioneira.

Quanto ao fluxo da macrorregião Norte para Missioneira, é importante ressaltar que esse movimento também ocorre no sentido oposto, com uma intensidade bastante similar. Ou seja, mais de 1.700 pacientes deixam a macrorregião Missioneira em busca de atendimento na região Norte. É interessante observar que esses são os únicos fluxos relevantes com equilíbrio em ambas as direções no Estado; em geral, há um desequilíbrio a favor de uma das macrorregiões ou o fluxo é pouco significativo.

Tabela 4.3 - Caracterização das regiões de saúde e das macrorregiões segundo seu fluxo de pacientes internados pelo índice de eficiência migratória calculado

Macrorregião de Saúde/ Regiões de Saúde	Razoável equilíbrio entre os fluxos	Significativa atração de fluxos	Significativa evasão de fluxos
Centro-Oeste			X
01 - Verdes Campos		X	
02 - Entre Rios			X
03 - Fronteira Oeste			X
Metropolitana		X	
04 - Belas Praias	X		
05 - Bons Ventos			X
06 - Vale do Paranhana e Costa Serr	X		
07 - Vale dos Sinos			X
08 - Vale do Caí e Metropolitana	X		
09 - Carbonífera/Costa Doce			X
10 - Capital e Vale do Gravataí		X	
Missioneira	X		
11 - Sete Povos das Missões	X		
12 - Portal das Missões			X
13 - Diversidade	X		
14 - Fronteira Noroeste	X		
Norte	X		
15 - Caminho das Águas	X		
16 - Alto Uruguai Gaúcho	X		
17 - Planalto		X	
18 - Araucárias			X
19 - Botucaraí			X
20 - Rota da Produção			X
Sul	X		
21 - Sul	X		
22 - Pampa			X
Serra	X		
23 - Caxias e Hortênsias		X	
24 - Campos de Cima da Serra			X
25 - Vinhedos e Basalto			X
26 - Uva Vale			X
Vales	X		
27 - Jacuí Centro			X
28 - Vale do Rio Pardo	X		
29 - Vales e Montanhas	X		
30 - Vale da Luz	X		

Fonte: Elaborado pelo autor utilizando dados do SIH – DATASUS

Após analisar os fluxos de pacientes entre e dentro das macrorregiões do Rio Grande do Sul, vamos investigar a acessibilidade dos pacientes ao sistema hospitalar do estado. Nesse sentido, outra dimensão utilizada neste trabalho para avaliar a estruturação da regionalização do sistema hospitalar do Rio Grande do Sul está relacionada ao tempo de acesso dos pacientes à rede hospitalar. Ao observar a Tabela 4.4, é possível verificar o tempo médio de deslocamento de um paciente que foi internado em um hospital fora do seu município de residência de acordo com a macrorregião.

Inicialmente, é importante destacar alguns pontos sobre os dados. Em primeiro lugar, os fluxos são medidos em minutos, utilizando como referência o deslocamento por meio de automóveis entre os endereços de origem e de destino. Além disso, é relevante salientar que o endereço dos pacientes, na maioria dos casos, é baseado no CEP central do seu município de residência, não no CEP do seu endereço real. Isso ocorre devido às limitações dos dados do SIH - DATASUS, que, por questões relacionadas à preservação de privacidade dos seus pacientes ou, simplesmente, por falta de dados de CEPs residenciais dos pacientes, o SIH - DATASUS divulga apenas um CEP de referência do município. Apesar dessa limitação, a análise do acesso ao serviço hospitalar dos fluxos de pacientes dentro do Rio Grande do Sul pode ser representada de forma bastante verossímil por meio do tempo de deslocamento.

Tabela 4.4 - Tempo médio de deslocamento dos pacientes entre e dentro das macrorregiões do Rio Grande do Sul medido em minutos

Residência dos pacientes	Macrorregião dos Hospital de atendimento						
	Centro-Oeste	Metropolitana	Missioneira	Norte	Sul	Serra	Vales
Centro-Oeste	84	369	188	412	308	425	230
Metropolitana	286	43	414	266	181	101	107
Missioneira	145	389	53	134	484	371	210
Norte	268	294	111	68	517	161	108
Sul	261	276	507	448	86	399	189
Serra	379	125	387	278	366	54	115
Vales	117	142	215	101	262	114	42

Fonte: Elaborado pelo autor utilizando pacote `osrmtime` do software Stata.

Analisando primeiramente os fluxos internos das macrorregiões, verifica-se que os pacientes que apresentam o menor tempo de deslocamento de seu município de residência para o município de atendimento são os residentes nas macrorregiões dos Vales e Metropolitana, com tempo de deslocamento equivalentes, respectivamente, a 42 e 43 minutos. Por outro lado, os pacientes das macrorregiões Sul e Centro-Oeste são os que precisam de maior tempo de deslocamento dentro de suas próprias macrorregiões para acessar os hospitais de atendimento, sendo 86 minutos em média para os pacientes da primeira e 84 para os da segunda macrorregião. Basicamente, os pacientes das duas macrorregiões, Sul e Centro-Oeste, gastaram, em média, o dobro do tempo para acessar seus hospitais de internação quando comparados aos das macrorregiões dos Vales e Metropolitana.

Ainda, olhando-se para o tempo de deslocamento dos fluxos dentro das próprias macrorregiões temos as últimas três, Missioneira, Norte e Serra, com um tempo de deslocamento próximo de uma hora. A macrorregião Norte apresenta tempo médio de deslocamento de 68 minutos, seguida pela Serra com 54 minutos e, por fim, a Missioneira com 53 minutos de média.

Como verificado anteriormente, a maior parte dos fluxos entre macrorregiões são em direção a macrorregião Metropolitana. Nesse aspecto, vemos que, em média, os pacientes gastam 265 minutos, mais de quatro horas de carro, para acessar os hospitais presentes na macrorregião Metropolitana do Rio Grande do Sul. Os pacientes das macrorregiões Centro-Oeste e Missioneira são os que demoram mais tempo, em média, para acessar essa macrorregião, respectivamente demoram 369 e 389 minutos, mais de 6 horas de viagem de automóvel. Por outro lado, os pacientes das macrorregiões da Serra e dos Vales demoram algo próximo a duas horas para acessar os equipamentos hospitalares da macrorregião Metropolitana.

Como mencionado anteriormente, outros dois fluxos importantes de pacientes são aqueles das macrorregiões Norte e Centro-Oeste em direção aos hospitais da macrorregião Missioneira. Ao analisá-los sob a perspectiva do tempo de deslocamento, observa-se que são os fluxos para a região Missioneira com menor tempo médio de deslocamento, respectivamente 111 e 188 minutos. Esse fator indica que a facilidade de acesso desempenha um papel crucial no estabelecimento de fluxos relevantes de pacientes para internação e/ou atendimento hospitalar no Rio Grande, excetuando os fluxos em direção a macrorregião Metropolitana. Isso também é evidenciado no fluxo inverso da macrorregião Missioneira para a Norte, no qual o tempo médio de deslocamento desses pacientes é de 134 minutos.

Por fim, pode-se concluir que o tempo de deslocamento parece não ser relevante para os fluxos das diversas macrorregiões em direção à Metropolitana. Isso sugere que esta última se apresenta como um ponto focal de atração para todas as regiões do Estado, devido à sua estrutura hospitalar avançada e sua capacidade de absorver uma grande quantidade de pacientes de diferentes localidades do Rio Grande do Sul. Por outro lado, ao analisarmos os outros fluxos relevantes entre as demais macrorregiões, percebe-se que a acessibilidade desempenha um papel fundamental na sustentação desses fluxos. Dificilmente macrorregiões que

apresentam longos tempos de deslocamento entre si conseguem manter fluxos significativos.

Tabela 4.5 - Distribuição da população, dos leitos e das internações entre as regiões de saúde e macrorregiões do Rio Grande do Sul

Macrorregião de Saúde/Regiões de Saúde	População	População do município pólo	% População do pólo	Total de internações de residentes no SUS	Índice de leitos do SUS por 1.000 habitantes	Coefficiente de hospitalização por mil habitantes no SUS (residência/população)
Centro-Oeste	980.507	271.735	27,71%	66.995	2,16	68,33
01 - Verdes Campos	416.609	271.735	65,23%	28.007	2,59	67,23
02 - Entre Rios	117.410	48.938	41,68%	8.550	2,13	72,82
03 - Fronteira Oeste	446.488	117.210	26,25%	30.438	1,77	68,17
Metropolitana	4.701.237	1.332.845	28,35%	336.468	1,98	71,57
04 - Belas Praias	175.741	63.594	36,19%	12.293	0,95	69,95
05 - Bons Ventos	245.111	47.396	19,34%	15.974	1,42	65,17
06 - Vale do Paranhana e Costa Serra	216.513	53.242	24,59%	20.187	2,12	93,24
07 - Vale dos Sinos	774.030	227.646	29,41%	50.025	1,10	64,63
08 - Vale do Caí e Metropolitana	758.223	347.657	45,85%	59.120	1,90	77,97
09 - Carbonífera/Costa Doce	378.357	92.924	24,56%	26.898	1,55	71,09
10 - Capital e Vale do Gravataí	2.153.262	1.332.845	61,90%	151.971	2,53	70,58
Missioneira	882.538	84.780	9,61%	66.613	2,35	75,48
11 - Sete Povos das Missões	278.410	76.917	27,63%	22.588	2,09	81,13
12 - Portal das Missões	144.693	58.913	40,72%	7.599	1,98	52,52
13 - Diversidade	228.408	84.780	37,12%	17.000	2,68	74,43
14 - Fronteira Noroeste	231.027	76.963	33,31%	19.426	2,58	84,09
Norte	1.243.651	206.215	16,58%	109.576	2,55	88,11
15 - Caminho das Águas	189.989	32.627	17,17%	21.974	3,21	115,66
16 - Alto Uruguai Gaúcho	233.287	105.705	45,31%	19.697	2,43	84,43
17 - Planalto	418.117	206.215	49,32%	32.798	2,49	78,44
18 - Araucárias	131.458	27.659	21,04%	11.981	2,15	91,14
19 - Botucaraí	111.042	29.991	27,01%	8.826	1,84	79,48
20 - Rota da Produção	159.758	33.216	20,79%	14.300	2,94	89,51
Sul	1.007.481	325.685	32,33%	60.074	2,35	59,63
21 - Sul	824.549	325.685	39,50%	49.092	2,45	59,54
22 - Pampa	182.932	117.938	64,47%	10.982	1,91	60,03
Serra	1.180.749	463.501	39,25%	68.274	1,48	57,82
23 - Caxias e Hortênsias	582.915	463.501	79,51%	30.756	1,49	52,76
24 - Campos de Cima da Serra	98.005	64.197	65,50%	7.710	1,48	78,67
25 - Vinhedos e Basalto	315.027	123.151	39,09%	17.983	1,43	57,08
26 - Uva Vale	184.802	70.286	38,03%	11.825	1,55	63,99
Vales	886.802	133.230	15,02%	68.391	2,00	77,12
27 - Jacuí Centro	189.103	80.070	42,34%	16.324	1,90	86,32
28 - Vale do Rio Pardo	340.853	133.230	39,09%	24.248	1,77	71,14
29 - Vales e Montanhas	231.333	93.646	40,48%	17.847	2,45	77,15
30 - Vale da Luz	125.513	32.183	25,64%	9.972	1,91	79,45

Fonte: Elaborado pelo autor utilizando dados do SIH – DATASUS

Observando as informações presentes na Tabela 4.5 analisa-se uma terceira dimensão sobre a constituição da estrutura de oferta de saúde pública no Estado do Rio Grande do Sul, principalmente no que se refere as macrorregiões e as regiões de saúde. Nota-se que há uma variabilidade relevante no número de habitantes entre as regiões de saúde do Estado, sendo a mais populosa a região da Capital e Vale do Gravataí (10), com mais de 2 milhões de habitantes, e a menos populosa, a região de Campos de Cima da Serra (24), com menos de 100 mil residentes. Contudo, quando

olhamos para as macrorregiões a população parece ser distribuída de uma forma mais equilibrada, em torno de 1 milhão de pessoas por macrorregião, excetuando-se a região na qual está presente a capital gaúcha e sua região metropolitana, a qual é constituída por quase 5 milhões de pessoas.

Olhando para participação do município polo⁴ no total da população das regiões novamente verifica-se diferença não triviais entre as regiões de saúde do Estado. Alguns municípios, como por exemplo Caxias, concentram praticamente 80% da população da sua região de saúde, enquanto outros como Frederico Westphalen não passam de 20% do total de residentes da região de Caminhos das Águas (15). Esse padrão se mantém para as macrorregiões nas quais podemos ver municípios polos concentrando quase 40% da população e outros que não chegam a 10% dos habitantes da macrorregião.

Por fim, ainda pode-se perceber e analisar, observando a Tabela 4.5, a disponibilidade de leitos por mil habitantes nas diversas regiões de saúde do estado, bem como, o coeficiente de hospitalização das regiões de saúde do Rio Grande. O Rio Grande do Sul tem em média 2,13 leitos por mil habitantes por região de saúde, porém, também aqui há significativa disparidade entre as regiões de saúde. Há regiões com quase 3 leitos por mil habitantes, como Caminho das Águas (15) e Rota da Produção (20), enquanto há outras com menos de 1 leito por mil habitantes.

Ao analisar esses dados, no âmbito das macrorregiões de saúde esses números ficam significativamente mais homogêneo. A maioria das macrorregiões possuem mais de 2 leitos por mil habitantes, a única que fica abaixo desse número é a macrorregião da Serra. Isso pode novamente apontar que, apesar de haver disparidades de acesso a assistência de saúde secundária e terciária nas diferentes regiões de saúde, o sistema parece estar estruturado de forma hierarquizada para o acesso a esses cuidados na macrorregião que abrangem as diferentes regiões de saúde.

Quanto ao coeficiente de internação no sistema SUS por mil habitantes, não há grande discrepâncias entre as regiões, apresentando uma média de 75 internações a cada mil habitantes. As duas regiões que chamam mais atenção são as de Caxias e Hortênsias (23) e Portal das Missões (12) as quais apresentaram, em 2022, os menores coeficientes, menos de 53 internações por 1000 habitantes. Além disso, a

⁴ Município polo é o município com maior população da região de saúde ou da macrorregião.

região de Caminho das Águas teve mais de 115 internações por 1000 habitantes no período. Analisando a partir da escala macrorregional, verificamos que o padrão tende a ficar próximo ao das regiões de saúde, tendo destaque a macrorregião do Norte com um coeficiente maior que 88, e a Serra com um índice um pouco inferior a 60.

4.5 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Uma alternativa para harmonizar a descentralização com a hierarquização dos serviços de saúde é a regionalização, que consiste na delimitação de regiões e macrorregiões de saúde contíguas, visando garantir acesso integral e aprimorar a eficiência na prestação dos serviços. Isso ocorre por meio de uma coordenação mais eficaz dos serviços de saúde em nível regional, possibilitando economias de escala (Vargas *et al.*, 2015; Servo; Andrade; Amaral, 2021). Como aponta Machado (2009), o uso dos serviços de saúde é flexível, o que permite que as pessoas acessem benefícios mesmo sem morar ou contribuir em determinada área. No entanto, a demanda externa pode sobrecarregar os recursos locais, dificultando o acesso para os residentes. Isso gera um conflito entre municípios que oferecem serviços (exportadores) e aqueles que enviam pacientes (importadores). Para estabelecer redes de saúde equitativas, é necessário que esses municípios cooperem, sob coordenação dos governos estaduais.

Nesse sentido, utilizando dados de internações de pacientes no Sistema Único de Saúde do ano de 2022, foi possível calcular um índice de eficiência migratória possibilitando a classificação tanto das regiões de saúde, quanto das macrorregiões do Estado do Rio Grande do Sul de acordo com o perfil de atração ou envio de pacientes. Entre as 30 regiões de saúde do Estado, verificou-se que 14 possuem como característica a evasão de fluxos, 4 outras com característica de atração de fluxos e as demais, 12, com um equilíbrio no fluxo de pacientes. Quando observada a estrutura mais abrangente das macrorregiões, a maioria apresentou como característica um fluxo de internação de pacientes equilibrado. A macrorregião Centro-Oeste foi classificada como de evasão de pacientes e macrorregião Metropolitana de atração de pacientes.

Analisando os principais fluxos entre as macrorregiões, fica clara a força da macrorregião Metropolitana, basicamente mais de 50% dos fluxos entre as

macrorregiões possuem como destino a macrorregião onde está localizada a capital do Estado. Também foram identificados como fluxos relevantes os da macrorregião Centro-Oeste em direção a Missioneira e entre a macrorregião Missioneira e a Norte e o contrário também é observado para esse último fluxo, da macrorregião Norte para Missioneira.

Quando analisado o aspecto da acessibilidade dos pacientes para atendimentos em outras macrorregiões, verificou-se que o tempo de deslocamento não é importante para os pacientes que tem como destino atendimento a região Metropolitana. Essa região é onde está situada a capital do Estado, Porto Alegre, local onde está concentrado a rede hospitalar para atendimentos de maior complexidade do Estado, fator que explica esse resultado. No outro sentido, os demais fluxos entre as macrorregiões são influenciados pelo tempo de deslocamento e basicamente não se observa fluxos relevantes com deslocamento acima de 180 minutos.

Também foi possível visualizar a disponibilidade de leitos e o coeficiente de internação entres as diferentes dimensões administrativas, nas quais o sistema de saúde é organizado em plano estadual. Mostrou-se algumas discrepâncias de leitos em nível nas regiões de saúde e uma consolidação mais homogênea quando observamos para a estrutura macrorregional do sistema. Os coeficientes de internação também apresentaram algumas discrepâncias no nível mais específico, das regiões, e maior homogeneidade na escala macro.

Dessa forma, pode-se notar uma relevante disparidade no acesso a serviços de internação hospitalares nas diferentes regiões de saúde do Rio Grande do Sul. Todavia, quando o mesmo cenário é avaliado a partir da estrutura das macrorregiões de saúde, essa disparidade é bastante reduzida, verifica-se que mais de 96% dos pacientes são atendidos dentro de suas próprias macrorregiões de residência.

Essas questões apontam na direção das características assinaladas no Plano Estadual de Saúde 2020-2023 (Rio Grande do Sul, 2020), o qual verifica que os atendimentos ambulatoriais e principalmente hospitalares de maior complexidade devem estar inseridos em hospitais de referências nas macrorregiões, com capacidade de suprir a maioria da demanda desse tipo de atendimento da população da macrorregião delimitada, a partir da ideia de hierarquização.

Ou seja, os dados apontam que, apesar de, por vezes, os residentes de determinada região de saúde não possuem acesso ao serviço hospitalar na sua

região de origem, eles conseguem atendimento via sua macrorregião. Apesar desse aspecto gerar um custo ao paciente, por vezes com saúde debilitada e condição social vulnerável, se mostra uma saída racional e mais eficiente para a oferta de atendimento hospitalar, haja vista as características de custo e complexidade, que por vezes inviabilizam a existência de atendimento em todas as regiões de saúde do Estado.

4.6 REFERÊNCIAS

ALBUQUERQUE, Mariana Vercesi; VIANA, Ana Luiza d'Ávila; LIMA, Luciana Dias de; FERREIRA, Maria Paula; FUSARO, Edgard Rodrigues; IOZZI, Fabíola Lana. Desigualdades regionais na saúde: mudanças observadas no Brasil de 2000 a 2016. **Ciência & Saúde Coletiva**, Rio de Janeiro, v. 22, p. 1055-1064, 2017. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/141381232017224.26862016> Acesso em: 10 jan. 2022.

BARRETO, Irineu Francisco. Regionalização do atendimento hospitalar público na Região Metropolitana da Grande. **Saúde Sociedade**, São Paulo, v. 24, n. 2, p. 461-471, 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/S0104-12902015000200006> Acesso em: 6 jul. 2023.

CARVALHO, Andre Luis Bonifácio de; JESUS, Washington Luiz Abreu de; SENRA, Isabel Maria Vilas Boas. Regionalização no SUS: processo de implementação, desafios e perspectivas na visão crítica de gestores do sistema. **Ciência & Saúde Coletiva**, Rio de Janeiro, v. 22, p. 1155-1164, 2017. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/1413-81232017224.30252016> Acesso em: 12 fev. 2023.

HUBER, Stephan; RUST, Christoph. Calculate travel time and distance with OpenStreetMap data using the Open-Source Routing Machine (OSRM). **The Stata Journal**, United States, v. 16, n. 2, p. 416-423, 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.1177/1536867X1601600209> Acesso em: 15 jun. 2023.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Pesquisa nacional de saúde 2019**: acesso e utilização dos serviços de saúde, acidentes e violências: Brasil, grandes regiões e unidades da federação. Brasília, 2020.

LA FORGIA, Gerard Martin; COUTTOLENC, Bernard. **Hospital performance in Brazil**: the search for excellence. Geneva: World Bank, 2008.

LIMA, Luciana Dias de, QUEIROZ, Lúcia; MACHADO, Cristiani Vieira; VIANA, Ana Luiza d'Ávila. Decentralization and regionalization: dynamics and conditioning factors for the implementation of the Health Pact in Brazil. **Ciência & Saúde Coletiva**, Rio de Janeiro, v. 17, n. 7, p. 1903-1914, 2012. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/S1413-81232012000700030> Acesso em: 22 set. 2023.

LOPES, Jéssica de Souza. **Regionalização da saúde: fluxo de internações pelas condições sensíveis à atenção básica nos municípios brasileiros**. 2019. 80f. Dissertação (Mestrado em Saúde Coletiva) - Universidade de Brasília, Brasília, 2019. Disponível em: <http://icts.unb.br/jspui/handle/10482/34575> Acesso em: 19 out. 2023.

MACHADO, José Angelo. Pacto de gestão na saúde: até onde esperar uma "regionalização solidária e cooperativa"? **Revista Brasileira de Ciências Sociais**, São Paulo, v. 24, p. 105-119, 2009. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/S0102-69092009000300008> Acesso em: 13 jun. 2023.

OCKÉ-REIS, Carlos Octávio Organizador. SUS: avaliação da eficiência do gasto público em saúde. *In*: OCKÉ-REIS, Carlos Octávio (org.). **SUS: avaliação da eficiência do gasto público em saúde**. Brasília. IPEA/CONASS/OPAS, 2022. Cap. Apresentação, p. 11-18. Disponível em: <https://www.femipa.org.br/wp-content/uploads/2023/05/Avaliacao-da-eficiencia-do-gasto-publico-em-saude-WEB-FINAL.pdf> Acesso em: 12 dez. 2023.

OUVERNEY, Assis Mafort; RIBEIRO, José Mendes; MOREIRA, Marcelo Rasga. O COAP e a Regionalização do SUS: os diversos padrões de implementação nos estados brasileiros. **Ciência & Saúde Coletiva**, Rio de Janeiro, v. 22, p. 1193-1207, 2017. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/1413-81232017224.03002017> Acesso em: 15 out. 2023.

REIS, Ademar Arthur Chioro dos; SÓTER, Ana Paula Menezes; FURTADO, Lumena Almeida Castro; PEREIRA, Silvana Souza da Silva. Reflexões para a construção de uma regionalização viva. **Ciência & Saúde Coletiva**, Rio de Janeiro, v. 22, p. 1045-1054, 2017. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/1413-81232017224.26552016> Acesso em: 26 jun. 2023.

RIO GRANDE DO SUL. Secretaria de Estado da Saúde. **Plano Estadual de Saúde: 2020-2023**. Porto Alegre, 2020. Disponível em: <https://saude.rs.gov.br/upload/arquivos/202103/31105430-plano-estadual-de-saude-2020-2023.pdf> Acesso em: 13 nov. 2022.

ROCHA, Juan Stuardo Yazlle; MONTEIRO, Rosane Aparecida; MOREIRA, Marizélia Leão. Fluxo de hospitalização nos sistemas público e privado no estado de São Paulo. **Revista de Saúde Pública**, São Paulo, v. 49, 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/S0034-8910.2015049005696> Acesso em: 10 out. 2023.

SANTOS, Lenir; CAMPOS, Gastão Wagner de Sousa. SUS Brasil: a região de saúde como caminho. **Saúde e Sociedade**, São Paulo, v. 24, p. 438-446, 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/S0104-12902015000200004> Acesso em: 27 out. 2023.

SERVO, Luciana Mendes Santos; ANDRADE, Mônica Viegas; AMARAL, Pedro. Os caminhos da regionalização da saúde no Brasil: adequação e acesso geográfico nos anos 2000. **Planejamento e Políticas Públicas**, Brasília, v. 60, p. 13-41, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.38116/ppp60art1>. Acesso em: 16 set. 2023.

SILVA, Everton Nunes da; SOARES, Fernando Ramalho Gameleira; FRIO, Gustavo Saraiva; OLIVEIRA, Aimê; CAVALCANTE, Fabrício Vieira; MARTINS, Natália Regina Alves Vaz; OLIVEIRA, Klébya Hellen Dantas de; SANTOS, Leonor Maria Pacheco. Fluxo de internação por Covid-19 nas regiões de saúde do Brasil. **Saúde em Debate**, Rio de Janeiro, v. 45, p. 1111-1125, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/0103-11042021131131> Acesso em: 13 nov. 2023.

SILVA, Luciano Marchese. **O efeito das aglomerações no fluxo de pacientes no Sistema Único de Saúde entre os municípios brasileiros**. 2018. 55 f. Dissertação (Mestrado em Economia) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2018. Disponível em: <https://lume.ufrgs.br/handle/10183/187540> Acesso em: 17 ago. 2023.

VARGAS, Ingrid; PÉREZ, Amparo Susana Mogollón; UNGER, Jean-Pierre; SILVA, Maria Rejane Ferreira da; PAEPE, Pierre De; VÁZQUEZ, María-Luisa. Regional-based Integrated Healthcare Network policy in Brazil: from formulation to practice. **Health Policy and Planning**, United Kingdom, v. 30, n. 6, p. 705-717, 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.1093/heapol/czu048> Acesso em: 27 set. 2023.

XAVIER, Diego Ricardo; OLIVEIRA, Ricardo Antunes Dantas de; BARCELLOS, Christovam; SALDANHA, Raphael de Freitas; RAMALHO, Walter Massa; LAGUARDIA, Josué; VIACAVA, Francisco. As Regiões de Saúde no Brasil segundo internações: método para apoio na regionalização de saúde. **Cadernos de Saúde Pública**, Rio de Janeiro, v. 35, p. e00076118, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/0102-311X00076118> Acesso em: 19 out. 2023.

5 CONCLUSÃO

Esta tese investigou algumas limitações do setor de saúde pública brasileiro e procurou estratégias para melhorar a eficiência em pontos relevantes dessa estrutura. O trabalho está fundamentado na ideia de que, para o SUS continuar avançando, é fundamental realizar pesquisas que proponham e avaliem opções de políticas públicas para aprimorar a eficiência do sistema de saúde pública em áreas cruciais. Nesse sentido, foram analisados aspectos relacionados à eficiência técnica, especificamente quanto ao volume de procedimentos e a estrutura hospitalar brasileira. Em um segundo momento, foi estudado o problema do absenteísmo no atendimento primário de saúde no setor público. Por fim, investigou-se a configuração da estrutura regionalizada do setor público de saúde diante do fluxo de pacientes para o estado do Rio Grande do Sul.

O primeiro ensaio revelou uma relação inversa entre o aumento do volume de cirurgias de revascularização do miocárdio (CRM) e o número de óbitos intra-hospitalares associados a esse procedimento no SUS, em 2019. Esses achados sugerem a viabilidade de adotar uma política de volume mínimo para as CRMs, visando melhorar a eficiência hospitalar e potencialmente reduzir o número de óbitos. No entanto, é importante considerar que essa política pode prejudicar o acesso dos pacientes aos serviços hospitalares. Para avaliar os possíveis impactos na acessibilidade, foi simulada uma política hipotética de volume mínimo para as CRMs, revelando um aumento significativo no tempo médio de deslocamento dos pacientes para acessar o atendimento hospitalar. Além disso, observou-se variações nos impactos conforme a região de residência dos pacientes, sendo os residentes da região Norte do país os mais afetados. Portanto, enquanto os resultados destacam a importância de uma política de volume mínimo para as CRMs no SUS, ressaltam também a complexidade da sua implementação e a necessidade de considerar cuidadosamente os possíveis impactos no acesso dos pacientes, especialmente em diferentes contextos regionais.

O segundo ensaio buscou uma estratégia para abordar uma das principais fontes de ineficiência e desperdício de recursos na atenção básica de saúde pública no Brasil: o absenteísmo (Baptista *et al.*, 2021). Através da abordagem de algoritmos de aprendizado de máquina buscou-se prever se um determinado paciente irá faltar a

uma consulta agendada no SUS. Após testar vários algoritmos de aprendizado de máquina, foi constatado que é possível prever o não comparecimento de pacientes na especialidade de ginecologia do sistema público de saúde em São Paulo com uma precisão satisfatória. Entre os diversos algoritmos testados, o modelo de *Decision Tree* obteve o melhor desempenho, alcançando uma acurácia de 0,744 e uma AUC de 0,723. Apesar de ser um resultado satisfatório, acredita-se que ele poderá ser melhorado frente a obtenção de novas variáveis. A previsão do absentéismo utilizando algoritmos de aprendizado de máquina pode fornecer insights valiosos para políticas que visam otimizar a eficiência do sistema de saúde pública na atenção básica. Estratégias como o *overbooking*, que envolve a previsão de faltas e a abertura de vagas extras, e o contato direto com pacientes identificados como potenciais faltantes, têm o potencial de aumentar a taxa de ocupação dos horários agendados e reduzir as filas de espera. A implementação dessas políticas pode resultar em melhorias significativas no atendimento de saúde e na eficiência do sistema, como demonstrado por Reid *et al.* (2015) e Dustan *et al.* (2023).

Por fim, o último ensaio aborda, em três dimensões, a estruturação da saúde pública no Rio Grande do Sul, com foco nos fluxos de pacientes entre as macrorregiões e as regiões de saúde do Estado. Através da análise dos dados de internações no SUS em 2022, verificou-se uma disparidade significativa no acesso aos serviços hospitalares entre as diversas regiões de saúde do Rio Grande do Sul. No entanto, essa disparidade é consideravelmente amenizada quando observamos a situação com base nas macrorregiões de saúde. Os resultados revelaram uma predominância de regiões de saúde com evasão de pacientes quando comparamos as regiões de saúde que atraem pacientes. Apenas quatro regiões de saúde foram identificadas como atraindo pacientes, enquanto outras 14 foram caracterizadas pela saída de pacientes. No que diz respeito à acessibilidade, o tempo de deslocamento não é relevante para os fluxos em direção à macrorregião onde está localizada a capital do estado. No entanto, ele desempenha um papel significativo nos fluxos entre as demais macrorregiões do Rio Grande do Sul. Por fim, também se verificou uma disparidade da estrutura hospitalar entre as diferentes regiões de saúde do Rio Grande do Sul. Este ensaio oferece informações valiosas para os gestores públicos compreenderem melhor a estrutura de saúde pública no Rio Grande do Sul, visando

melhorar tanto o acesso da população aos serviços de saúde quanto à eficiência do atendimento pelo SUS.

Apesar da grande relevância da temática, os estudos voltados para eficiência no setor público de saúde se apresentam ainda como um campo fértil para ser explorado e um elemento fundamental para evolução do SUS. Nesse contexto, essa tese buscou contribuir com esse debate, de forma que se possa avançar na agenda brasileira de melhoria da eficiência do sistema público de saúde. A partir disso, almeja-se colaborar para o desenvolvimento de políticas públicas mais eficazes, sólidas e efetivas para o campo da saúde pública no Brasil.

REFERÊNCIAS

BANCO MUNDIAL. **Um ajuste justo**: análise da eficiência e equidade do gasto público no Brasil. Brasília, 2017. V.1. Disponível em: <https://www.worldbank.org/pt/country/brazil/publication/brazil-expenditure-review-report> Acesso em: 15 nov. de 2019.

BAPTISTA, Simone Cristina Paixão Dias; JULIANI, Carmen Maria Casquel Monti; LIMA, Stella Godoy Silva e; MARTIN, Luana Bassetto; SILVA, Karen Aline Batista da; CIRNE, Marina Ramos. O absenteísmo dos pacientes em consultas ambulatoriais: revisão integrativa da literatura. **Revista da Escola de Enfermagem da USP**, São Paulo, v. 55, e20200380, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/1980-220X-REEUSP-2020-0380> Acesso em: 20 dez. 2023.

DIELEMAN, Joseph; CHAPIN, Madeline; ELDRENKAMP, Abigail; FAN, Erika; HAAKENSTAD, Victoria; KATES, Annie; LI, Jannifer; MATYASZ, Zhiyin; MICAH, Taylor. Future and potential spending on health 2015–40: development assistance for health, and government, prepaid private, and out-of-pocket health spending in 184 countries. **The Lancet**, Netherlands v. 389, n. 10083, p. 2005-2030, 2017. Disponível em: [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(17\)30873-5](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(17)30873-5) Acesso em: 12 jan. de 2022.

DUNSTAN, Jocelyn; RODRÍGUEZ, Fabián Villena; SANCHEZ, Juan Pablo Hoyos; RIQUELME, Victor; RAMIREZ, Hector; PEYPOUQUET, Juan. Predicting no-show appointments in a pediatric hospital in Chile using machine learning. **Health Care Management Science**, Netherlands v. 26, n. 2, p. 313-329, 2023. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s10729-022-09626-z> Acesso em: 10 fev. de 2024.

GRAGNOLATI, Michele; LINDELOW, Magnus; COUTTOLENC, Bernard. **20 anos de construção do sistema de saúde no Brasil**: uma avaliação do Sistema Único de Saúde. Washington: The World Bank, 2013. Disponível em: <https://docs.bvsalud.org/biblioref/2019/11/818684/id705538.pdf>. Acesso em: 16 jan. 2023.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Pesquisa nacional de saúde 2019**: acesso e utilização dos serviços de saúde, acidentes e violências: Brasil, grandes regiões e unidades da federação. Brasília: 2020.

MACINKO, James; STARFIELD, Barbara; SHI, Leiyu. The contribution of primary care systems to health outcomes within Organization for Economic Cooperation and Development (OECD) countries, 1970–1998. **Health services research**, United Kingdom, v. 38, n. 3, p. 831-865, 2003. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/1475-6773.00149> Acesso em: 4 jun. 2023.

MARINHO, Alexandre; SANTOS, Maria Angelica Borges dos; CARDOSO, Simone Souza; BENEVIDES, Rodrigo Pucci de Sá e. Eficiência nas macrorregiões de saúde no Sistema Único de Saúde: uma abordagem comparativa–2008-2017. *In*: OCKÉ-REIS, Carlos Octávio (org.). **SUS**: avaliação da eficiência do gasto público em

saúde. Brasília: IPEA/CONASS/OPAS, 2022. Cap. 7, p. 197-281. Disponível em: <https://www.femipa.org.br/wp-content/uploads/2023/05/Avaliacao-da-eficiencia-do-gasto-publico-em-saude-WEB-FINAL.pdf> Acesso em: 12 dez. 2023.

OCKÉ-REIS, Carlos Octávio Organizador. SUS: avaliação da eficiência do gasto público em saúde. *In*: OCKÉ-REIS, Carlos Octávio (org.). **SUS**: avaliação da eficiência do gasto público em saúde. Brasília: IPEA/CONASS/OPAS, 2022. Cap. Apresentação, p. 11-18. Disponível em: <https://www.femipa.org.br/wp-content/uploads/2023/05/Avaliacao-da-eficiencia-do-gasto-publico-em-saude-WEB-FINAL.pdf> Acesso em: 12 dez. 2023.

REID, Mark; COHEN, Samunel; WANG, hank; KAUNG, Aung; PATEL, Anish; TASHJIAN, Vartan; WILLIAMS, Demetrius; MARTINEZ, Bibiana; SPIEGEL, Brennan. Preventing patient absenteeism: validation of a predictive overbooking model. **The American Journal of Managed Care**, United States, v. 21, n. 12, p. 902-10, 2015. Disponível em: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/26671702/> Acesso em: 16 set. 2023.

SANTOS, Maria Angelica Borges dos. Eficiência e ineficiência nos sistemas de saúde: a perspectiva internacional do debate. *In*: OCKÉ-REIS, Carlos Octávio (org.). **SUS**: avaliação da eficiência do gasto público em saúde. Brasília: IPEA/CONASS/OPAS, 2022a. Cap. 3, p. 82-108. Disponível em: <https://www.femipa.org.br/wp-content/uploads/2023/05/Avaliacao-da-eficiencia-do-gasto-publico-em-saude-WEB-FINAL.pdf> Acesso em: 10 dez. 2023.

SANTOS, Maria Angelica Borges dos. Explorando novos paradigmas para agregar valor ao SUS. *In*: OCKÉ-REIS, Carlos Octávio (org.). **SUS**: avaliação da eficiência do gasto público em saúde. Brasília: IPEA/CONASS/OPAS, 2022b. Cap. 4, p. 109-146. Disponível em: <https://www.femipa.org.br/wp-content/uploads/2023/05/Avaliacao-da-eficiencia-do-gasto-publico-em-saude-WEB-FINAL.pdf> Acesso em: 10 dez. 2023.

SERVO, Luciana Mendes Santos; ANDRADE, Mônica Viegas; AMARAL, Pedro. Os caminhos da regionalização da saúde no Brasil: adequação e acesso geográfico nos anos 2000. **Planejamento e Políticas Públicas**, Brasília, v. 60, p. 13-41, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.38116/ppp60art1>. Acesso em: 16 set. 2023.

TASCA, Renato; BENEVIDES, Rodrigo Pucci de Sá. SUS: desafios para tornar eficiente um sistema universal e subfinanciado. *In*: OCKÉ-REIS, Carlos Octávio (org.). **SUS**: avaliação da eficiência do gasto público em saúde. Brasília: IPEA/CONASS/OPAS, 2022a. Cap. 1, p. 41-59. Disponível em: <https://www.femipa.org.br/wp-content/uploads/2023/05/Avaliacao-da-eficiencia-do-gasto-publico-em-saude-WEB-FINAL.pdf> Acesso em: 10 dez. 2023.

**APÊNDICE A – HIPERPARÂMETROS DO MODELO DE DECISION TREE PARA
PREVISÃO DA FALTA DE PACIENTES EM CONSULTAS DE GINECOLOGIA NO
MUNICÍPIO DE SÃO PAULO ENTRE JANEIRO DE 2018 E JUNHO DE 2019**

Tabela 1 - Hiperparâmetros do modelo de Decision Tree para previsão da falta de pacientes em consultas de ginecologia no município de São Paulo entre janeiro de 2018 e junho de 2019

Hiperparâmetros	
ccp_alpha	0.0
class_weight	None
criterion	gini
max_depth	None
max_features	None
max_leaf_nodes	None
min_impurity_decrease	0.0
min_samples_leaf	1
min_samples_split	2
min_weight_fraction_leaf	0.0
monotonic_cst	None
random_state	123
splitter	best

Fonte: Elaboração própria.

APÊNDICE B – DESCRIÇÃO DAS MACRORREGIÕES, REGIÕES E OS MUNICÍPIOS PRESENTES EM CADA UMA DELAS

Quadro 1 - Descrição das macrorregiões, regiões e os municípios presentes em cada uma delas

Macrorregiões	Regiões	Municípios
Centro-Oeste	Verdes Campos	Agudo, Dilermando de Aguiar, Dona Francisca, Faxinal do Soturno, Formigueiro, Itaara, Ivorá, Júlio de Castilhos, Nova Palma, Paraíso do Sul, Pinhal Grande, Quevedos, Restinga Seca, Santa Maria, São João do Polêsine, São Martinho da Serra, São Pedro do Sul, São Sepé, Silveira Martins, Toropi e Vila Nova do Sul
	Entre Rios	Cacequi, Capão do Cipó, Itacurubi, Jaguarí, Jari, Mata, Nova Esperança do Sul, Santiago, São Francisco de Assis, São Vicente do Sul e Unistalda
	Fronteira Oeste	Alegrete, Barra do Quaraí, Itaqui, Maçambará, Manoel Viana, Quaraí, Rosário do Sul, Santa Margarida do Sul, Sant'Ana do Livramento, São Gabriel e Uruguaiana
Metropolitana	Belas Praias	Arroio do Sal, Capão da Canoa, Dom Pedro de Alcântara, Itati, Mampituba, Maquiné, Morrinhos do Sul, Terra de Areia, Torres, Três Cachoeiras, Três Forquilhas e Xangri-lá
	Bons Ventos	Balneário Pinhal, Capivari do Sul, Caraá, Cidreira, Imbé, Mostardas, Osório, Palmares do Sul, Santo Antônio da Patrulha, Tavares e Tramandaí
	Vale do Paranhana e Costa da Serra	Cambará do Sul, Igrejinha, Parobé, Riozinho, Rolante, São Francisco de Paula, Taquara e Três Coroas
	Vale dos Sinos	Araricá, Campo Bom, Dois Irmãos, Estância Velha, Ivoti, Lindolfo Collor, Morro Reuter, Nova Hartz, Portão, Novo Hamburgo, Presidente Lucena, Santa Maria do Herval, São José do Hortêncio, São Leopoldo e Sapiranga
	Vale do Caí e Metropolitana	Barão, Brochier, Canoas, Capela de Santana, Esteio, Harmonia, Maratá, Montenegro, Nova Santa Rita, Pareci Novo, Salvador do Sul, São José do Sul, São Pedro da Serra, São Sebastião do Caí, Sapucaia do Sul, Tabaí, Triunfo e Tupandi
	Carbonífera/ Costa Doce	Arambaré, Arroio dos Ratos, Barão do Triunfo, Barra do Ribeiro, Butiá, Camaquã, Cerro Grande do Sul, Charqueadas, Chuvisca, Dom Feliciano, Eldorado do Sul, General Câmara, Guaíba, Mariana Pimentel, Minas do Leão, São Jerônimo, Sentinela do Sul, Sertão Santana e Tapes
	Capital e Vale do Gravataí	Alvorada, Cachoeirinha, Glorinha, Gravataí, Porto Alegre e Viamão
Missioneira	Sete Povos das Missões	Bossoroca, Caibaté, Cerro Largo, Entre-Ijuís, Eugênio de Castro, Dezesseis de Novembro, Garruchos, Guarani das Missões, Mato Queimado, Pirapó, Porto Xavier, Rolador, Roque Gonzales, Salvador das Missões, Santo Ângelo, Santo Antônio das Missões, São Borja, São Luiz Gonzaga,

Macrorregiões	Regiões	Municípios
		São Miguel das Missões, São Nicolau, São Pedro do Butiá, Sete de Setembro, Ubiretama, Vitória das Missões
	Portal das Missões	Boa Vista do Cadeado, Boa Vista do Incra, Colorado, Cruz Alta, Fortaleza dos Valos, Ibirubá, Jacuizinho, Quinze de Novembro, Saldanha Marinho, Salto do Jacuí, Santa Bárbara do Sul, Selbach e Tupanciretã
	Diversidade	Ajuricaba, Augusto Pestana, Bozano, Campo Novo, Catuípe, Coronel Barros, Chiapetta, Condor, Crissiumal, Humaitá, Ijuí, Inhacorá, Jóia, Nova Ramada, Panambi, Pejuçara, Santo Augusto, São Martinho, São Valério do Sul e Sede Nova
	Fronteira Noroeste	Alecrim, Alegria, Boa vista do Buricá, Campinas das Missões, Cândido Godói, Doutor Maurício Cardoso, Giruá, Horizontina, Independência, Nova Candelária, Novo Machado, Porto Lucena, Porto Mauá, Porto Vera Cruz, Santa Rosa, Santo Cristo, São José do Inhacorá, São Paulo das Missões, Senador Salgado Filho, Três de Maio, Tucunduva e Tuparendi
Norte	Caminho das Águas	Alpestre, Ametista do Sul, Barra do Guarita, Bom Progresso, Caiçara, Cristal do Sul, Derrubadas, Erval Seco, Esperança do Sul, Frederico Westphalen, Iraí, Liberato Salzano, Novo Tiradentes, Palmitinho, Pinhal, Pinheirinho do Vale, Planalto, Rodeio Bonito, Seberi, Taquaruçu Do Sul, Tenente Portela, Tiradentes do Sul, Três Passos, Vicente Dutra, Vista Alegre e Vista Gaúcha
	Alto Uruguai Gaúcho	Aratiba, Áurea, Barão de Cotegipe, Barra do Rio Azul, Benjamin Constant do Sul, Campinas do Sul, Carlos Gomes, Centenário, Charrua, Cruzaltense, Entre Rios do Sul, Erebang, Erechim, Erval Grande, Estação, Faxinalzinho, Floriano Peixoto, Gaurama, Getúlio Vargas, Ipiranga do Sul, Itatiba do Sul, Jacutinga, Marcelino Ramos, Mariano Moro, Nonoai, Paulo Bento, Ponte Preta, Quatro Irmãos, Rio dos Índios, São Valentim, Severiano de Almeida, Três Arroios e Viadutos
	Planalto	Almirante Tamandaré do Sul, Camargo, Carazinho, Casca, Ciríaco, Coqueiros do Sul, Coxilha, David Canabarro, Ernestina, Gentil, Lagoa dos Três Cantos, Marau, Mato Castelhano, Montauri, Muliterno, Não-Me-Toque, Nicolau Vergueiro, Nova Alvorada, Passo Fundo, Pontão, Santo Antônio do Palma, Santo Antônio do Planalto, São Domingos do Sul, Serafina Corrêa, Sertão, Vanini, Victor Graeff, Vila Maria
	Araucárias	Água Santa, André da Rocha, Barracão, Cacique Doble, Capão Bonito do Sul, Caseiros, Ibiaçá, Ibiraiaras, Lagoa Vermelha, Maximiliano de Almeida, Paim Filho, Machadinho, Sananduva, Santa Cecília do Sul, Santo Expedito do Sul, São João da Urtiga, São José do Ouro, Tapejara, Tupanci do Sul e Vila Lângaro
	Botucaraí	Alto Alegre, Arvorezinha, Barros Cassal, Campos Borges, Espumoso, Fontoura Xavier, Ibirapuitã, Itapuca, Lagoão, Mormaço, Soledade, Tapera, Tio Hugo e Tunas
	Rota da Produção	Barra Funda, Boa Vista das Missões, Braga, Cerro Grande, Chapada, Constantina, Coronel Bicaco, Dois Irmãos das Missões, Engenho Velho, Gramado dos Loureiros, Jaboticaba, Lajeado do

Macrorregiões	Regiões	Municípios
		Bugre, Miraguaí, Nova Boa Vista, Novo Barreiro, Novo Xingu, Palmeira das Missões, Redentora, Ronda Alta, Rondinha, Sagrada Família, São José das Missões, São Pedro das Missões, Sarandi, Três Palmeiras e Trindade do Sul
Sul	Sul	Amaral Ferrador, Arroio do Padre, Arroio Grande, Canguçu, Capão do Leão, Cerrito, Chuí, Cristal, Herval, Jaguarão, Morro Redondo, Pedras Altas, Pedro Osório, Pelotas, Pinheiro Machado, Piratini, Rio Grande, Santa Vitória do Palmar, Santana da Boa Vista, São José do Norte, São Lourenço do Sul e Turuçu
	Pampa	Aceguá, Bagé, Candiota, Dom Pedrito, Hulha Negra e Lavras do Sul
Serra	Caxias e Hortênsias	Canela, Caxias do Sul, Gramado, Linha Nova, Nova Petrópolis e Picada Café
	Campos de Cima da Serra	Bom Jesus, Campestre da Serra, Esmeralda, Jaquirana, Monte Alegre dos Campos, Muitos Capões, Pinhal da Serra, São José dos Ausentes e Vacaria
	Vinhedos e Basalto	Bento Gonçalves, Boa Vista do Sul, Carlos Barbosa, Coronel Pilar, Cotiporã, Fagundes Varela, Garibaldi, Guabiju, Guaporé, Monte Belo do Sul, Nova Araçá, Nova Bassano, Nova Prata, Parai, Pinto Bandeira, Protásio Alves, Santa Tereza, São Jorge, União da Serra, Veranópolis, Vila Flores, Vista Alegre do Prata
	Uva Vale	Alto Feliz, Antônio Prado, Bom Princípio, Farroupilha, Feliz, Flores da Cunha, Ipê, Nova Pádua, Nova Roma do Sul, São Marcos, São Vendelino e Vale Real
Vales	Jacuí Centro	Arroio do Tigre, Caçapava do Sul, Cachoeira do Sul, Cerro Branco, Encruzilhada do Sul, Estrela Velha, Ibarama, Lagoa Bonita do Sul, Novo Cabrais, Passa Sete, Segredo e Sobradinho
	Vale do Rio Pardo	Candelária, Gramado Xavier, Herveiras, Mato Leitão, Pantano Grande, Passo do Sobrado, Rio Pardo, Santa Cruz do Sul, Sinimbu, Vale Verde, Vale do Sol, Venâncio Aires e Vera Cruz
	Vales e Montanhas	Anta Gorda, Arroio do Meio, Boqueirão do Leão, Canudos do Vale, Capitão, Coqueiro Baixo, Cruzeiro do Sul, Dois Lajeados, Doutor Ricardo, Encantado, Forquetinha, Ilópolis, Lajeado, Marques de Souza, Muçum, Nova Bréscia, Pouso Novo, Progresso, Putinga, Relvado, Roca Sales, Santa Clara do Sul, São José do Herval, São Valentim do Sul, Sério, Travesseiro, Vespasiano Correa
	Vale da Luz	Bom Retiro do Sul, Colinas, Estrela, Fazenda Vilanova, Imigrante, Paverama, Poço das Antas, Taquari, Teutônia, Westfália

Fonte: Elaborada pelo autor utilizando dados do Plano Estadual de Saúde 2020 – 2023.