

**UFRRJ**  
**INSTITUTO DE CIÊNCIAS SOCIAIS E APLICADAS**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA REGIONAL E**  
**DESENVOLVIMENTO**

**DISSERTAÇÃO**

**Análise Espacial do Programa Mais Médicos nos**  
**Municípios Brasileiros (2013 – 2023)**

**Rachel Alves da Silva**

**2025**

**UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO  
INSTITUTO DE CIÊNCIAS SOCIAIS E APLICADAS  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA REGIONAL E  
DESENVOLVIMENTO**

**Análise Espacial do Programa Mais Médicos nos  
Municípios Brasileiros (2013 – 2023)**

**RACHEL ALVES DA SILVA**

*Sob a orientação do Professor*  
**Dr. Bruno Silva de Moraes Gomes**

Dissertação de Mestrado apresentada  
como requisito parcial para obtenção do  
título de Mestre em Economia Regional  
e Desenvolvimento pelo Programa de  
Pós-Graduação em Economia Regional  
e Desenvolvimento da Universidade  
Federal Rural do Rio de Janeiro –  
UFRRJ.

Seropédica, RJ  
Janeiro de 2025

Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro  
Biblioteca Central / Seção de Processamento Técnico

Ficha catalográfica elaborada  
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

S586a Silva, Rachel Alves da, 1991-  
Análise Espacial do Programa Mais Médicos no  
Municípios Brasileiros (2013-2023) / Rachel Alves da  
Silva. - Rio de Janeiro, 2025.  
128 f.: il.

Orientador: Bruno Silva de Moraes Gomes.  
Dissertação(Mestrado). -- Universidade Federal Rural  
do Rio de Janeiro, Programa de Pós-Graduação em  
Economia Regional e Desenvolvimento, 2025.

1. Programa Mais Médicos. 2. Atenção Primária à  
Saúde. 3. Análise espacial. 4. Economia regional. I.  
Gomes, Bruno Silva de Moraes, 1988-, orient. II  
Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro.  
Programa de Pós-Graduação em Economia Regional e  
Desenvolvimento III. Título.

**UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO**  
**INSTITUTO DE CIÊNCIAS SOCIAIS E APLICADAS**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA REGIONAL E**  
**DESENVOLVIMENTO**

**RACHEL ALVES DA SILVA**

Dissertação submetida como requisito parcial para obtenção do grau de **Mestre em Economia Regional e Desenvolvimento** no Curso de Pós-Graduação em Economia Regional e Desenvolvimento.

DISSERTAÇÃO APROVADA EM 28/01/2025



Documento assinado digitalmente

**BRUNO SILVA DE MORAES GOMES**

Data: 04/02/2025 13:40:01-0300

Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

---

Prof. Dr. Bruno Silva de Moraes Gomes (Orientador)

PPGER/UFRRJ

Documento assinado digitalmente



**EVERLAM ELIAS MONTIBELER**

Data: 04/02/2025 13:33:25-0300

Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

---

Prof. Dr. Everlam Elias Montibeler

PPGER/UFRRJ

Documento assinado digitalmente



**MARIA VIVIANA DE FREITAS CABRAL**

Data: 05/02/2025 11:25:41-0300

Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

---

Prof<sup>a</sup> Dr<sup>a</sup> Maria Viviana de Freitas Cabral

PPGER/UFRRJ

Documento assinado digitalmente



**LUCAS EMANUEL DA SILVA**

Data: 05/02/2025 11:37:01-0300

Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

---

Prof. Dr. Lucas Emanuel da Silva

PPGER/UFRRJ

Documento assinado digitalmente



**MARCUS VINICIUS AMARAL E SILVA**

Data: 04/02/2025 13:45:42-0300

Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

---

Prof. Dr. Marcus Vinícius Amaral e Silva

PPGECON/UFPE

## **AGRADECIMENTOS**

Chegar ao final desta jornada de mestrado é um momento de profunda gratidão e reflexão. Este trabalho não seria possível sem o apoio, incentivo e contribuição de diversas pessoas que estiveram ao meu lado durante essa trajetória.

Em primeiro lugar, quero expressar meu sincero agradecimento aos meus amigos de turma. Vocês foram mais do que colegas; foram companheiros de desafios, trocas de ideias e momentos de descontração que tornaram essa experiência enriquecedora e inesquecível. O aprendizado que construímos juntos foi fundamental para o meu crescimento acadêmico e pessoal. Obrigado por estarem presentes nos momentos de dúvida e de celebração.

Um agradecimento especial e emocionado à minha mãe, Rosângela. Seu amor incondicional, sua força e sua dedicação foram a base que me permitiu chegar até aqui. Você sempre acreditou em mim, mesmo nos momentos em que eu mesma duvidava. Sua sabedoria e apoio foram o alicerce que me guiou em cada etapa deste caminho. Este trabalho é, em grande parte, dedicado a você, mãe, como uma pequena forma de retribuir todo o carinho e esforço que dedicou à minha formação.

Gostaria, ainda, de destacar minha profunda gratidão ao meu orientador, Prof. Dr. Bruno Gomes, cuja presença constante, dedicação e companheirismo foram fundamentais para a conclusão deste trabalho. Sua orientação precisa, paciência e estímulo intelectual foram essenciais para superar os desafios e aprimorar cada etapa desta pesquisa.

Por fim, aos professores e profissionais que, direta ou indiretamente, contribuíram para a realização deste trabalho, meu profundo reconhecimento. Cada ensinamento, crítica construtiva e sugestão oferecida foram peças-chave, enriquecendo não apenas a pesquisa, mas também a minha formação como profissional e pesquisadora.

Que este seja apenas o início de uma jornada de conquistas e realizações, sempre pautada pela gratidão a todos que me ajudaram a chegar até aqui.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

Com carinho,

Rachel Alves da Silva

## RESUMO

Este trabalho apresenta uma análise abrangente do Programa Mais Médicos (PMM) e suas implicações na saúde pública brasileira, abordando tanto a distribuição espacial dos médicos quanto os impactos do programa nas taxas de mortalidade. No primeiro artigo, investiga-se a distribuição espacial dos médicos do PMM nos municípios brasileiros entre 2013 e 2023, utilizando a Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE) e análise de clusters, revelando mudanças significativas na alocação dos médicos ao longo dos anos, especialmente em áreas carentes. O segundo artigo explora as implicações do PMM e da pandemia da COVID-19 nas taxas de mortalidade. Para analisar os efeitos do programa sobre a mortalidade geral, de idosos, infantil, na primeira infância, por causas evitáveis e por condições sensíveis à atenção primária, são aplicados modelos de painel espacial SAR, SEM e SDM. A pesquisa indica que, apesar do aumento geral das taxas de mortalidade durante a pandemia, o PMM teve um efeito positivo na redução da mortalidade infantil, primeira infância e por condições sensíveis à atenção primária, destacando sua importância na promoção da equidade em saúde. O terceiro e último artigo, analisa os impactos da saída dos médicos cubanos do PMM em 2018 em diferentes taxas de mortalidade nos municípios brasileiros. Utilizando o método Difference-in-Differences com estimador High-Dimensional Fixed Effects – HDFE, verifica-se impactos negativos substanciais, especialmente nas taxas de mortalidade geral e por causas evitáveis, destacando a vulnerabilidade das políticas públicas a mudanças político-administrativas não planejadas. Assim, esta dissertação contribui para a compreensão das dinâmicas espaciais na distribuição de médicos e seus efeitos sobre a saúde da população, oferecendo evidências empíricas que podem orientar futuras políticas públicas e intervenções no programa.

**Palavras-chaves:** Programa Mais Médicos (PMM), análise espacial, atenção primária à saúde, taxas de mortalidade.

## ABSTRACT

This paper presents a comprehensive analysis of the Mais Médicos Program (PMM) and its implications for public health in Brazil, addressing both the spatial distribution of physicians and the program's impact on mortality rates. The first article investigates the spatial distribution of PMM physicians in Brazilian municipalities between 2013 and 2023, using Spatial Data Exploratory Analysis (SDEA) and cluster analysis. It reveals significant changes in the allocation of physicians over the years, particularly in underserved areas. The second article explores the implications of the PMM and the COVID-19 pandemic on mortality rates. To analyze the program's effects on overall, elderly, infant, early childhood, avoidable causes, and conditions sensitive to primary care mortality, Spatial Panel models, including SAR, SEM and SDM, are applied. The research indicates that, despite the overall increase in mortality rates during the pandemic, the PMM had a positive effect on reducing infant mortality, early childhood mortality, and mortality from conditions sensitive to primary care, highlighting its importance in promoting health equity. The third and final article examines the impacts of the departure of Cuban doctors from the PMM in 2018 on different mortality rates in Brazilian municipalities. Using the Difference-in-Differences method with the High-Dimensional Fixed Effects (HDFE) estimator, substantial negative impacts are identified, particularly on overall and avoidable cause mortality rates, emphasizing the vulnerability of public policies to unplanned political-administrative changes. Thus, this dissertation contributes to the understanding of the spatial dynamics in the distribution of physicians and their effects on population health, providing empirical evidence that can guide future public policies and program interventions.

**Keywords:** More Doctors Program, spatial analysis, primary health care, mortality rates

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Mapas quantílicos do número de médicos ativos do PMM por mil habitantes (2013-2023).....	30
Figura 2 - Mapas de <i>Clusters</i> do número de médicos ativos do PMM por mil habitantes (2013 a 2023).....	34
Figura 3 - Número de médicos ativos do PMM no Brasil ao longo dos anos .....	35
Figura 4 - Mapa quantílico e mapa de <i>cluster</i> do número de equipes de saúde da família por mil habitantes em 2012.....	36
Figura 5 - Efeitos da saída dos médicos cubanos do PMM nas taxas de mortalidade .....	120



## **LISTA DE QUADROS**

Quadro 1 - Artigos que estudam relação do PMM com mortalidades .....	56
Quadro 2 - Estrutura do método DiD. ....	112

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Descrição dos quartis.....	27
Tabela 2 - I de Moran obtido por meio da matriz Rainha para a variável “número de .....	31
Tabela 3 - Descrição dos quartis para 2012.....	35
Tabela 4 - Descrição das variáveis utilizadas .....	59
Tabela 5 - Resultados das estimações por MQO dos modelos <i>pooled</i> , efeitos fixos e efeitos aleatórios.....	68
Tabela 6 - Resultados da estatística I de Moran .....	72
Tabela 7 - Resultados do Modelo Espacial Autorregressivo ( <i>Spatial Autoregressive Model - SAR</i> ) .....	73
Tabela 8 - Resultados do Modelo de Erro Espacial ( <i>Spatial Error Model – SEM</i> ).....	74
Tabela 9 - Resultados do Modelo Durbin Espacial ( <i>Spatial Durbin Model – SDM</i> ).....	75
Tabela 10 - Estatísticas descritivas das variáveis da Região Nordeste.....	86
Tabela 11 - Resultados das estimações por MQO dos modelos <i>pooled</i> , efeitos fixos e efeitos aleatórios para a Região Nordeste .....	88
Tabela 12 - Resultados das estatísticas I de Moran para a Região Nordeste.....	89
Tabela 13 - Resultados da estimação dos efeitos diretos, indiretos e totais para a Região Nordeste.....	91
Tabela 14 - Detalhamento das variáveis utilizadas no modelo. ....	110
Tabela 15 - Médias das variáveis de controle para cada grupo .....	113
Tabela 16 - Teste de tendências paralelas para o período pré-tratamento (2013-2017).....	116
Tabela 17 - Resultados do modelo DiD com estimador HDFE .....	117

# SUMÁRIO

<b>SUMÁRIO.....</b>	<b>8</b>
<b>INTRODUÇÃO .....</b>	<b>10</b>
<b>1. O PROGRAMA MAIS MÉDICOS TEM OCUPADO AS ÁREAS DESÉRTICAS DE MÉDICOS? UMA ANÁLISE ESPACIAL DE 2013 A 2023 .....</b>	<b>14</b>
1.1. Resumo.....	15
1.2. Abstract.....	15
1.3. Introdução .....	16
1.4. Referencial teórico.....	18
1.5. Metodologia.....	23
1.5.1. Base de dados.....	23
1.5.2. Métodos.....	23
1.6. Resultados e discussão.....	25
1.7. Conclusão .....	37
1.8. Referências bibliográficas .....	38
<b>APÊNDICES.....</b>	<b>43</b>
<b>APÊNDICE A – DIAGRAMAS DE DISPERSÃO DE MORAN UNIVARIADO (2012-2023) .....</b>	<b>44</b>
<b>APÊNDICE B – MAPAS DE SIGNIFICÂNCIA (2012-2023) .....</b>	<b>46</b>
<b>2. QUAL O IMPACTO DO PROGRAMA MAIS MÉDICOS NAS TAXAS DE MORTALIDADE DOS BRASILEIROS? UMA ANÁLISE EM PAINEL ESPACIAL (2012 A 2022).....</b>	<b>48</b>
2.1. Resumo.....	49
2.2. Abstract.....	49
2.3. Introdução .....	50
2.4. Referencial teórico.....	51
2.5. Metodologia.....	58
2.5.1. Base de dados.....	58
2.5.2. Métodos.....	60
2.6. Resultados e discussão.....	67
2.7. Conclusão .....	95
2.8. Referências bibliográficas .....	96
<b>3. RUPTURA NO PROGRAMA MAIS MÉDICOS: EFEITOS DA SAÍDA DOS MÉDICOS CUBANOS NAS TAXAS DE MORTALIDADE NOS MUNICÍPIOS BRASILEIROS .....</b>	<b>102</b>
3.1. Resumo.....	103
3.2. Abstract.....	103
3.3. Introdução .....	104
3.4. Referencial teórico.....	105
3.5. Metodologia.....	109
3.5.1. Base de dados.....	109
3.5.2. Métodos.....	111

3.6. Resultados e discussão.....	115
3.7. Conclusões.....	122
3.8. Referências bibliográficas .....	123
<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS.....</b>	<b>128</b>

## INTRODUÇÃO

A distribuição equitativa de profissionais de saúde, especialmente médicos, representa um desafio global que afeta diretamente a acessibilidade e a qualidade dos serviços oferecidos à população. No Brasil, o Programa Mais Médicos (PMM), instituído em 2013, surgiu como uma estratégia para mitigar as desigualdades no acesso a médicos, com foco em regiões remotas e vulneráveis. O programa busca não apenas ampliar a cobertura de saúde, mas também aprimorar a qualidade do atendimento nas áreas mais carentes do país.

A análise das políticas públicas de saúde no Brasil ao longo das últimas décadas revela um esforço contínuo para a promoção da equidade e a universalização do acesso aos serviços de saúde. O Sistema Único de Saúde (SUS), estabelecido pela Constituição Federal de 1988, é a pedra angular desse esforço, promovendo a integração de diversas iniciativas destinadas a enfrentar as desigualdades regionais na distribuição de recursos de saúde (Paim *et al.*, 2011). Uma dessas iniciativas de destaque é o Programa Mais Médicos (PMM), criado em 2013 com o objetivo específico de aumentar a presença de médicos em áreas carentes e melhorar a cobertura da atenção básica (Brasil, 2015; 2017).

A criação do PMM responde diretamente à escassez de médicos em regiões remotas e socioeconomicamente desfavorecidas, onde o acesso a serviços de saúde de qualidade é limitado (Separavich; Couto, 2020). O programa, estabelecido pela Lei nº 12.871/2013, visa a contratação de médicos brasileiros e estrangeiros para atuar em Unidades Básicas de Saúde (UBS) em municípios com escassez de profissionais, com um enfoque inicial significativo na contratação de médicos cubanos através de um acordo de cooperação com a Organização Pan-Americana da Saúde (OPAS) (Brasil, 2017).

Neste contexto, a importância da atenção primária à saúde (APS) é amplamente reconhecida na literatura, sendo considerada a principal porta de entrada e ponto central de conexão com toda a rede de atenção à saúde do SUS (Starfield; Shi; Macinko, 2005; Hone *et al.*, 2020). A APS abrange uma gama de intervenções que vão desde a promoção e proteção da saúde até o tratamento e reabilitação, com o objetivo de oferecer uma assistência integral que influencie positivamente o estado de saúde das populações (Brasil, 2024a). Sendo assim, o fortalecimento da APS é essencial para a redução das desigualdades regionais no sistema de saúde brasileiro, contribuindo para a melhoria dos indicadores de saúde, especialmente em áreas com maiores taxas de mortalidade (Vivas *et al.*, 2020).

A capacidade do PMM em aumentar a presença de médicos em áreas carentes é evidente. Entre 2013 e 2017, mais de 18.240 médicos atenderam 4.058 municípios e 34 distritos indígenas de saúde, expandindo o acesso à saúde e promovendo maior equidade e justiça social (Brasil, 2017). Além disso, a implementação do programa resultou em uma diminuição significativa no número de municípios enfrentando escassez de médicos, com uma redução de 53% na quantidade de municípios sem médicos de APS entre março de 2013 e setembro de 2015 (Girardi *et al.*, 2016).

Ademais, a relação entre a presença de médicos de APS e a melhoria dos indicadores de saúde é substancial. A expansão da cobertura da APS está associada à redução das taxas de mortalidade infantil e de mortalidade por condições sensíveis à atenção primária (Fontes *et al.*, 2018; Hone *et al.*, 2020).

Até 2017, médicos cubanos representavam mais de 60% do corpo médico do PMM, chegando a quase 80% na Região Nordeste em 2016 (Brasil, 2017; Nogueira *et al.*, 2016). Em 2018, o fim do acordo de cooperação entre Cuba e Brasil, motivado por mudanças políticas, deixou várias áreas remotas sem cobertura médica adequada (ABRASCO, 2018; OPAS, 2018). Para suprir essa lacuna, o programa Médicos pelo Brasil foi criado em 2019, priorizando a carreira pública médica, mas sem contemplar aspectos essenciais do PMM, como a infraestrutura das unidades de saúde e a revisão curricular nas escolas médicas (Biernath, 2020).

A pandemia de COVID-19 (2020-2022), no entanto, introduziu desafios adicionais ao sistema de saúde brasileiro, influenciando potencialmente os resultados das políticas de saúde em análise (Aquino *et al.*, 2020). Estudos indicam que a pandemia exacerbou problemas estruturais nas unidades de saúde e sobrecarregou os profissionais, destacando a necessidade de um sistema de saúde robusto e bem estruturado (Macedo *et al.*, 2023).

Assim, a análise das políticas de saúde no Brasil, com foco no PMM, revela um esforço contínuo para enfrentar as desigualdades regionais e melhorar o acesso aos serviços de saúde. A APS desempenha um papel crucial nesse contexto, promovendo a equidade e a universalidade no acesso aos serviços de saúde, e o PMM é uma iniciativa fundamental para alcançar esses objetivos. A utilização de métodos econométricos, como a análise em painel espacial, permite uma avaliação mais precisa dos impactos dessas políticas, contribuindo para a formulação de políticas públicas mais eficazes e justas.

O PMM constitui um marco na saúde pública brasileira, e sua avaliação é fundamental para orientar futuras iniciativas nacionais e internacionais. Assim, este estudo tem como objetivo analisar o programa ao longo de uma década, utilizando metodologias para investigar dois

aspectos centrais: i) a dispersão espacial dos médicos alocados pelo programa e ii) o impacto do PMM nas taxas de mortalidade da população.

As contribuições deste trabalho são diversas. Em primeiro lugar, ele oferece uma análise das intervenções governamentais na redução de desigualdades no acesso a profissionais de saúde. Do ponto de vista metodológico, destaca-se pelo uso de técnicas consolidadas na literatura, como a Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE), modelos de Painel Espacial e o método *Difference-in-Differences*, ainda pouco exploradas no contexto do PMM.

Além disso, os resultados deste estudo têm o potencial de influenciar políticas públicas, fornecendo evidências para embasar decisões relacionadas à alocação de recursos e ao planejamento de programas de saúde. Em termos de impacto social, a pesquisa pode demonstrar como políticas direcionadas podem promover melhorias significativas na saúde da população, reduzir desigualdades regionais e fortalecer o sistema de saúde.

Objetivando analisar espacialmente o Programa Mais Médicos (PMM), a distribuição geográfica de médicos e a evolução de taxas de mortalidade em municípios brasileiros, este estudo buscará:

Em seu primeiro capítulo, analisar padrões de aglomeração e dispersão dos médicos vinculados ao PMM ao longo do período de 2013 a 2023, utilizando Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE), com o intuito de identificar a trajetória da alocação geográfica dos recursos humanos em saúde;

No segundo capítulo, verificar, através da aplicação de modelos de painel espacial, como SAR, SEM e SDM, para o período de 2012 a 2022, a efetividade do PMM na redução das taxas de mortalidade em municípios participantes, ajustando os modelos para controlar os possíveis efeitos de espriamento desses impactos para áreas adjacentes;

No último capítulo, apresentar um ensaio que investigará o impacto da saída dos médicos cubanos do PMM com o rompimento do acordo de cooperação internacional entre Brasil e Cuba em 2018 no tratamento das morbimortalidades da população brasileira. Será utilizado o método econométrico *Difference-in-Differences*, adequado para comparar diferentes cenários após mudanças do programa.

O propósito deste estudo não é apenas compreender essas dinâmicas, mas também fornecer subsídios empíricos para o aprimoramento das políticas públicas de saúde, promovendo uma alocação mais equitativa de médicos e melhorando a qualidade do atendimento em saúde em regiões carentes. Ao atingir esses objetivos, espera-se contribuir significativamente para a literatura sobre a efetividade de programas de saúde pública e para a

formulação de estratégias mais robustas e sustentáveis no contexto da redução das disparidades regionais no Brasil.



# **1. O PROGRAMA MAIS MÉDICOS TEM OCUPADO AS ÁREAS DESÉRTICAS DE MÉDICOS? UMA ANÁLISE ESPACIAL DE 2013 A 2023**

## 1.1. Resumo

Este artigo investiga a distribuição espacial dos médicos do Programa Mais Médicos (PMM) nos municípios brasileiros entre 2013 e 2023. Utilizando a Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE), em particular a análise de *clusters*, observa-se um crescimento constante na densidade de médicos até 2017, seguido por uma queda acentuada em razão da saída dos médicos cubanos do programa, responsáveis por atender uma parcela expressiva das áreas mais necessitadas. A análise do índice de Moran identificou *clusters* do tipo alto-alto e baixo-baixo em regiões historicamente carentes de profissionais de saúde, destacando a persistência de desigualdades regionais, mas, por outro lado, um esforço em saná-las. A interrupção temporária do programa em 2018 agravou a escassez médica em municípios vulneráveis, enquanto sua reativação em 2023 sugere um esforço para superar falhas anteriores e melhorar o acesso à saúde. O PMM exemplifica como políticas públicas podem ser profundamente impactadas por decisões político-administrativas, influenciando diretamente sua continuidade e capacidade de atender populações em maior situação de vulnerabilidade.

**Palavras-chave:** Atenção primária à saúde, Programa Mais Médicos, análise espacial e distribuição de médicos.

## 1.2. Abstract

This article investigates the spatial distribution of physicians under the Programa Mais Médicos (PMM) across Brazilian municipalities between 2013 and 2023. Using Exploratory Spatial Data Analysis (ESDA), particularly *cluster* analysis, a consistent increase in physician density was observed until 2017, followed by a sharp decline due to the departure of Cuban physicians from the program, who were responsible for serving a significant portion of the most underserved areas. The Moran's Index analysis identified high-high and low-low clusters in regions historically underserved by healthcare professionals, highlighting the persistence of regional inequalities. The temporary discontinuation of the program in 2018 exacerbated the shortage of physicians in vulnerable municipalities, while its reactivation in 2023 suggests an effort to address past shortcomings and improve access to healthcare. The PMM exemplifies how public policies can be profoundly affected by political-administrative decisions, directly influencing their continuity and capacity to serve populations in situations of greater vulnerability.

**Keywords:** Primary healthcare, Mais Médicos Program, spatial analysis, distribution of doctors.

### 1.3. Introdução

O acesso à saúde nos municípios brasileiros assegura a equidade em saúde e aprimora a qualidade de vida das populações historicamente mais vulneráveis. A insuficiência de profissionais médicos em determinadas localidades representa um obstáculo significativo para o progresso da equidade em saúde, dado que essas comunidades são afetadas pela escassez de assistência médica apropriada (Separavich; Couto, 2020).

A cobertura universal em saúde representa uma meta abrangente que envolve a implementação de diversas medidas estruturais, possibilitando que os sistemas de saúde expandam o acesso e ofereçam serviços que atendam às demandas de saúde da população. Dentro das diversas abordagens para alcançar a cobertura universal, estudos indicam que a ênfase na melhoria da Atenção Primária à Saúde (APS) é crucial para fortalecer os sistemas de saúde. A APS de qualidade, conforme definido pela Organização Pan-Americana em Saúde (OPAS), garante o acesso oportuno de todas as pessoas aos serviços de saúde, sem discriminação, de acordo com suas necessidades. Isso inclui a coordenação eficaz para acesso a cuidados abrangentes, destacando a presença essencial de médicos nas equipes multidisciplinares (Kemper *et al.*, 2018).

Entretanto, o Relatório Demografia Médica da Associação Médica Brasileira (AMB) em parceria com a Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo (FMUSP), revelou que a distribuição de médicos no Brasil ainda é desigual, com concentração nas capitais e regiões metropolitanas. O estudo evidencia que em 2022, a estimativa média da razão de médicos por 1.000 habitantes era de 2,73, um aumento de 43% em relação a 2012. No entanto, essa média esconde grandes disparidades entre os diferentes grupos de municípios. Nas capitais, por exemplo, a razão médico/habitante era de 6,27, quase três vezes maior do que a média nacional. Já nos municípios do interior, a razão era de 2,27, e nas regiões metropolitanas, de 1,06 (Scheffer *et al.*, 2023).

Ainda de acordo com o relatório de Scheffer *et al.* (2023), 62% dos médicos do país atuam nas 49 cidades que possuem mais de 500 mil habitantes, que somadas concentram 32% da população brasileira. Enquanto nos 1.250 municípios menores (de até 5 mil habitantes), há 0,45 médicos para cada mil habitantes

Ademais, embora tenha havido um aumento da densidade de médicos por habitantes em todos os grupos de municípios, a desigualdade entre eles se manteve, pois nas capitais, o aumento foi de 51%, enquanto nos municípios do interior foi de 65%. Este cenário indica que, não obstante os progressos realizados, há a necessidade premente de empreender esforços

adicionais com o intuito de assegurar um acesso equitativo à atenção médica no Brasil (Scheffer *et al.*, 2023).

Nesse contexto, o Programa Mais Médicos (PMM) constitui-se como iniciativa de política pública implementada pelo governo federal brasileiro com o propósito central de ampliar o acesso à prestação de cuidados médicos de qualidade para a parcela da população previamente desatendida no país e prioritária para o Sistema Único de Saúde (SUS). A proposta do PMM é alcançar áreas periféricas das grandes cidades, municípios do interior do país e regiões isoladas, promovendo a efetiva universalização do acesso e a promoção do SUS e, consequentemente, colaborando com a redução de desigualdades regionais (Brasil, 2015).

Conforme estabelecido pelo Ministério da Saúde, o Programa Mais Médicos foi concebido com ênfase nos seguintes aspectos: a lacuna no provimento de profissionais médicos; a presença de um mercado de trabalho caracterizado por práticas predatórias e um contexto marcado por investimentos insuficientes nos profissionais de saúde; a necessidade de expandir o acesso ao SUS, visando a redução dos períodos de espera e a garantia de atendimento, especialmente aos grupos mais susceptíveis; a precariedade da infraestrutura das Unidades Básicas de Saúde (UBS); e a demanda por profissionais devidamente capacitados, motivados e com formação específica para desempenhar suas funções na esfera da Atenção Básica (Brasil, 2015).

Diante disso, nota-se que a distribuição equitativa de médicos nos serviços de saúde é um princípio fundamental para a garantia do acesso universal à saúde e da equidade no SUS. A falta de médicos em regiões vulneráveis pode dificultar o acesso à atenção primária à saúde, que é essencial para a prevenção de doenças e a promoção da saúde pública (Rech *et al.*, 2018).

Considerando a ampliação da disponibilidade de profissionais médicos no território brasileiro, decorrente da inauguração de novos cursos e do aumento de vagas que resultou, ao longo de uma década, em uma maior densidade de profissionais médicos, Scheffer *et al.* (2023) aponta a necessidade de investigações adicionais com o intuito de acompanhar possíveis repercussões futuras referentes a maior "interiorização" ou "desconcentração" de médicos no país.

Nesse sentido, este estudo propõe-se a analisar a dispersão dos médicos do Programa Mais Médicos no período de 2013 a 2023 nos municípios brasileiros por meio de Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE) no *software* GeoDa, com o objetivo de analisar padrões de aglomeração e/ou dispersão dos médicos do PMM ao longo dos anos. Em última análise, o estudo visa verificar se o Programa Mais Médicos contribuiu para a dispersão ou aglomeração da mão de obra médica no país. Ou ainda, se os médicos ao longo do tempo

formaram novos padrões de aglomeração nas regiões anteriormente desérticas da mão de obra médica e se essas aglomerações se mantiveram ao longo do tempo.

Além dessa introdução, esse artigo conta com cinco seções. São elas: segunda seção, composta do referencial teórico; na terceira seção, apresenta-se a metodologia, a origem e composição da base de dados; enquanto na quarta seção visualiza-se os resultados através de tabelas, mapas, bem como das suas respectivas explicações; na última e derradeira seção demonstra-se as considerações finais; e por fim, relata-se as referências bibliográficas.

#### **1.4. Referencial teórico**

O Programa Mais Médicos (PMM) foi criado em 2013 com o objetivo de ampliar o acesso à APS em áreas com carência de profissionais médicos no Brasil. Através da Lei nº 12.871/2013, o programa previa a contratação de médicos brasileiros e estrangeiros para atuarem em Unidades Básicas de Saúde (UBS) em municípios com escassez de profissionais.

A carência de médicos em regiões remotas e socioeconomicamente desfavorecidas limita o acesso da população mais vulnerável a serviços de saúde de qualidade. Assim, a necessidade de fortalecer a atenção primária à saúde expõe as desigualdades regionais no sistema de saúde brasileiro. No contexto de criação do PMM, áreas carentes sofriam com a falta de assistência médica adequada e com dificuldades no provimento de profissionais, especialmente em locais mais distantes e com menor infraestrutura (Separavich; Couto, 2020).

Pesquisas demonstram que o Brasil vinha experimentado um aumento no número de médicos até 2013, no entanto, essa melhoria nem sempre beneficiou de maneira homogênea todos os cidadãos brasileiros. Em 2013, os cidadãos residentes nas regiões geográficas do Sul e Sudeste do Brasil, contavam em média com uma proporção de profissionais médicos correspondente à aproximadamente o dobro daquela disponível para os habitantes das áreas do Norte, Nordeste e Centro-Oeste do país, excluindo-se o Distrito Federal. Ademais, os residentes nas capitais tinham, em média, uma proporção de médicos equivalente à aproximadamente o dobro daquela encontrada em outras localidades dentro do mesmo estado. Assim, percebe-se que o contexto de criação do PMM era de concentração de médicos nas áreas urbanas mais ricas do país, dificultando o acesso aos serviços de saúde para a população que vive em áreas subatendidas (Scheffer *et al.*, 2013).

O PMM foi fundamentado em três eixos estratégicos, conforme delineado na legislação que o instituiu. O primeiro eixo, denominado Provimento Emergencial, enfoca a necessidade premente de aprimoramento da atenção básica em saúde, especialmente em regiões

prioritárias do Sistema Único de Saúde (SUS). Este aspecto do programa visa integrar o ensino à prática profissional, através da inserção temporária de médicos em Equipes de Saúde da Família (eSF). Assim, tal estratégia não apenas visa garantir atenção adequada às populações dessas áreas, caracterizadas por maior carência e vulnerabilidade, mas também busca aperfeiçoar a formação dos profissionais envolvidos (Brasil, 2015).

O segundo eixo do programa, Investimento na Infraestrutura da Rede de Serviços Básicos de Saúde, concentra-se na melhoria das condições físicas e tecnológicas das unidades básicas de saúde (UBS). Isso abrange a construção de novas UBS, a reforma e ampliação das já existentes, bem como a implementação de tecnologias da informação e comunicação (Brasil, 2015).

Por fim, o terceiro eixo, relacionado à Formação Médica no Brasil, direciona-se para medidas de médio e longo prazos, visando a estruturação do sistema de formação médica. Este aspecto do programa propõe uma abordagem que vincula a criação de novos cursos de Medicina, tanto públicos quanto privados, a critérios claros de necessidade social. Além disso, estabelece mudanças nas regras para autorização de cursos privados, alinhadas às demandas do sistema de saúde nacional. São propostas ainda iniciativas para aprimoramento da qualificação na graduação e nas residências médicas, incluindo a criação do Cadastro Nacional de Especialistas para monitoramento e planejamento estratégico (Brasil, 2015).

O programa estabeleceu critérios para definição das áreas prioritárias como a presença de alta pobreza, baixo IDH, áreas localizadas no semiárido e na Amazônia, com população indígena e quilombola, e com dificuldade de recrutamento de médicos (Brasil, 2011). Nos dois primeiros anos, mais de 18.240 médicos, brasileiros e estrangeiros, atenderam 4.058 municípios e 34 distritos indígenas de saúde, expandindo o acesso à saúde e promovendo maior equidade e justiça social (Brasil, 2017).

O eixo provimento emergencial foi viabilizado por meio de pactos de cooperação como o 80º Termo de Cooperação entre o Ministério da Saúde brasileiro e a Organização Pan-Americana da Saúde (OPAS) que desenvolveu o Projeto “Acesso da População Brasileira à Atenção Básica em Saúde” e o 3º Termo de Ajuste ao 80º TC que promoveu o “Programa de Cooperação Técnica da Organização Pan-Americana da Saúde para a participação de médicos cubanos no Projeto Mais Médicos para o Brasil”. Desta forma, o programa é composto por médicos de instituições de educação superior brasileiras, médicos com diploma revalidado no Brasil e médicos intercambistas (Brasil, 2017).

Até 2017, médicos cubanos representavam mais de 60% do corpo médico do PMM (Brasil, 2017). No entanto, em 2018 o Ministério da Saúde Cubano anunciou o fim do acordo

de cooperação com o Brasil frente às mudanças e declarações do governo brasileiro com relação a possíveis alterações do termo de cooperação (Abrasco, 2018). Os acordos entre o Governo brasileiro e o cubano foram retomadas a partir de 2023.

Ao longo dos anos, o PMM passou por diversas alterações e adaptações. A legislação mais recente, a Lei nº 14.621/2023, institui a Estratégia Nacional de Formação de Especialistas para a Saúde no âmbito do programa e altera a Lei original, criando incentivos e regras para o PMM e o Exame Nacional de Revalidação de Diplomas Médicos Expedidos por Instituição de Educação Superior Estrangeira (Revalida) (Brasil, 2024c).

No que tange a Atenção Primária à Saúde (APS), ela constitui o ponto inaugural no sistema de saúde, caracterizando-se por uma gama de intervenções, tanto a nível individual quanto coletivo. Abrange desde a promoção e proteção da saúde até o tratamento e reabilitação, a APS visa oferecer uma assistência integral que influencie positivamente o estado de saúde das populações. Como principal porta de entrada e ponto central de conexão com toda a rede de atenção à saúde do SUS, deve aderir aos princípios fundamentais da universalidade, acessibilidade, continuidade do cuidado, integralidade da atenção, responsabilidade, humanização e equidade, desempenhando um papel crucial na organização do encaminhamento de serviços ao longo das redes de saúde (Brasil, 2024a).

Observa-se na literatura uma associação significativa entre o aumento da cobertura da APS e a redução do risco de morte, especialmente em áreas com maiores taxas de mortalidade basal. Essa relação estabelece que um maior acesso e utilização dos serviços de APS estão diretamente ligados a melhores resultados de saúde e a uma diminuição das taxas de mortalidade, especialmente em comunidades onde as necessidades de saúde são mais prementes e os recursos são escassos (Starfield; Shi; Macinko, 2005; Hone *et al.*, 2020; Vivas *et al.*, 2020).

Além disso, a APS assume um papel fundamental na mitigação das disparidades regionais, conforme evidenciado por pesquisas ao longo dos anos. Ao considerar as necessidades físicas, mentais e sociais dos indivíduos ao longo de suas vidas, a APS contribui para a prevenção de doenças, a detecção precoce de agravos, redução na progressão de infecções e a promoção da saúde em todas as fases da vida. Priorizando ações de promoção da saúde e prevenção de doenças, como campanhas de vacinação, educação em saúde e acompanhamento de grupos vulneráveis, a APS reduz a demanda por serviços hospitalares e procedimentos de alta complexidade, diminuindo os custos do sistema de saúde (Starfield *et al.*, 2005; O'Meara *et al.*, 2009; Macinko *et al.*, 2010; Rasella *et al.*, 2014; Hone *et al.*, 2020).

Assim, a APS impacta positivamente os grupos vulneráveis e os grupos étnicos minoritários, ressaltando seu papel crucial na promoção da equidade em saúde no Brasil e redução das desigualdades regionais (Hone *et al.*, 2017).

Após a implementação do PMM, houve um aumento considerável no número de médicos de APS (Girardi *et al.*, 2016; Hone *et al.*, 2020; Russo, 2021). Até julho de 2014, o programa conseguiu alocar 14.462 médicos em 3.785 municípios identificados como áreas de vulnerabilidade. As evidências apontam para uma diminuição de 53% na quantidade de municípios enfrentando escassez de médicos. Especificamente na região Norte, 91% dos municípios que sofriam com essa carência receberam profissionais, com uma média de aproximadamente cinco médicos por município (Santos *et al.*, 2015).

Estudos indicam ainda um aumento significativo na oferta de médicos em APS, com o número de municípios com escassez desses profissionais diminuindo de 1.200 para 777 entre março de 2013 e setembro de 2015 (Girardi *et al.*, 2016). Ademais, com uma média nacional aumentando de 3,45 para 3,93 médicos por 10.000 habitantes entre 2012 e 2016. Entre 2013 e 2017, a maioria dos municípios (81,0%) recebeu um médico do PMM (Hone *et al.*, 2020).

A distribuição espacial dos médicos antes e depois do PMM revela uma redução notável em municípios com carência desses profissionais. Em 2012, 43 municípios estavam sem médicos de APS, e 952 municípios possuíam menos de 2 médicos por 10.000 habitantes. Em contrapartida, em 2016, houve uma redução expressiva no número de municípios com elevada escassez de médicos, com uma diminuição de 70% nos municípios sem médicos e de 47% nos municípios com menos de 2 médicos por 10.000 habitantes (Russo, 2021).

Ao longo dos anos, o programa mostrou uma melhoria na precisão dos direcionamentos dos médicos, com 76,2% dos municípios vulneráveis sendo beneficiados em 2017. No entanto, embora tenha havido um aumento geral na disponibilidade de médicos nas áreas cobertas pelo PMM, a alocação dos médicos do programa não está necessariamente alinhada com as necessidades de saúde locais, visto que uma parcela substancial dos municípios beneficiados não se encaixava em nenhum critério de vulnerabilidade. Dessa forma, fica evidenciada a necessidade de revisão e aprimoramento das políticas de alocação de médicos do PMM para garantir que os recursos sejam direcionados de forma eficaz para as áreas mais necessitadas (Oliveira *et al.*, 2021).

Após a introdução do PMM, estudos mostram que houve uma redução imediata na mortalidade evitável, principalmente devido a reduções em doenças respiratórias, como influenza e pneumonia (Hone *et al.*, 2020) e redução da mortalidade infantil nos municípios com maior taxa de mortalidade infantil antes do programa (Bexson *et al.*, 2021).



Estudos sobre o PMM também têm revelado resultados amplamente positivos, especialmente no que tange ao eixo de provimento emergencial. Tais resultados convergem para a constatação de uma expansão significativa no acesso aos serviços de saúde e redução de hospitalizações (Fontes *et al.*, 2018; Mattos; Mazetto, 2019). Com a implementação do PMM, por exemplo, verificou-se uma redução de 2,9% nas internações ambulatoriais e de 3,7% nos custos durante o período de 2014 a 2017 (Maffioli *et al.*, 2019).

Comes *et al.* (2016) obteve resultados que demonstraram uma melhoria significativa no acesso e na disponibilidade dos serviços de saúde fornecidos pela Estratégia de Saúde da Família. Entre os destaques estão o acolhimento humanizado, a valorização da prática clínica, bem como a proatividade na resolução de problemas. Adicionalmente, observou-se a continuidade dos cuidados, a realização de visitas domiciliares e a integração efetiva de equipes multiprofissionais em redes de atendimento.

Além das contribuições mencionadas, o PMM proporcionou uma elevação no número de faculdades de medicina e vagas nos cursos de medicina, principalmente em regiões mais carentes do Brasil. Em 2013, das 268 faculdades de medicina do Brasil, 109 (40,7%) estavam localizadas na região Sudeste, a mais desenvolvida economicamente do país, enquanto apenas 22 (8,2%) estavam no Norte e 25 (9,3%) no Centro-Oeste (Santos *et al.*, 2017).

Durante o período de 2013 a 2016, um total de 70 novas faculdades de medicina, tanto públicas quanto privadas, foram estabelecidas, proporcionando 5.540 novas vagas para estudantes de medicina. Mais da metade dessas novas instituições (38; 54,3%) foram implantadas nas regiões menos desenvolvidas do Nordeste, Centro-Oeste e Norte, contribuindo para a redução das disparidades regionais (Santos *et al.*, 2017). Em todo o Brasil, de 2013 até 2022 foram abertas 2.329 novas vagas de medicina em média por ano, enquanto de 2003 até 2012, antes do início do PMM, 599 vagas eram criadas anualmente (Scheffer *et al.*, 2023).

Apesar do caráter emergencial do provimento de médicos seja transitório, o PMM lega a importante lição de que investir na APS, especialmente na Estratégia Saúde da Família (eSF), com equipes completas e a presença do médico de família e comunidade, é um dos pilares para consolidar e aprimorar o sistema de saúde. Assim, a estruturação adequada dos serviços de saúde, aliada às estratégias operacionais, não apenas facilita uma melhor atenção à saúde, mas também cria condições propícias para alcançar os melhores resultados na área (Kemper, 2018). Tais achados indicam que o PMM teve um papel essencial na incorporação de elementos de integralidade nas práticas de saúde, exercendo um impacto positivo na evolução da atenção básica à saúde (Comes *et al.*, 2016).

## 1.5. Metodologia

### 1.5.1. Base de dados

O estudo concentra-se no território brasileiro a nível municipal, utilizando-se a Divisão Político-Administrativa Brasileira – DPA que é constituída por 5572 geocódigos (IBGE, 2023). Trata-se de 8.510.417,771 km<sup>2</sup> de áreas territoriais cujo desenho da malha municipal foi atualizado em 2022 pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE por meio da Nota metodológica nº 01 – Informações Técnicas e Legais para Utilização dos Dados Publicados (IBGE, 2023a).

Para a condução do estudo empregou-se como base de dados – disponibilizada pelo Ministério da Saúde (MS) por meio de pedido de acesso à informação – a relação de profissionais médicos participantes do Programa Mais Médicos que iniciaram suas atividades em municípios do Brasil em datas compreendidas entre 2013 e 2023. Além das datas de início e fim das atividades, a base de dados apresenta informações sobre a nacionalidade e o município de atuação dos médicos. Ademais, a partir dos números de habitantes por município obtidos nos Censos de 2010 e 2022, calculou-se a variável número de médicos ativos por mil habitantes.

Para a análise espacial do período anterior ao início do Programa Mais Médicos (PMM), empregou-se os números de equipes de saúde da família existentes nos municípios em 2012. As equipes de Saúde da Família – eSF, são compostas por, no mínimo um médico generalista, ou especialista em Saúde da Família, ou médico de Família e Comunidade, um enfermeiro generalista ou especialista em Saúde da Família, um auxiliar ou técnico de enfermagem e agentes comunitários de saúde (Brasil, 2024b).

### 1.5.2. Métodos

Utilizou-se o *software* GeoDa para a realização da Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE) e geração de mapas quantílicos. A AEDE compreende um conjunto de técnicas destinadas à descrição e visualização de distribuições espaciais (autocorrelação espacial), à identificação de localidades espaciais atípicas ou discrepantes (outliers), à revelação de padrões de associação espacial, como aglomerados espaciais e *clusters* etc. Esta abordagem revela-se crucial para a análise de dados espaciais, uma vez que permite atingir uma compreensão mais aprofundada da distribuição dos fenômenos no espaço, possibilitando a detecção de padrões que poderiam não ser identificados por meio de análises convencionais (Almeida, 2012).

Para verificação da distribuição das densidades dos médicos nos municípios brasileiros, geraram-se mapas quantílicos os quais exibem a distribuição dos valores da variável

de interesse em categorias que apresentam a mesma quantidade de observações. Neste estudo empregou-se a divisão em quartis, ou seja, as observações da variável “número de médicos por mil habitantes” são divididas em quatro partes iguais. A utilização de quartis como medida de tendência central e dispersão é uma prática padrão em estatística descritiva. Os quartis são fundamentais para entender a distribuição dos dados (Freedman *et al.*, 1998).

Para a realização da AEDE, utilizaram-se métodos de estatística espacial, como o I de Moran local para autocorrelação espacial e os diagramas de dispersão de Moran. A estatística I de Moran é um coeficiente de autocorrelação que emprega a medida de auto covariância na forma de produto cruzado, variando entre -1 e 1. Este coeficiente indica o grau de associação espacial para um conjunto de dados, refletindo se áreas geograficamente próximas tendem a apresentar valores similares ou dispersos. O diagrama de dispersão de Moran facilita a visualização da autocorrelação e da variabilidade espacial dos dados (Almeida, 2012).

O diagrama de dispersão de Moran, é dividido em quatro quadrantes, os quais cada um corresponde a regiões que exibem variáveis de interesse com determinadas características (Almeida, 2012). Os quadrantes são discriminados a seguir:

- Alto-Alto (AA): representa o primeiro quadrante do gráfico. Representa o quadrante AA que corresponde a municípios que apresentam alto número de médicos do PMM, acima da média, e são circundados por municípios que também possuem alto número de médicos do PMM;
- Baixo-Alto (BA): representa o segundo quadrante do gráfico. Representa que o número de médicos do PMM localizado no quadrante BA correspondem a municípios que possuem um valor baixo da variável de interesse e são cercadas por regiões com alto valor;
- Baixo-Baixo (BB): representa o terceiro quadrante do gráfico. O quadrante BB corresponde a municípios que apresentam baixo número de médicos do PMM, abaixo da média, e são circundados por municípios que também possuem baixo número de médicos do PMM;
- Alto-Baixo (AB): representa o quarto quadrante do gráfico e corresponde a municípios que possuem alto valor do número de médicos do PMM e são cercados por municípios com número de médicos do PMM cujos valores são baixos.

Ademais, foram gerados e analisados os Mapas de *Cluster LISA (Local Indicators of Spatial Association)* cuja classificação é oriunda da associação das informações do diagrama de dispersão de Moran local e os resultados de significância das medidas de associação local. Esta ferramenta complementa a análise ao identificar *clusters* locais de dados similares ou dissimilares. Os indicadores LISA são úteis para detectar padrões de agrupamento espacial, apontando regiões onde a concentração de valores altos ou baixos é estatisticamente

significativa. Assim, o mapa de *cluster* LISA ajuda a identificar áreas que diferem significativamente do seu entorno, proporcionando uma compreensão mais detalhada das dinâmicas espaciais na região estudada (Anselin, 1996; Almeida, 2012).

A determinação da autocorrelação espacial depende do grau de vizinhança adotado para a análise da dependência espacial, sendo essencial a escolha criteriosa da matriz de pesos espaciais. Essa matriz descreve a estrutura de dependência entre as unidades geográficas e pode ser definida com base na contiguidade, distância geográfica ou critérios socioeconômicos (Almeida, 2012).

No presente estudo, a seleção da matriz mais adequada foi orientada pelo maior valor obtido no teste de autocorrelação espacial, utilizando a estatística I de Moran. Foram testadas as matrizes do tipo rainha, torre e k vizinhos (considerando 5, 7 e 10 vizinhos mais próximos), e a matriz rainha apresentou o maior índice de autocorrelação, apesar de bem próximos. Assim, todas as análises subsequentes adotaram essa configuração, por representar de forma mais precisa a interação espacial entre os municípios. A matriz de contiguidade do tipo rainha considera todos os vizinhos limítrofes vizinhos diretos.

## **1.6. Resultados e discussão**

Nesta seção serão apresentados os resultados referentes à verificação da distribuição espacial do número de profissionais médicos ativos por meio de mapas quantílicos e análises de autocorrelação espacial do total de médicos oriundos do Programa Mais Médicos (PMM) por município brasileiro. Todas as análises foram realizadas para os anos de 2013 a 2023.

A Tabela 1 apresenta as informações referentes à distribuição em quartis dos valores da variável número de médicos por mil habitantes, essenciais para a compreensão dos mapas quantílicos que as sucedem. Assim, é possível verificar a média, desvio padrão e os valores mínimos e máximos de cada quartil. A coluna "Sem dados" apresenta o número de municípios para os quais não há informações disponíveis sobre a presença de médicos do PMM ativos no período analisado, presumindo-se, portanto, que esses municípios não receberam profissionais do programa durante esse intervalo.

A partir da análise da descrição dos quartis é possível verificar uma tendência de crescimento nos valores máximos do quarto quartil entre 2013 e 2016, crescendo de 3.41 para 11.37 médicos para mil habitantes. Esse valor se mantém em 2017. Scheffer *et al.* (2013) destaca a discrepância regional na distribuição de médicos no Brasil, e os resultados sugerem

que o PMM pode ter sido efetivo na mitigação desse problema, pelo menos até 2016, proporcionando uma distribuição mais equitativa de recursos médicos.

Até 2017, os primeiros três quartis mostram pouca variação tanto na média quanto nos valores mínimos e máximos, indicando estabilidade na distribuição dos médicos ativos em muitas regiões. Esta estabilidade indica que o PMM mantinha uma base sólida de atendimento nas regiões menos desafiadoras, o que é consistente com os achados de Hone *et al.* (2020b), que demonstraram a associação entre a presença de médicos do PMM e a redução nas taxas de mortalidade em áreas com acesso prévio insuficiente a serviços de saúde.

Tabela 1 - Descrição dos quartis

Ano	Sem dados	Quartil	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
2013	3931	1º	0.0307	0.0130	0.0011	0.0504
		2º	0.0704	0.0119	0.0504	0.0916
		3º	0.1191	0.0192	0.0917	0.1577
		4º	0.2176	2.2946	0.1579	3.4117
2014	2359	1º	0.0538	0.0207	0.0012	0.0836
		2º	0.1098	0.0171	0.0836	0.1415
		3º	0.1810	0.0242	0.1417	0.2270
		4º	0.3047	0.4005	0.2272	7.9606
2015	2078	1º	0.0620	0.0229	0.0012	0.0942
		2º	0.0620	0.0229	0.0012	0.0942
		3º	0.1971	0.0263	0.1584	0.2506
		4º	0.3409	0.4479	0.2508	9.4769
2016	1804	1º	0.0729	0.0250	0.0012	0.1059
		2º	0.1025	0.0018	0.1002	0.1060
		3º	0.1786	0.0496	0.1002	0.2809
		4º	0.3756	0.5420	0.2811	11.3723
2017	1774	1º	0.0708	0.0243	0.0016	0.1012
		2º	0.1405	0.0211	0.1012	0.1762
		3º	0.2182	0.0278	0.1763	0.2737
		4º	0.3625	0.5329	0.2735	11.3723
2018	4693	1º	0.0095	0.0051	0.0002	0.0186
		2º	0.0297	0.0068	0.0187	0.0417
		3º	0.0573	0.0121	0.0417	0.0847
		4º	0.1401	0.1016	0.0848	0.8811
2019	4276	1º	0.0130	0.0075	0.0006	0.0264
		2º	0.0411	0.0097	0.0265	0.0588
		3º	0.0816	0.0143	0.0592	0.1129
		4º	0.1782	0.1072	0.1131	0.8811
2020	4274	1º	0.0130	0.0075	0.0006	0.0264
		2º	0.0410	0.0097	0.0265	0.0588
		3º	0.0816	0.0142	0.0592	0.1120
		4º	0.1773	0.1071	0.1121	0.8811
2021	3807	1º	0.0191	0.0089	0.0006	0.0320
		2º	0.0475	0.0098	0.0320	0.0655
		3º	0.0866	0.0147	0.0656	0.1202
		4º	0.1852	0.1028	0.1202	0.8811
2022	3732	1º	0.0205	0.0094	0.0006	0.0342
		2º	0.0496	0.0100	0.0342	0.0699
		3º	0.0906	0.0148	0.0700	0.1233
		4º	0.1911	0.1048	0.1234	0.8811
2023	1721	1º	0.0696	0.0264	0.0070	0.1082
		2º	0.1443	0.0220	0.1084	0.1847
		3º	0.2321	0.0313	0.1848	0.2920
		4º	0.3843	0.2325	0.2918	4.4738

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do IBGE e Ministério da Saúde.

A partir de 2018, no entanto, nota-se uma redução drástica nos valores associados ao quarto quartil, com uma queda acentuada no número máximo de médicos ativos reportados. Esta redução reflete as mudanças políticas e operacionais no PMM, especialmente em relação

à saída dos médicos cubanos em 2018 (Abrasco, 2018). Tais profissionais representavam em 2017 mais de 60% do corpo médico do PMM (Brasil, 2017), explicando, assim, a diminuição acentuada na capacidade do programa de manter a presença médica nas áreas anteriormente beneficiadas.

Observa-se ainda que os três primeiros quartis tendem a se estabilizar com médias baixas e variações mínimas, enquanto o quarto quartil demonstra maior variabilidade e tendência de crescimento, especialmente notável em 2023. A variabilidade destacada no quarto quartil é uma chamada para a necessidade de políticas de saúde adaptativas que possam responder de maneira eficiente às mudanças nas demandas de saúde locais. Conforme Girardi *et al.* (2016) sugerem, é crucial não apenas alocar médicos, mas também garantir que a distribuição seja alinhada com as necessidades locais reais, o que pode exigir uma análise contínua e ajustes nas estratégias de alocação para maximizar o impacto do programa.

A Figura 1 apresenta os mapas quantílicos da distribuição dos médicos do PMM pelos municípios brasileiros de 2013 a 2023. Os quartis se apresentam em quatro tonalidades da cor laranja, quanto mais escura, maior a densidade de médicos ativos na região no respectivo período. Os municípios identificados com a cor cinza, são aqueles para os quais não há informação a respeito da presença de médicos ativos do PMM, sendo assim classificados como sem dados.

Em 2013, verifica-se a ocorrência desses profissionais principalmente nos municípios da região norte do país, havendo também na Região Nordeste um quantitativo considerável se comparado com as demais regiões. Nessas regiões observa-se maior incidência das observações contidas nos primeiro, segundo e terceiro quartis. Esses resultados refletem diretamente as motivações e o contexto subjacente ao lançamento do programa e alinham-se com os relatos de Scheffer *et al.* (2013), que documentaram a discrepância na distribuição de médicos, sendo estas regiões as mais afetadas pela escassez relativa de profissionais.

A maioria dos municípios das regiões sudeste, centro-oeste e sul, não apresentaram observações, estando identificadas como sem dados. Este cenário pode indicar uma menor prioridade inicial dada a essas áreas, visto que os critérios para definição das áreas prioritárias seria a presença de alta pobreza, baixo IDH, áreas localizadas no semiárido e na Amazônia, com população indígena e quilombola, e com dificuldade de recrutamento de médicos (Brasil, 2011).

Nos mapas referentes aos anos de 2014 a 2017 verifica-se nas regiões norte e Nordeste uma maior incidência das observações contidas nos terceiro e quarto quartis. Nas regiões sudeste, centro-oeste e sul, percebe-se a redução de municípios classificados como sem dado e

uma maior incidência de observações pertencentes ao segundo, terceiro e quarto quartis. As observações são compatíveis com os resultados de Oliveira *et al.* (2021), que mostrou que o programa apresentou uma melhoria na precisão dos direcionamentos dos médicos ao longo do tempo, registrando em 2017, 76,2% dos municípios vulneráveis beneficiados. No entanto, o autor destaca que uma parcela relevante dos municípios beneficiados não se encaixava em nenhum critério de vulnerabilidade, evidenciando a necessidade de revisão e aprimoramento constantes das políticas de alocação de médicos do PMM.

No mapa referente ao ano de 2018, verifica-se um aumento generalizado de observações classificadas como sem dados em todas as regiões do país. Isto é, a maioria dos municípios de todas as regiões brasileiras não continham médicos ativos do PMM. Conforme mencionado anteriormente, em 2018, o Ministério da Saúde de Cuba anunciou o fim do acordo de cooperação com o Brasil, o que levou à saída de muitos médicos cubanos que representavam mais de 60% do corpo médico do PMM até então (Brasil, 2017; Abrasco, 2018).

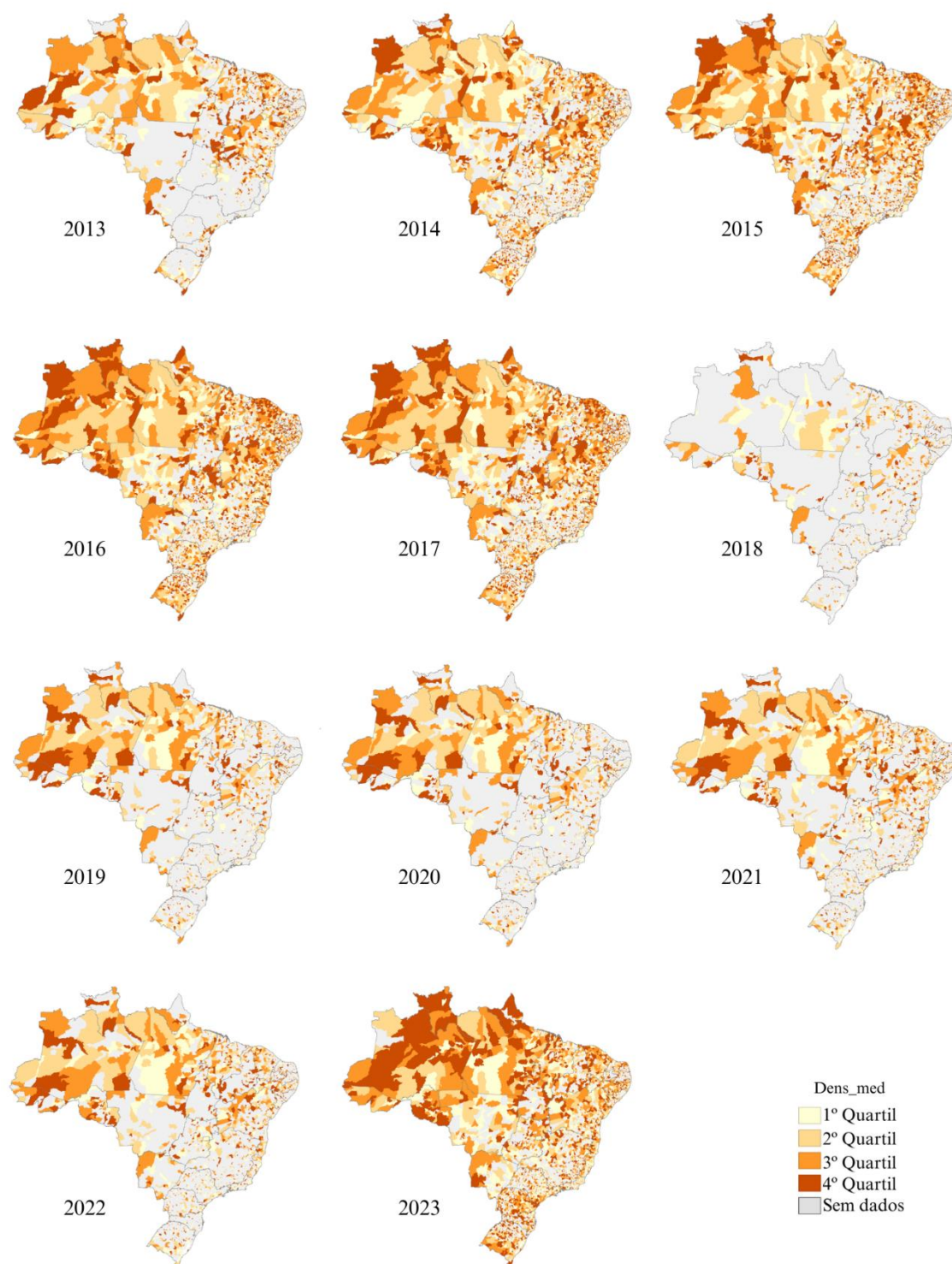
O cenário observado em 2018 reflete o movimento de descontinuação do PMM e representa um ponto de inflexão que pode ter comprometido os ganhos obtidos, evidenciando a fragilidade das políticas de saúde que não se consolidam como estruturas permanentes do sistema. As oscilações na continuidade do provimento de médicos nos serviços de APS colocam em risco as condições de saúde da população, especialmente em áreas historicamente desprovidas de recursos (Pinto Junior, Amorim e Aquino, 2020).

A partir de 2019 até 2022 verifica-se gradual redução do número de observações sem dados devido ao retorno dos médicos principalmente na região norte do país. Por outro lado, em 2023 observa-se um aumento relevante no número de municípios que apresentam médicos ativos do PMM em todas as regiões.

Verificando-se os dados do mapa, associados aos dados da Tabela 1, observa-se que 2023 é o ano que apresenta a menor incidência de municípios classificados como sem dados, refletindo o retorno do programa a partir da sanção da Lei nº 14.621, de 14/07/2023 (Brasil, 2023a). Com isso, o Ministério da Saúde divulgou a criação de novos processos seletivos destinados a profissionais e ao engajamento de municípios. Essas medidas incluem programas pioneiros, como a inserção de médicos em equipes destinadas a atender populações de rua e em estabelecimentos prisionais, bem como a expansão de oportunidades em regiões habitadas por povos indígenas (Brasil, 2023b).



Figura 1 - Mapas quantílicos do número de médicos ativos do PMM por mil habitantes (2013-2023)



Fonte: Elaborado a partir do Software GeoDa a partir de dados do IBGE e Ministério da Saúde.

A Tabela 2 apresenta os resultados dos I de Moran e suas respectivas significâncias com relação a cada ano do período analisado. Verifica-se que para todos os anos foram obtidos índices positivos e mais próximos de 1 do que de -1. Além disso, apesar das baixas magnitudes,

todos os valores se mostraram estatisticamente significativos, como pode ser observado por meio da coluna de p-valor. O I de Moran positivo indica que os dados estão concentrados ao longo das regiões e a maior proximidade dos valores do índice ao 1, sugerem uma forte concentração.

Tabela 2 - I de Moran obtido por meio da matriz Rainha para a variável “número de médicos ativos do PMM por mil habitantes” para o período de 2013 a 2023

Ano	I de Moran	p-valor
2013	0.085	0.001
2014	0.056	0.001
2015	0.049	0.001
2016	0.040	0.001
2017	0.039	0.001
2018	0.180	0.004
2019	0.159	0.002
2020	0.160	0.002
2021	0.197	0.002
2022	0.186	0.002
2023	0.103	0.001

Fonte: Elaboração própria.

O Mapa de *Cluster*, por sua vez (Figura 2), apresenta regiões identificadas com vermelho que pertencem à categoria de associação espacial Alto-Alto, o azul escuro identifica regiões classificadas na categoria Baixo-Baixo, o azul claro identifica regiões categorizadas como Baixo-Alto e a cor rosa identifica as regiões pertencentes à categoria de associação espacial Alto-Baixo.

As áreas em vermelho mostram *clusters* de associação espacial Alto-Alto, onde tanto o município quanto os seus vizinhos apresentam um número alto de médicos do PMM por mil habitantes. Isso pode indicar políticas bem-sucedidas de atração e retenção de médicos ou uma maior necessidade que está sendo atendida. Verifica-se este perfil de *cluster* em 2013 em pequenas regiões do Centro-Oeste e Nordeste, mais especificamente em municípios de Goiás que fazem fronteira com o Estado do Tocantins e pequenas áreas do Tocantins, Maranhão, Piauí, Rio Grande do Norte e Paraíba. Por outro lado, de 2014 a 2017, destaca-se o *cluster* presente no norte do Estado do Amazonas. Nesta região encontra-se o município de São Gabriel da Cachoeira onde ocorre a maior concentração indígena do Estado (Governo do Estado do Amazonas, 2016).

De 2018 a 2022, este tipo de *cluster* pode ser observado apenas em pequenas áreas do Norte, Nordeste e Centro-Oeste de forma pulverizada. No entanto, em 2023 grandes *clusters* Alto-Alto são observados no Amazonas, em Roraima e no Amapá.

Áreas em azul escuro representam *clusters* Baixo-Baixo, sugerindo que essas regiões e seus vizinhos têm um número baixo de médicos do PMM. Isso pode indicar uma falta de médicos ou uma distribuição desigual do PMM em relação a outras áreas. Destacam-se *clusters* desse tipo em 2018 no Estado do Amazonas, onde ocorre em três grandes áreas do território. De 2019 a 2022, destaca-se o *cluster* observado no Pará. Ressalta-se que em toda a série histórica observada, ocorrem *clusters* do tipo Baixo-Baixo em pequenas áreas do território nacional, principalmente no Sul e Sudeste.

As áreas em azul claro, por sua vez, correspondem a *clusters* Baixo-Alto, onde o município tem um número baixo de médicos, mas está cercado por áreas com um número alto. Este cenário pode ser reflexo de uma dinâmica de centralização de recursos em municípios vizinhos. Poucas regiões apresentam este tipo de *cluster*, destacando-se o município de São Gabriel da Cachoeira no Amazonas que apresenta *cluster* deste tipo a partir de 2019 até 2023.

Finalmente, as áreas em rosa representam *clusters* Alto-Baixo, com o município tendo um número alto de médicos, porém cercado por áreas com números baixos. Este padrão pode indicar um efeito de polarização onde certos municípios atraem médicos à custa de seus vizinhos. Este padrão de *cluster* aparece em menor quantidade em poucas regiões do país.

Analisando-se em conjunto os resultados apresentados na Figura 1, Figura 2 para o ano de 2023, bem como a Figura 3, observa-se expressivo aumento na densidade de médicos ativos do PMM no ano de 2023, onde também é possível observar a formação de *clusters* do tipo Alto-Alto principalmente na região Norte do país, indicando a presença desses médicos em regiões mais vulneráveis, como áreas de difícil acesso e elevada concentração indígena. De acordo com o Censo 2022, Amazonas, Roraima e Amapá apresentaram densidades demográficas de 2,53, 2,85 e 5,15 habitantes por metro quadrado, respectivamente, e sendo as duas primeiras as menores do território brasileiro. Apesar das baixas densidades demográficas, a Região Norte concentra 44,48% da população indígena do país. Ademais, a Terra Indígena Yanomami, localizada em território do Amazonas e Roraima, é a que apresentou o maior número de pessoas indígenas (27.152), seguida pela Raposa Serra do Sol (RR), com 26.176 habitantes indígenas, e pela Évare I (AM), com 20.177 (IBGE, 2023b).

Tal cenário se deve provavelmente à retomada do programa em 2023, no qual houve a sanção da Lei nº 14.621, de 14 de julho de 2023 que institui a Estratégia Nacional de Formação de Especialistas para a Saúde. O instrumento visa ampliar em 15 mil o número de médicos atuando na atenção básica do SUS, principalmente em regiões de maior vulnerabilidade. A lei também prioriza a formação dos profissionais com mestrado e especialização, assim como a

disponibilização de benefícios para atuação em locais de difícil provimento e pagamento da dívida do FIES (Brasil, 2023a; Brasil, 2023b).

Os dados do Painel de Monitoramento dos Programas de Provimento da Secretaria de Atenção Primária à Saúde (2024) evidenciam a grave situação da Região Norte, que apresenta a menor densidade média de médicos do país, com apenas 1,65 profissionais por mil habitantes. Estados como Amazonas, Acre e Roraima enfrentam sérias limitações estruturais, dificultando a implementação de serviços básicos de saúde. Essa região também se destaca pela elevada presença de territórios indígenas, nos quais a disponibilidade de médicos é ainda mais restrita.

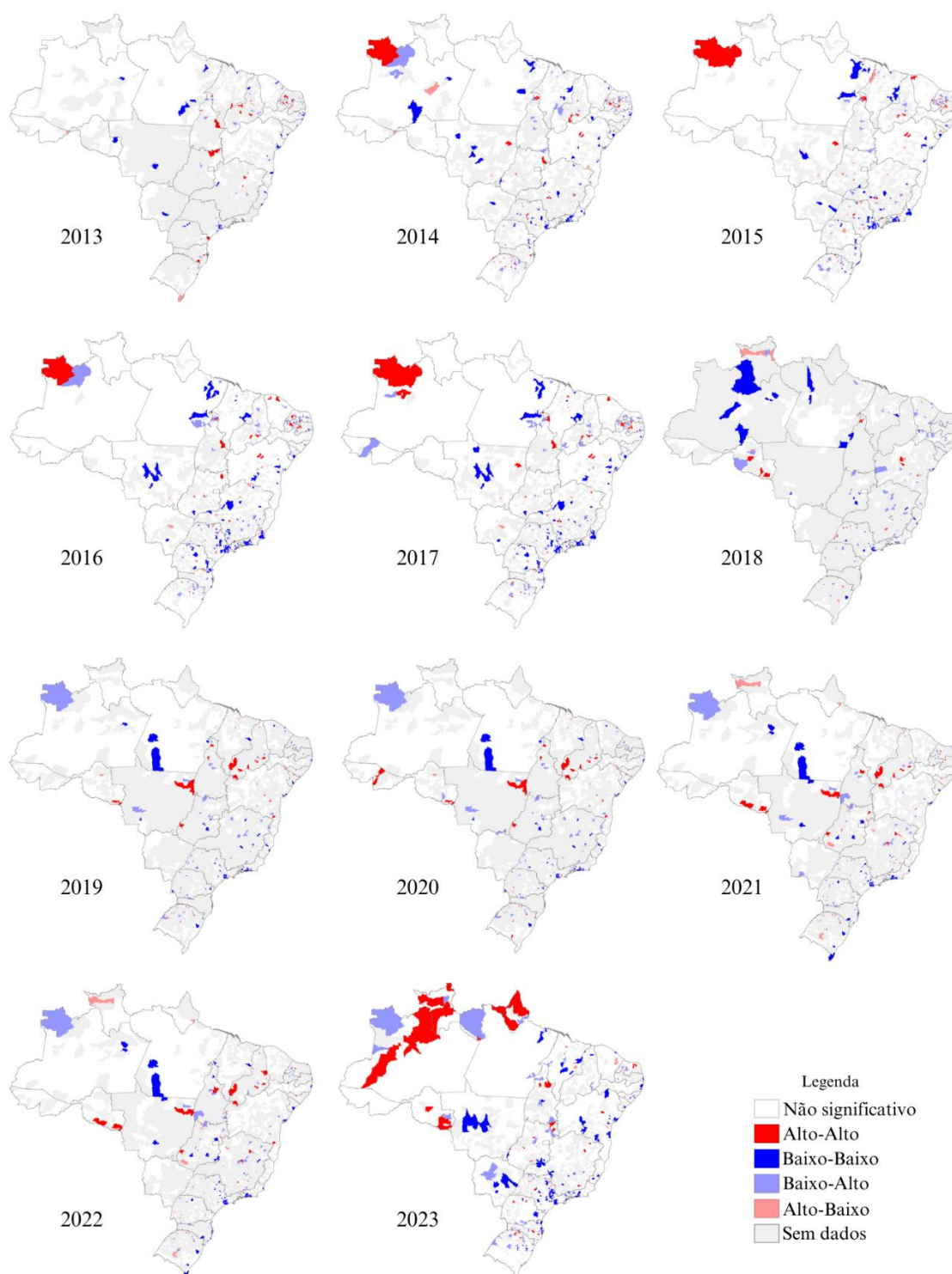
O Programa Mais Médicos (PMM) desempenhou um papel significativo ao alocar profissionais em áreas remotas, como o Alto Solimões e o Vale do Javari. No entanto, a ausência de infraestrutura hospitalar adequada e os desafios logísticos, incluindo o difícil acesso a essas localidades, prejudicam a efetividade dessas iniciativas.

Em áreas indígenas, como o Alto Rio Negro e o Vale do Javari, a assistência médica frequentemente depende quase exclusivamente do PMM e de equipes de saúde itinerantes. Apesar de o programa ter expandido a cobertura em algumas dessas regiões, persistem obstáculos relacionados à logística, como transporte e comunicação, que comprometem a continuidade e a qualidade dos serviços prestados.

Em 2007, o Brasil apresentava distribuição desigual dos médicos como um problema persistente, agravado por condições socioeconômicas adversas e barreiras de acesso. Indicadores, incluindo a razão população/médico, a mortalidade infantil e a proporção de domicílios na pobreza, revelavam uma concentração preocupante de escassez nas regiões Norte e Nordeste. Apesar de algumas políticas terem sido implementadas para enfrentar esta questão, como a Estratégia de Saúde da Família, os resultados indicavam que muitos municípios, especialmente aqueles não metropolitanos, continuavam a enfrentar uma escassez significativa.

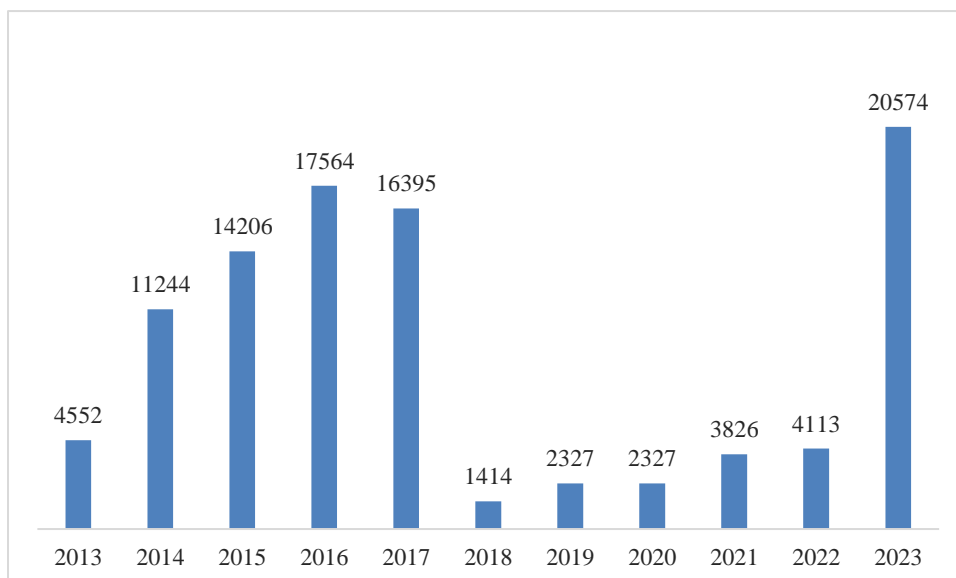
A análise de Girard *et al.* (2011) mostra que aproximadamente 14,1% dos municípios não metropolitanos apresentaram uma relação de mais de 3.000 habitantes por médico. Além disso, a escassez severa de médicos foi identificada em sete municípios, com um situado em Minas Gerais e os demais no Norte do país. Outros 88 municípios enfrentavam alta escassez, predominantemente nas regiões Norte e Nordeste, refletindo uma crise de acessibilidade que impacta negativamente a universalidade e a equidade de acesso aos cuidados de saúde garantidos pela constituição brasileira.

Figura 2 - Mapas de *Clusters* do número de médicos ativos do PMM por mil habitantes (2013 a 2023)



Fonte: Elaborado a partir do Software GeoDa a partir de dados do IBGE e Ministério da Saúde.

Figura 3 - Número de médicos ativos do PMM no Brasil ao longo dos anos



Fonte: Elaboração própria a partir de dados do IBGE e Ministério da Saúde.

A Tabela 3 apresenta a descrição dos quartis referentes à distribuição dos números de equipes de saúde da família por mil habitantes presentes nos municípios brasileiros em 2012, ano anterior à implementação do PMM.

Tabela 3 - Descrição dos quartis para 2012

Quartil	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
1º	0.1330	0.0706	0.0000	0.2131
2º	0.2741	0.0296	0.2132	0.3184
3º	0.3626	0.0233	0.3187	0.4014
4º	0.4496	0.0692	0.4014	1.2270

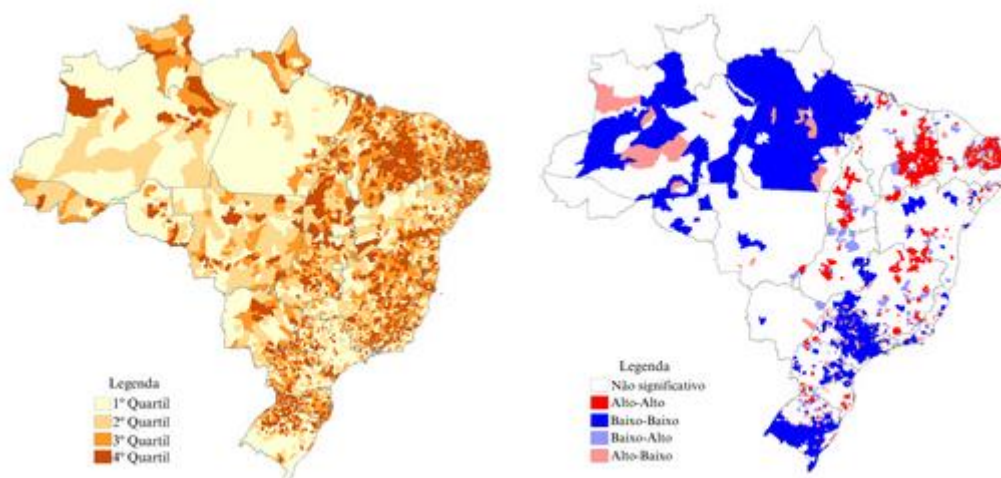
Fonte: Elaboração própria a partir de dados do IBGE e Ministério da Saúde.

Em análise conjunta da Figura 4 e Tabela 3, destaca-se o predomínio na Região Norte de observações pertencentes ao primeiro e segundo quartis. Nas demais regiões observa-se a presença de observações do terceiro e quarto quartis de maneira distribuída. Destaca-se o número baixo de equipes em municípios próximos à fronteira do Rio Grande do Sul com o Uruguai e em municípios da Bahia próximos aos limites de Tocantins e Piauí. O mesmo ocorre em municípios situados no Pantanal e Sudoeste do Mato Grosso do Sul.

Ainda na Figura 4, ao observar o mapa de *cluster* referente ao ano de 2012, verifica-se na Região Norte o predomínio do tipo Baixo-Baixo, o mesmo ocorre com os municípios dos Estados do Rio Grande do Sul e São Paulo.



Figura 4 - Mapa quantílico e mapa de *cluster* do número de equipes de saúde da família por mil habitantes em 2012



Fonte: Elaborado a partir do Software GeoDa a partir de dados do IBGE e Ministério da Saúde.

*Clusters* do tipo Alto-Alto podem ser observados de forma acentuada nos Estados do Piauí, Rio Grande do Norte e Paraíba. Ademais, *clusters* dos tipos Alto-Baixo e Baixo-Alto ocorrem em menor número pelo território brasileiro, destacando-se dois *clusters* do tipo Alto-Baixo no Estado do Amazonas.

Estes resultados acompanham Scheffer *et al.* (2013) no qual cita a Amazônia Legal – que abrange o Acre, Amapá, Amazonas, Mato Grosso, Pará, Rondônia, Roraima, Tocantins e Maranhão – como uma região que enfrenta significativas carências médicas, estando essa escassez ligada a fatores socioeconômicos adversos, como baixos índices de desenvolvimento humano (IDH), renda reduzida, limitações educacionais e insuficiências em saneamento. Ademais, a infraestrutura de serviços de saúde é precária, exacerbada pela baixa densidade populacional e vasta extensão territorial. A distância considerável de centros urbanos maiores, a falta de meios de transporte adequados e as dificuldades de comunicação complicam ainda mais o acesso, impondo desafios logísticos severos à região.

Ao analisar os mapas quantílicos do período de 2013 a 2023 e o mapa referente ao ano de 2012 observa-se o direcionamento de médicos do PMM para regiões nas quais observou-se números mais baixos de equipes de saúde da família, destacando-se os municípios da região Norte, sul do Estado do Rio Grande do Sul, norte da Bahia e a região do Pantanal no Mato Grosso.

Observa-se na Região Norte a presença de *clusters* do tipo Alto-Alto nos mapas de distribuição dos médicos do PMM onde, por outro lado, verificou-se *clusters* do tipo Baixo-

Baixo no mapa de distribuição de equipes de saúde da família em 2012. Desta forma, constata-se a mudança em padrões de concentração de médicos que atuam na atenção primária.

Assim como identificado neste estudo, pesquisas como Oliveira *et al.* (2015), Girardi *et al.* (2016), Hone *et al.* (2020b) e Russo (2021) também indicam que a implementação do PMM resultou em um aumento significativo no número de médicos atuantes na Atenção Primária à Saúde (APS).

Segundo Russo (2021), em 2012, 43 municípios estavam sem médicos de APS, e 952 municípios possuíam menos de 2 médicos por 10.000 habitantes, no entanto, em 2016, houve uma redução expressiva no número de municípios com elevada escassez de médicos, com uma diminuição de 70% nos municípios sem médicos e de 47% nos municípios com menos de 2 médicos por 10.000 habitantes.

Santos *et al.* (2015), por sua vez, aponta para uma redução de 53% no número de municípios com escassez de médicos e ressalta que na região Norte 91% dos municípios que enfrentavam carência de profissionais, alcançou uma média de cinco médicos por município, aproximadamente.

Girardi *et al.* (2016) verificou, ainda, um aumento relevante na oferta de médicos em APS, com o número de municípios com escassez desses profissionais diminuindo de 1.200 para 777 entre março de 2013 e setembro de 2015. Ademais, Hone *et al.* (2020b) indica que entre 2013 e 2017, 81,0% dos municípios recebeu um médico do PMM.

## **1.7. Conclusão**

O Programa Mais Médicos (PMM) teve um papel significativo na redução das disparidades regionais no acesso a profissionais médicos no Brasil, especialmente em regiões mais vulneráveis. A distribuição espacial dos médicos, analisada através de Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE), revelou padrões de aglomeração e dispersão dos médicos do PMM ao longo do período estudado, com um aumento notável na presença de médicos nas regiões Norte e Nordeste do país.

O estudo evidenciou que, apesar dos desafios enfrentados, como a necessidade de políticas mais robustas para a retenção de médicos, houve progressos significativos em direção à equidade no acesso à saúde. No entanto, mudanças nas lideranças políticas, como observado em 2018, com a saída dos médicos cubanos após uma mudança de governo, destacam a vulnerabilidade de políticas públicas às decisões político-administrativas. Esse episódio ilustra



como mudanças de direcionamento ideológico ou de prioridades governamentais podem impactar a continuidade e o desempenho de programas estruturantes como o PMM.

A análise também revela que a distribuição dos médicos do PMM não é uniforme, persistindo certa polarização. Regiões com altas concentrações de médicos frequentemente cercam-se de áreas com disponibilidade muito baixa, indicando uma dinâmica de centralização que pode mitigar parcialmente os efeitos positivos do programa. Essa concentração pode refletir uma série de desafios, incluindo políticas de alocação e critérios de distribuição que necessitam ser constantemente avaliados e ajustados para evitar reforçar as desigualdades preexistentes na distribuição de serviços de saúde.

É incontestável que políticas subsequentes do PMM e outras iniciativas governamentais necessitam priorizar a distribuição equitativa e estratégica de recursos médicos, focando nas reais necessidades de cada região, conforme indicado pelos dados espaciais. A análise de *clusters* e os padrões de associação espacial revelados pelos mapas LISA e os diagramas de dispersão de Moran fornecem informações sobre onde e como intensificar esforços para uma distribuição mais justa.

Por fim, este estudo ressalta a importância de uma infraestrutura de saúde robusta e adaptativa que possa responder eficientemente às mudanças e desafios no cenário de saúde pública. A continuidade e o aprimoramento do PMM são cruciais para garantir que os avanços no acesso à saúde sejam sustentáveis e que as futuras políticas de saúde pública sejam moldadas por uma compreensão profunda das dinâmicas espaciais e demográficas do Brasil. Ademais, o fortalecimento institucional e a despolitização das decisões sobre políticas públicas de saúde são necessários para assegurar que mudanças de liderança não comprometam os progressos obtidos em direção à equidade e universalidade do atendimento em saúde.

## 1.8. Referências bibliográficas

ALMEIDA, E. **Econometria espacial aplicada**. Campina, SP: Alínea, 2012.

ANSELIN, L. Interactive Techniques and Exploratory Spatial Data Analysis. **Regional Research Institute Working Papers**. 200. 1996. Disponível em: [https://researchrepository.wvu.edu/rri\\_pubs/200](https://researchrepository.wvu.edu/rri_pubs/200).

ABRASCO – ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE SAÚDE COLETIVA. **Nota Abrasco sobre a saída dos médicos cubanos do Mais Médicos**. 2018. Disponível em: <https://abrasco.org.br/nota-abrasco-sobre-saida-dos-medicos-cubanos-do-programa-mais-medicos-para-o-brasil/>. Acesso em: 30 mar. 2024.

Bexson, C., Millett, C., Santos, L.M.P. *et al.* Brazil's more doctors programme and infant health outcomes: a longitudinal analysis. **Human Resources for Health**, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1186/s12960-021-00639-3>.

BRASIL. **Lei nº 14.621, de 14 de julho de 2023**. Institui a Estratégia Nacional de Formação de Especialistas para a Saúde no âmbito do Programa Mais Médicos; e altera as Leis nºs 12.871, de 22 de outubro de 2013, 13.959, de 18 de dezembro de 2019, e 13.958, de 18 de dezembro de 2019, para criar novos incentivos e regras no âmbito do Projeto Mais Médicos para o Brasil e do Exame Nacional de Revalidação de Diplomas Médicos Expedidos por Instituição de Educação Superior Estrangeira (Revalida) e para transformar a Agência para o Desenvolvimento da Atenção Primária à Saúde (Adaps) em Agência Brasileira de Apoio à Gestão do SUS (AGSUS). **Diário Oficial da União**: edição extra. Brasília, DF: Presidência da República, [2023a]

BRASIL. Ministério da Saúde. **Atenção Primária: Sobre a secretaria**. Brasília, DF: MS, [2024?a]. Disponível em: <https://www.gov.br/saude/pt-br/composicao/saps>. Acesso em: 30 mar. 2024a.

BRASIL. Ministério da Saúde. **Programa mais médicos – dois anos: mais saúde para os brasileiros**. Brasília, DF: Ministério da Saúde, [2015]. 128p.

BRASIL. Ministério da Saúde. **Programa Mais Médicos**. Brasília: Ministério da Saúde, [2017].

BRASIL. Ministério da Saúde. Secretaria de Atenção Primária à Saúde. **Painéis de Indicadores da APS. Versão 1.0**. Brasília, DF: MS, [2024?b]. Disponível em: <<https://sisaps.saude.gov.br/painelsaps/saude-familia>>. Acesso em: 15 abr 2024.

BRASIL. Ministério da Saúde. **Programa Mais Médicos. Legislação**. Brasília, DF: MS, [2024?c]. Disponível em: <http://maismedicos.gov.br/legislacao>. Acesso em: 30 mar. 2024.

BRASIL. Ministério da Saúde. **Presidente Lula sanciona lei do Mais Médicos com criação de 15 mil novas vagas em 2023**. Brasília, DF: Ministério da Saúde, [2023b]. Disponível em: <<http://maismedicos.gov.br/noticias/384-presidente-lula-sanciona-lei-do-mais-medicos-com-criacao-de-15-mil-novas-vagas-em-2023>>. Acesso em: 09 abr. 2024.

BRASIL. **Portaria nº 1.377, de 13 de junho de 2011**. Estabelece critérios para definição das áreas e regiões prioritárias com carência e dificuldade de retenção de médico. Brasília, DF: Ministério da Saúde, [2011]. Disponível em: [https://bvsms.saude.gov.br/bvs/saudelegis/gm/2011/prt1377\\_13\\_06\\_2011.html](https://bvsms.saude.gov.br/bvs/saudelegis/gm/2011/prt1377_13_06_2011.html). Acesso em: 20 jan. 2025.

COMES Y., TRINDADE J. S., PESSOA V. M., BARRETO I. C. H. C., SHIMIZU H. E., DEWES D., ARRUDA C. A. M., SANTOS L. M. P. A implementação do Programa Mais Médicos e a integralidade nas práticas da Estratégia Saúde da Família. **Ciência & Saúde Coletiva**, 21 (09), set. 2016. DOI: 10.1590/1413-81232015219.15472016

FONTES, L. F. C., CONCEIÇÃO, O. C., JACINTO, P. A. Evaluating the Impact of Physicians' Provision on Primary Healthcare: evidence from Brazil's More Doctors Program. **Health Economics**, 27 (8), mai. 2018. DOI: <https://doi.org/10.1002/hec.3775>.

FREEDMAN, D.; PISANI, R.; PURVES, R. **Statistics**. 4ª ed. New York: Norton & Company, 1998. Disponível em: <https://homepages.dcc.ufmg.br/~assuncao/EstatCC/Slides/Extra/FPPExpObs.pdf>. Acesso em: 08 abr. 2024.

GIRARDI, S.N. *et al.* Impact of the Mais Médicos (More Doctors) Program in reducing physician shortage in Brazilian Primary Healthcare. **Ciência & Saúde Coletiva**, 21 (9), set. 2016. DOI: <https://doi.org/10.1590/1413-81232015219.16032016>.

GIRARDI, S.N. *et al.* Índice de escassez de médicos no Brasil: estudo exploratório no âmbito da Atenção Primária. In: Pieratoni, C. R., Poz, M. R. D., França, T. (org.). **O Trabalho em Saúde: Abordagens Quantitativas e Qualitativas**. Rio de Janeiro, RJ: CEPESC: IMS/UERJ: ObservaRH, 2011. p. 171-186. Disponível em [http://capacidadeshumanas.org/trajetoriainstitucionaldosus/wp-content/uploads/2017/11/Otrabalhoemsaudeabordagensquantitativas\\_Pierantoni.pdf](http://capacidadeshumanas.org/trajetoriainstitucionaldosus/wp-content/uploads/2017/11/Otrabalhoemsaudeabordagensquantitativas_Pierantoni.pdf). Acesso em: 10 mar 2024.

HONE, T. *et al.* Association between expansion of primary healthcare and racial inequalities in mortality amenable to primary care in Brazil: a national longitudinal analysis. **PLoS medicine**, mai. 2017. DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1002306>

HONE, T. *et al.* Primary healthcare expansion and mortality in Brazil's urban poor: A cohort analysis of 1.2 million adults. **PLoS Med**, v. 17, n. 10, e1003357, 2020a. DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1003357>.

HONE, T. *et al.* Impact of the Programa Mais médicos (more doctors Programme) on primary care doctor supply and amenable mortality: quasi-experimental study of 5565 Brazilian municipalities. **BMC Health Services Research**, 2020b. DOI: <https://doi.org/10.1186/s12913-020-05716-2>.

IBGE – INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Malha Municipal Digital e Áreas Territoriais 2022**: Nota metodológica n. 01. Rio de Janeiro, RJ: 2023a. Disponível em: <<https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv101998.pdf>>. Acesso em: 30 mar. 2024.

IBGE – INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Brasil tem 1,7 milhão de indígenas e mais da metade deles vive na Amazônia Legal**. Rio de Janeiro, RJ: 2023b. Disponível em:< <https://agenciadenoticias.ibge.gov.br/agencia-noticias/2012-agencia-de-noticias/noticias/37565-brasil-tem-1-7-milhao-de-indigenas-e-mais-da-metade-deles-vive-na-amazonia-legal>>. Acesso em: 12 abr. 2024

KEMPER, E.S. *et al.* Cobertura universal em saúde e o Programa Mais Médicos no Brasil. **Rev Panam Salud Publica**, v. 42, e1, 2018. DOI: <https://doi.org/10.26633/RPSP.2018.1>.

MACINKO, J. *et al.* Major Expansion Of Primary Care In Brazil Linked To Decline In Unnecessary Hospitalization. **Health Affairs**, v. 29 (12), 2010.

MAFFIOLI, M. E., HERNANDES ROCHA, T. A., VIVAS, G. *et al.* Addressing inequalities in medical workforce distribution: evidence from a quasi-experimental study in Brazil. **BMJ Global Health**, 2019; 4:e001827. DOI:10.1136/bmjgh-2019-001827.

MATTOS, E.; MAZETTO, D. Assessing the impact of more doctors' program on healthcare indicators in Brazil. **World Development**, v. 123, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2019.104617>.

OLIVEIRA, A. *et al.* Spatial distribution of the “Mais Médicos (More Doctors) Program” and social vulnerability: an analysis of the Brazilian metropolitan regions. **Human Resources for Health**, 18 (57), ago. 2020. DOI: <https://doi.org/10.1186/s12960-020-00497-5>.

O'MEARA, W.P. *et al.* The impact of primary health care on malaria morbidity – defining access by disease burden. **Tropical Medicine and International Health**, v. 14, n. 1, p. 29–35, jan. 2009. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1365-3156.2008.02194.x>.

OPAS – ORGANIZAÇÃO PAN-AMERICANA DA SAÚDE. Mais Médicos: profissionais cubanos da cooperação internacional sairão do Brasil até 12 de dezembro. **Organização Mundial da Saúde**, 2018. Disponível em: <https://www.paho.org/pt/noticias/19-11-2018-mais-medicos-profissionais-cubanos-da-cooperacao-internacional-sairao-do-brasil>. Acesso em: 09 set. 2024.

ÖZÇELİK, E. A.; MASSUDA, A.; MCCONNELL, M.; CASTRO, M. C. Impact of Brazil's More Doctors Program on hospitalizations for primary care sensitive cardiovascular conditions. **SSM-Population Health**, v. 12, dez. 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.ssmph.2020.100695>. Acesso em: 11 jul. 2024.

PAINEL DE MONITORAMENTO DOS PROGRAMAS DE PROVIMENTO DA SECRETARIA DE ATENÇÃO PRIMÁRIA À SAÚDE. Brasília, DF: Ministério da Saúde, 2024. Disponível em: <https://www.gov.br/saude/pt-br/composicao/saps/mais-medicos/painel>. Acesso em 09 set. 2024.

PINTO JUNIOR E.P.; AMORIM L. D. A. F.; AQUINO R. Programa Mais Médicos: contexto de implantação e efeito no provimento de médicos na atenção primária à saúde no Brasil, 2008 a 2016. **Rev Panam Salud Publica**, 44:e23, 2020. DOI: <https://doi.org/10.26633/RPSP.2020.23>

RASELLA, D. *et al.* Impact of primary health care on mortality from heart and cerebrovascular diseases in Brazil: a nationwide analysis of longitudinal data. **BMJ**, v. 348, g4014, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1136/bmj.g4014>.

RECH, M.R.A. *et al.* Qualidade da atenção primária no Brasil e associação com o Programa Mais Médicos. **Rev Panam Salud Publica**, v. 42, e164, 2018. DOI: <https://doi.org/10.26633/RPSP.2018.164>.

RUSSO, L.X. Effect of More Doctors (Mais Médicos) Program on geographic distribution of primary care physicians. **Ciência & Saúde Coletiva**, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1590/1413-81232021264.26932020>.

SANTOS, L.M.P. *et al.* Implementation research: towards universal health coverage with more doctors in Brazil. **Bull World Health Organ**, v. 95, 2017, p. 103–112. DOI: <http://dx.doi.org/10.2471/BLT.16.178236>.

SANTOS, L.M.P. *et al.* Programa Mais Médicos: uma ação efetiva para reduzir iniquidades em saúde. **Ciência & Saúde Coletiva**, 2015. DOI: 10.1590/1413-812320152011.07252015.

SCHEFFER, M. *et al.* Demografia Médica no Brasil 2023. São Paulo, SP: **FMUSP, AMB**, 2023. 344p. ISBN 978-65-00-60986-8. Disponível em: [https://amb.org.br/wp-content/uploads/2023/02/DemografiaMedica2023\\_8fev-1.pdf](https://amb.org.br/wp-content/uploads/2023/02/DemografiaMedica2023_8fev-1.pdf). Acesso em: 10 jan. 2024.

SCHEFFER, M. *et al.* Demografia Médica no Brasil, v. 2. São Paulo, SP: **Conselho Regional de Medicina do Estado de São Paulo; Conselho Federal de Medicina**, 2013, 256p. Disponível em: <https://www.cremesp.org.br/pdfs/DemografiaMedicaBrasilVol2.pdf>. Acesso em: 10 jan. 2024.

SEPARAVICH, M.A.; COUTO, M.T. Programa Mais Médicos: revisão crítica da implementação sob a perspectiva do acesso e universalização da atenção à saúde. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 26, n. Supl. 2, 2021, p. 3435-3446. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/csc/a/yXM6mFq3xDhBPNQCpGRDpBv/>. Acesso em: 15 jan. 2024.

STARFIELD, B.; SHI, L.; MACINKO, J. Contribution of Primary Care to Health Systems and Health. **The Milbank Quarterly**, v. 83, n.3, 2005, p. 457-502. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1468-0009.2005.00409.x>.

VIVAS, G. *et al.* Mortality associated with alternative policy options for primary care and the Mais Médicos (More Doctors) Program in Brazil: forecasting future scenarios. **Rev Panam Salud Publica**, v. 44, e31, 2020. DOI: <https://doi.org/10.26633/RPSP.2020.31>.

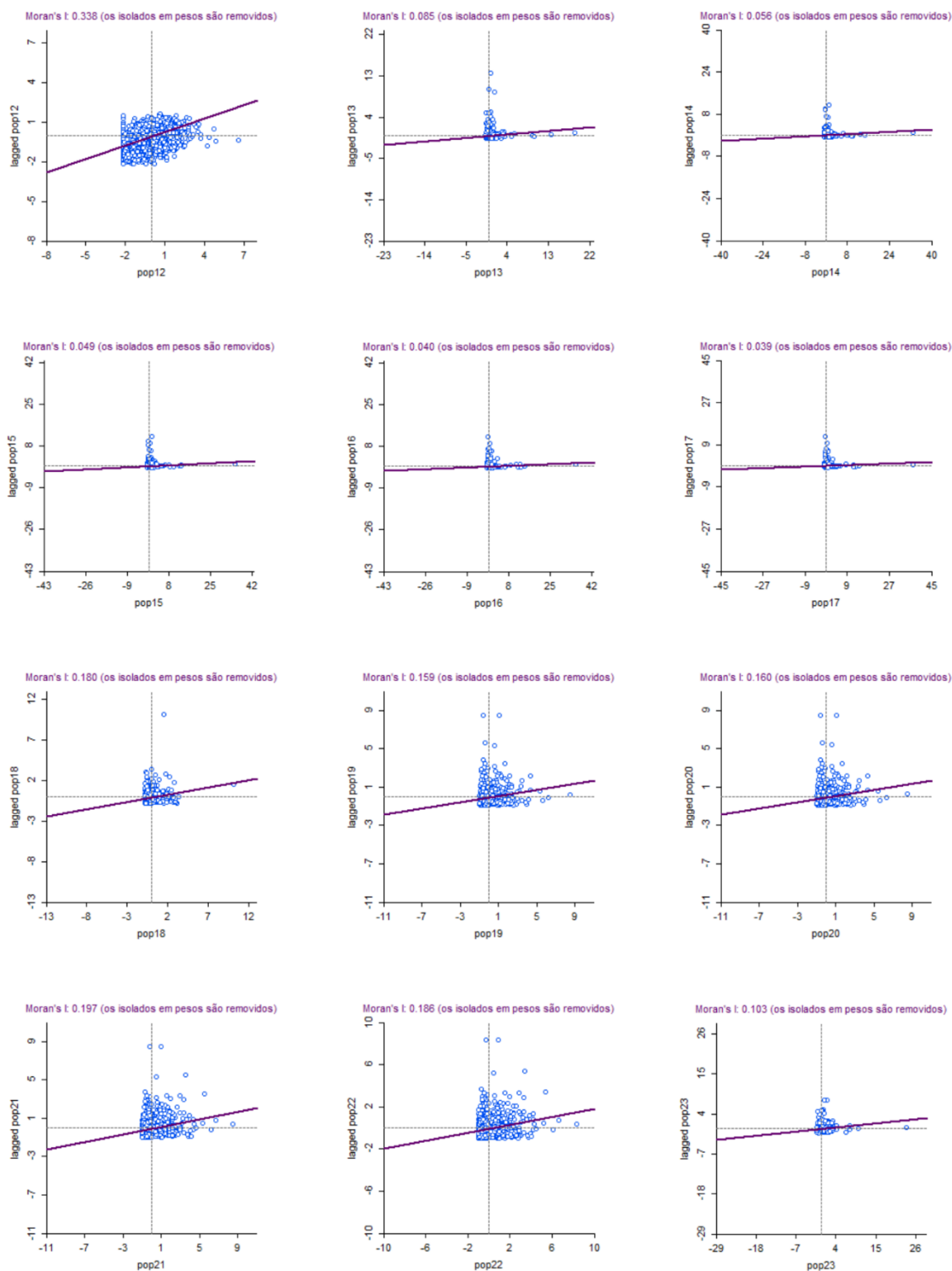
## APÊNDICES

## **APÊNDICE A – DIAGRAMAS DE DISPERSÃO DE MORAN UNIVARIADO (2012-2023)**

No Apêndice A, são apresentados os diagramas de dispersão de Moran univariado do território brasileiro com relação ao número de médicos do PMM ativos por mil habitante em cada município. Os valores nulos expressam a média e os desvios padrão são representados pelas unidades do gráfico.

De 2013 a 2017, observa-se uma inclinação da linha de tendência quase igual a zero, indicando uma baixa correlação. Isso significa que os valores da variável para um local específico não são consistentemente similares aos valores dos locais vizinhos. Isso implica que a presença de altos ou baixos valores em um local não prediz a presença de valores semelhantes nos locais próximos. Ademais, os resultados podem indicar que os valores da variável estão distribuídos de maneira mais aleatória no espaço, não havendo um padrão claro de agrupamento geográfico de valores similares.

Por outro lado, a partir de 2018 até 2023, todos os gráficos de dispersão de Moran apresentaram coeficiente angular positivo, indicando uma autocorrelação espacial positiva, ou seja, municípios com valores altos estão cercados por outros com valores igualmente altos, e o mesmo ocorre com valores baixos, ou seja, áreas semelhantes tendem a ser vizinhas. Além disso, as observações estão localizadas predominantemente no quadrante superior direito, indicando uma alta concentração de valores altos. Observa-se também neste período, exceto em 2023, observações discrepantes ao padrão principal do gráfico e podem ser consideradas pontos de alavancagem.



Fonte: Elaborado a partir do Software GeoDa a partir de dados do IBGE e Ministério da Saúde.

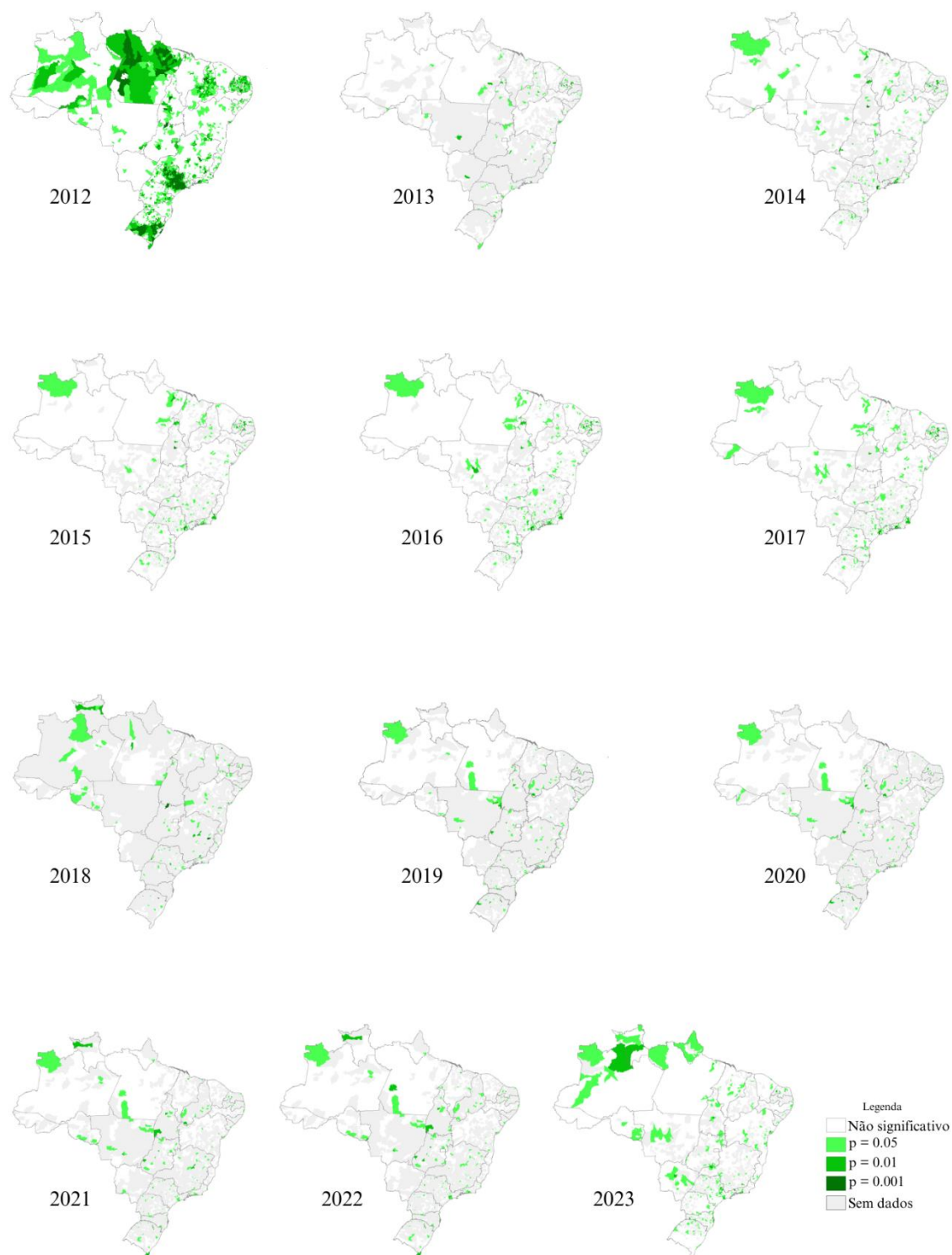


## **APÊNDICE B – MAPAS DE SIGNIFICÂNCIA (2012-2023)**

No Apêndice B encontram-se os mapas de Significância do I de Moran da variável número de médicos ativos do PMM por mil habitante.

Nos dois tipos de mapa, os valores não significativos estão identificados pela cor branca e revelam as variáveis cujo valor na região não é considerado alto ou baixo pois está próximo da média. As regiões sem dados, identificadas no mapa pelo cinza escuro, correspondem aos municípios que não apresentam variáveis.

No Mapa de Significância LISA, os valores referentes às significâncias dos I de Moran obtidos para cada região estão especificados com a cor verde. O verde mais claro corresponde ao p-valor igual a 0,05, o verde mais escuro corresponde ao p-valor igual a 0,001, enquanto o verde com tonalidade entre o mais claro e o mais escuro corresponde ao p-valor igual a 0,01.



Fonte: Elaborado a partir do Software GeoDa a partir de dados do IBGE e Ministério da Saúde.

**2. QUAL O IMPACTO DO PROGRAMA MAIS MÉDICOS NAS TAXAS DE MORTALIDADE DOS BRASILEIROS? UMA ANÁLISE EM PAINEL ESPACIAL (2012 A 2022)**

## 2.1. Resumo

Este estudo investiga os impactos do Programa Mais Médicos (PMM) nas taxas de mortalidade dos municípios brasileiros entre 2012 e 2022, por meio da aplicação dos modelos de painel espacial SAR, SEM e SDM. Considerando possíveis efeitos espaciais e as influências da pandemia de COVID-19, investigou-se as mudanças significativas nas taxas de mortalidade geral, infantil, de idosos, por causas evitáveis e por condições sensíveis à atenção primária, em função da presença dos médicos do PMM. Além disso, verificou-se os efeitos diretos, indiretos e totais da densidade de médicos do programa na Região Nordeste. De modo geral, observou-se que a pandemia contribuiu para o aumento das taxas de mortalidade, exceto nas taxas de mortalidade infantil e na primeira infância. Os resultados indicam a importância de se considerar o espaço nas análises, revelando um impacto positivo da pandemia da COVID-19 na mortalidade total. Adicionalmente, o PMM demonstrou um efeito positivo na redução das taxas de mortalidade infantil, na primeira infância e por causas evitáveis pela atenção primária. Na Região Nordeste, a densidade de médicos do PMM teve impactos limitados na maioria das taxas, mas apresentou efeitos indiretos e totais significativos na redução da mortalidade por causas evitáveis, evidenciando externalidades positivas em áreas vizinhas. Portanto, o programa demonstrou efetividade na prevenção e/ou controle de doenças que a presença de médicos e da Estratégia Saúde da Família pode minimizar e tratar. Ao considerar a distribuição desigual dos recursos de saúde no Brasil, espera-se fornecer evidências empíricas robustas sobre os impactos do PMM, auxiliando formuladores de políticas públicas e orientando futuras intervenções e ajustes no programa.

**Palavras-Chave:** Programa Mais Médicos, distribuição de médicos, atenção primária, painel espacial.

## 2.2. Abstract

This study investigates the impacts of the Mais Médicos Program (PMM) on the mortality rates of Brazilian municipalities between 2012 and 2022, through the application of Spatial Panel models SAR, SEM, and SDM. Considering potential spatial effects and the influences of the COVID-19 pandemic, significant changes in overall, infant, elderly, avoidable cause, and primary care sensitive mortality rates were examined in relation to the presence of PMM physicians. Additionally, the direct, indirect, and total effects of the program's physician density in the Northeast region were assessed. Overall, it was observed that the pandemic contributed to the increase in mortality rates, except for infant and early childhood mortality rates. The results highlight the importance of considering spatial factors in analyses, revealing a positive impact of the COVID-19 pandemic on total mortality. Furthermore, the PMM demonstrated a positive effect on reducing infant mortality, early childhood mortality, and avoidable mortality through primary care. In the Northeast region, the density of PMM physicians had limited impacts on most mortality rates but showed significant indirect and total effects in reducing avoidable cause mortality, demonstrating positive externalities in neighboring areas. Therefore, the program proved effective in preventing and/or controlling diseases that the presence of physicians and the Family Health Strategy can minimize and treat. By considering the unequal distribution of health resources in Brazil, this study aims to provide robust empirical evidence on the impacts of the PMM, assisting policymakers and guiding future interventions and adjustments to the program.

**Keywords:** More Doctors Program, distribution of doctors, primary care, spatial panel

## 2.3. Introdução

A saúde pública no Brasil enfrenta desafios históricos e estruturais, particularmente na distribuição equitativa de profissionais de saúde entre as diferentes regiões do país. Regiões mais remotas e menos desenvolvidas frequentemente sofrem com a escassez de médicos, o que agrava as desigualdades no acesso aos cuidados de saúde e resulta em piores indicadores de saúde pública (Scheffer *et al.*, 2023). O Programa Mais Médicos (PMM), instituído em 2013, foi uma resposta governamental significativa para mitigar essas disparidades, promovendo a alocação de médicos em áreas com carência de profissionais de saúde (Girardi *et al.*, 2016).

Apesar da relevância do programa, existem lacunas na literatura que abordam sistematicamente seu impacto a longo prazo sobre as taxas de mortalidade nos municípios brasileiros. Esta pesquisa visa preencher essas lacunas, proporcionando uma análise abrangente ao investigar se houve mudanças significativas nas taxas de mortalidade geral, infantil, de idosos, por causas evitáveis e por condições sensíveis à atenção primária entre 2012 e 2022 em função da presença dos médicos do PMM.

A metodologia adotada envolve a aplicação de técnicas de análise em painel espacial, que são particularmente adequadas para lidar com dados que possuem dependência espacial e heterogeneidade (Anselin, 1988). Este enfoque metodológico é justificado pela necessidade de se compreender os efeitos do PMM em um contexto espacialmente diferenciado, considerando a distribuição desigual dos recursos de saúde no Brasil.

As contribuições esperadas deste estudo são múltiplas. Primeiramente, espera-se fornecer evidências empíricas robustas sobre os impactos do PMM, oferecendo evidências para formuladores de políticas públicas. Em segundo lugar, nossos achados podem informar futuras intervenções e ajustes no programa, garantindo que ele continue a cumprir seus objetivos de maneira eficaz. Por fim, ao explorar os efeitos a longo prazo do PMM, este estudo também contribuirá para a literatura existente sobre políticas de saúde pública e a distribuição de médicos em países em desenvolvimento.

Além dessa introdução, esse artigo conta com cinco seções. São elas: segunda seção, composta do referencial teórico; na terceira seção, apresenta-se a metodologia, a origem e composição da base de dados; enquanto na quarta seção visualiza-se os resultados através de tabelas, mapas, bem como das suas respectivas explanações; na última e derradeira seção demonstra-se as considerações finais; e por fim, relata-se as referências bibliográficas.

## 2.4. Referencial teórico

As políticas públicas de saúde no Brasil têm passado por expressivas transformações nas últimas décadas, com o Sistema Único de Saúde (SUS) desempenhando um papel fundamental na promoção da equidade e do acesso universal aos serviços de saúde. Criado pela Constituição Federal de 1988, o SUS representa um marco na consolidação do direito à saúde no país. Desde então, diversas iniciativas foram desenvolvidas para reduzir as desigualdades regionais na oferta de recursos e serviços de saúde (Paim *et al.*, 2011).

Uma dessas iniciativas é o Programa Mais Médicos (PMM), instituído em 2013, como resposta à escassez de médicos em áreas vulneráveis e regiões remotas do Brasil. O programa foi estruturado em três eixos estratégicos: provimento emergencial, investimento em infraestrutura da rede de serviços básicos de saúde e formação médica no Brasil. Esses eixos visam, respectivamente, suprir a falta de médicos em curto prazo, melhorar a infraestrutura das unidades básicas de saúde (UBS) e ampliar a formação e qualificação de profissionais médicos de acordo com as necessidades sociais (Brasil, 2015).

O PMM se destacou por incluir médicos brasileiros e estrangeiros em sua composição, com significativa participação de médicos cubanos, que chegaram ao país por meio de um acordo de cooperação técnica firmado com a Organização Pan-Americana da Saúde (OPAS) (Brasil, 2017). Esse acordo contribuiu para a inserção de médicos em locais historicamente negligenciados, promovendo maior equidade e acesso à atenção básica. Até 2017, os médicos cubanos representavam mais de 60% dos profissionais do programa, reforçando o papel do PMM no enfrentamento das desigualdades na distribuição de recursos humanos em saúde (Brasil, 2017).

Com o objetivo central de fortalecer a atenção primária à saúde, o PMM buscou reduzir barreiras ao acesso aos serviços de saúde e elevar a qualidade do atendimento. Entre seus resultados iniciais, destacam-se a ampliação da cobertura em áreas carentes, o aumento no número de consultas médicas realizadas e a promoção da justiça social por meio de uma distribuição mais equitativa dos profissionais de saúde (Macinko; Harris, 2015; Brasil, 2015).

Contudo, o programa enfrentou desafios ao longo de sua implementação, incluindo a saída dos médicos cubanos em 2018, o que evidenciou, naquele momento, a dependência do programa em relação a essa força de trabalho. Mesmo assim, o PMM permanece como um marco na política pública de saúde brasileira, sendo adaptado e reformulado para atender às demandas emergentes e de longo prazo do sistema de saúde do país. A mais recente legislação, representada pela Lei nº 14.621/2023, reforçou o compromisso com a qualificação da formação

médica e com a continuidade do programa, evidenciando sua relevância na construção de um sistema de saúde mais inclusivo e eficiente (Brasil, 2024c).

O relatório "*Primary care: an increasingly important contributor to effectiveness, equity, and efficiency of health services*" da Spanish Association of Public Health and Healthcare (SESPAS) de 2012 oferece evidências adicionais sobre a importância da atenção primária na melhoria dos indicadores de saúde. Segundo o relatório, sistemas de saúde orientados para a atenção primária são mais eficazes, equitativos e eficientes. A universalidade do acesso financeiro, a distribuição equitativa de recursos, a abrangência dos serviços e a coordenação dos cuidados são características chave que contribuem para melhores resultados de saúde (Starfield, 2012).

O relatório também enfatiza que a presença de médicos de atenção primária está associada à redução das taxas de mortalidade infantil e à melhoria geral dos indicadores de saúde. Isso reforça a importância de políticas de saúde que aumentem a disponibilidade e a qualidade dos serviços de atenção primária (Starfield, 2012).

Programas de distribuição de médicos podem ter impactos significativos não apenas na saúde da população, mas também em aspectos socioeconômicos. A presença de médicos em comunidades carentes tem sido associada a melhorias na saúde pública, redução das taxas de mortalidade e aumento da qualidade de vida (Dussault; Franceschini, 2006). Além disso, tais programas podem contribuir para o desenvolvimento local, ao promover a fixação de profissionais qualificados e estimular a economia local (Remes; Wilson; Ramdorai, 2020).

O impacto do Programa Mais Médicos (PMM) também tem sido investigado com relação a diferentes indicadores de saúde, fornecendo uma base robusta para a análise de sua eficácia. Fontes *et al.* (2018) avaliaram o impacto do PMM na provisão de médicos e suas consequências na hospitalização por condições sensíveis à atenção primária, utilizando métodos de diferenças-em-diferenças combinados com pareamento por escore de propensão. Seus resultados indicam uma redução significativa nas admissões hospitalares em municípios tratados, especialmente a partir do segundo ano do programa.

Mattos e Mazetto (2019), por sua vez, exploraram os efeitos de curto prazo do PMM em indicadores de saúde, demonstrando um aumento no atendimento dos serviços de saúde e uma redução nas hospitalizações gerais. No entanto, eles não observaram um impacto significativo nas taxas de mortalidade, sugerindo que melhorias na qualidade do atendimento podem não se traduzir imediatamente em reduções na mortalidade.

Francesconi *et al.* (2020) utilizaram modelos de regressão com efeitos fixos longitudinais para prever o impacto de diferentes cenários de cobertura do PMM e da Estratégia

Saúde da Família (ESF) nas taxas de mortalidade infantil e de menores de 70 anos por condições sensíveis à atenção primária. Eles concluíram que a redução da cobertura do PMM, especialmente devido à retirada dos médicos cubanos, poderia resultar em aumentos significativos nas taxas de mortalidade evitável.

Özçelik *et al.* (2020) analisaram o impacto do PMM nas hospitalizações por condições cardiovasculares sensíveis à atenção primária, utilizando métodos de pareamento exato e diferenças-em-diferenças. Eles descobriram uma relação inversa entre o PMM e as hospitalizações por doenças cerebrovasculares, com efeitos mais pronunciados a partir do quarto ano de implementação do programa, embora não tenham encontrado evidências de reduções nas hospitalizações por hipertensão.

Os impactos do programa também foram estudados por Dos Santos *et al.* (2020), que os examinou em várias medidas de saúde, incluindo mortalidade infantil e mortalidade geral. Utilizando pareamento por escore de propensão com diferenças-em-diferenças, eles observaram melhorias significativas na mortalidade infantil e uma redução menor, mas significativa, na mortalidade geral, destacando a importância da presença de médicos em áreas remotas.

Hone *et al.* (2020) investigaram a relação entre a expansão da Estratégia Saúde da Família (ESF) e a mortalidade evitável no Brasil, destacando a importância da governança local de saúde. Utilizando modelos de regressão longitudinal com efeitos fixos, eles identificaram que a expansão da cobertura da eSF estava associada a uma redução de 6,8% nas taxas de mortalidade evitável. Além disso, encontraram que os municípios com melhores índices de governança em saúde apresentaram reduções mais acentuadas na mortalidade evitável, sugerindo que o fortalecimento da governança local é crucial para melhorar a efetividade dos serviços de saúde e os resultados de saúde em sistemas de saúde descentralizados.

Malta *et al.* (2024) analisaram as tendências de mortalidade evitável no Brasil de 1990 a 2019, utilizando dados do Global Burden of Disease Study. Eles encontraram uma redução significativa nas taxas de mortalidade evitável em todo o país, de 343,90 por 100.000 habitantes em 1990 para 155,80 por 100.000 habitantes em 2019. As maiores reduções foram observadas em doenças infecciosas, condições maternas e neonatais, e doenças crônicas não transmissíveis. A análise também revelou que as taxas de mortalidade evitável diminuíram em todos os estados brasileiros, com uma correlação alta entre as mortes evitáveis e os índices sociodemográficos (SDI), sugerindo que melhorias na infraestrutura de saúde e saneamento básico foram fundamentais para esses avanços.

Barufi, Haddad e Paez (2020) realizaram uma análise espacial em painel sobre a mortalidade infantil no Brasil entre 1980 e 2000, identificando os fatores que influenciam a



distribuição da referida mortalidade. Utilizando um modelo de painel espacial com efeitos fixos e uma estrutura de autocorrelação de erros espaciais, os autores observaram que a infraestrutura de saúde e medidas de política social, como a melhoria na educação, estão associadas à redução das taxas de mortalidade infantil. Além disso, efeitos de transbordamento relacionados à infraestrutura de saúde e às instalações de água e saneamento implicam benefícios regionais além da unidade de análise, destacando a importância de abordagens espaciais na formulação de políticas públicas.

A mortalidade é amplamente utilizada como um indicador chave de saúde pública, refletindo tanto a eficácia dos serviços de saúde quanto as condições socioeconômicas de uma população (Murray e Lopez, 1997). Este estudo foca em diversas taxas de mortalidade, incluindo mortalidade geral, infantil, de idosos, por causas evitáveis e por condições sensíveis à atenção primária. Cada uma dessas taxas oferece uma perspectiva única sobre o impacto das intervenções de saúde e a efetividade do PMM em particular.

A aplicação de métodos econométricos para analisar dados de saúde pública permite uma compreensão mais precisa dos efeitos das políticas de saúde. Técnicas como a análise em painel espacial são particularmente adequadas para estudos que envolvem dados com dependência espacial e temporal (Anselin, 1988). Estas técnicas permitem controlar por variáveis não observadas que podem influenciar os resultados, proporcionando estimativas mais robustas dos efeitos das intervenções de saúde (Elhorst, 2014).

A pandemia de COVID-19 (2020-2022) introduziu desafios adicionais para o sistema de saúde brasileiro, influenciando potencialmente os resultados das políticas de saúde em análise (Aquino *et al.*, 2020). Ademais, segundo Macedo *et al.* (2023), a pandemia funcionou como uma catástrofe sanitária e traumática, redimensionando o processo de trabalho e contribuindo para a sobrecarga, conflitos, medo, sentimento de desamparo e sofrimento psíquico entre os profissionais. Os médicos relataram problemas estruturais nas unidades de saúde, falta de recursos, burocracia e interferências políticas como fatores agravantes. Diante disso, este estudo controlará possíveis vieses gerados pela pandemia para assegurar que os resultados reflitam com mais precisão o impacto do PMM.

É importante destacar que, além do pequeno número de artigos publicados que investigam a relação entre o Programa Mais Médicos (PMM) e taxas de mortalidade, conforme Quadro 1, não foram encontrados registros de artigos que utilizem a metodologia de análise de painel espacial para essa finalidade. Essa abordagem metodológica diferencia o presente estudo, assim como o período no qual está debruçado, permitindo uma análise mais robusta e precisa

dos efeitos do PMM sobre as diversas taxas de mortalidade nos municípios brasileiros ao longo de 10 anos do programa.

Quadro 1 - Artigos que estudam relação do PMM com mortalidades

Referência	Objetivo	Métodos	Período	Análise espacial	Análise para a Região Nordeste	Principais resultados
Bexson <i>et al.</i> (2021)	Investigar a associação entre o PMM e os desfechos de saúde infantil, e avaliar se a heterogeneidade no impacto do PMM variou por fatores socioeconômicos municipais e indicadores de saúde.	Método de Diferenças-em-diferenças com modelos de regressão de efeitos fixos longitudinais	2007 a 2018	Não	Não	O PMM foi associado a uma redução na mortalidade infantil em municípios com taxas de mortalidade infantil (IMR) inicial mais elevadas e ao aumento da proporção de gestantes com sete ou mais consultas pré-natais em municípios com menor IMR inicial e alta densidade de médicos e agentes comunitários de saúde antes do programa.
Fontes, Conceição e Jacinto (2018)	Avaliar o Programa Mais Médicos em termos da provisão de médicos e estimar seu impacto nas internações por condições sensíveis à atenção ambulatorial.	Método de Diferenças-em-diferenças com pareamento por escore de propensão	2010 a 2016	Não	Não	Redução significativa nas internações hospitalares nos municípios atendidos com efeito crescente e perceptível no segundo ano do programa.
Carneiro <i>et al.</i> (2018)	Avaliar o desempenho da Estratégia de Saúde da Família após a implementação do Programa Mais Médicos no território de Marajó-PA-Brasil através da série histórica indicadores de cuidados primários no período de 2011-2015.	Avaliação de indicadores de saúde em série histórica	2011 a 2015	Não	Não	Observou-se avanços significativos na atenção primária, com cobertura de 42,8% em 12/2015. Em 04/2014, todos os 16 municípios tinham eSF implantadas. Observou-se aumento médio de 97% na proporção de nascidos vivos de mães com consultas pré-natais e redução de nascidos vivos sem pré-natal. A taxa de mortalidade infantil apresentou queda a partir de 2014.
Dos Santos <i>et al.</i> (2020)	Medir o impacto do PMM na mortalidade, taxa de mortalidade infantil, proporção de nascidos vivos com baixo peso, consultas pré-natais, partos com APGAR no primeiro e quinto minuto, investimento em saúde pública e imunização no Brasil.	Método de diferenças-em-diferenças com pareamento por escore de propensão	2012 a 2015	Não	Não	Observou-se redução na mortalidade infantil de 11 óbitos infantis por 1000 nascidos vivos. Um efeito significativo, embora menor, também foi identificado na mortalidade total padronizada por idade (redução de cinco óbitos por 10.000 residentes), na proporção de crianças com escore de Apgar inferior a 8 no quinto minuto e na proporção de crianças com baixo peso ao nascer.
Francesconi <i>et al.</i> (2020)	Prever o impacto de cenários alternativos de mudanças na cobertura da Estratégia Saúde da Família (ESF) devido a medidas de austeridade fiscal e ao fim do Programa Mais Médicos (PMM) nas taxas de mortalidade geral e de menores de 5 anos por condições sensíveis à atenção ambulatorial (ACSCS) até 2030.	Modelos de regressão longitudinal de efeitos fixos	2017 a 2030	Não	Não	A redução da cobertura da eSF devido a medidas de austeridade e ao fim do PMM poderia aumentar em 2030 a U5MR em 13,2% e a U70MR em 8,6%. O fim do PMM contribuiria para uma U5MR e uma U70MR por CSAP 4,3% e 2,8% maiores, respectivamente. Apenas a retirada dos médicos cubanos do programa elevaria a U5MR em 3,2% e a U70MR em 2,0%.
Hone <i>et al.</i> (2020)	Avaliar se a alocação de médicos pelo PMM nos municípios estava consistente	Método de Diferenças-em-diferenças com modelos de	2008 a 2017	Não	Não	O PMM aumentou a presença líquida de 5,7 médicos por 100.000 habitantes, com menores aumentos em municípios prioritários devido à substituição de médicos pré-existentes. O programa

Referência	Objetivo	Métodos	Período	Análise espacial	Análise para a Região Nordeste	Principais resultados
	com os critérios do programa e os impactos associados na mortalidade evitável.	regressão de efeitos fixos longitudinais				reduziu a mortalidade evitável em -1,06 por 100.000 habitantes ao ano, beneficiando mais locais com baixa densidade médica.
Macedo e Ferreira (2020)	Analisar os efeitos da intervenção do PMM na redução das desigualdades na provisão de médicos, expansão da cobertura e resolução da atenção primária, bem como na redução da desigualdade regional em saúde.	Método de diferenças-em-diferenças com pareamento por escore de propensão com dados <i>cross section</i>	2012, 2015 e 2017	Não	Não	O PMM aumentou a taxa de médicos na atenção básica em 0,49 e ampliou em 25,61 pontos a cobertura das equipes de saúde da família (eSF) e em 33,49 pontos as visitas domiciliares. No entanto, não houve melhorias no acompanhamento cadastral, resolutividade da atenção básica ou redução da mortalidade infantil, que aumentou em 2,93 pontos, deixando inconclusos os efeitos do programa nos resultados de saúde.
Mattos e Mazetto (2019)	Avaliar os efeitos de curto prazo do Programa Mais Médicos lançado pelo governo federal brasileiro em 2013.	Método de Diferenças-em-diferenças	2010 a 2015	Não	Não	Observou-se aumento no atendimento em saúde nos municípios tratados, com crescimentos de 5,9% nas consultas, 9,4% nos atendimentos, 12,3% nos encaminhamentos e 29,7% nas visitas domiciliares, além de reduzir as hospitalizações gerais em 4,6%. Apesar disso, não houve impacto significativo na mortalidade.
Ozcelik <i>et al.</i> (2020)	Estudar o impacto do Programa Mais Médicos nas hospitalizações por doenças cerebrovasculares e hipertensão.	Método de Diferenças-em-diferenças com pareamento por <i>coarsened exact matching</i>	2009 a 2017	Não	Não	A análise indicou uma relação inversa entre o MDP e hospitalizações por doenças cerebrovasculares, com redução significativa a partir do terceiro ano de implementação (-5,21 a -8,21 por 100.000 habitantes). Os impactos positivos foram mais evidentes em municípios urbanos no quarto ano. Não houve evidências de redução de hospitalizações por hipertensão.
Taddeo, Amorim e Aquino (2022)	Avaliar o impacto das intervenções em estudos observacionais usando o método de diferenças-em-diferenças generalizado.	Método de Diferenças-em-diferenças	2008 a 2016	Não	Sim	Os resultados mostram que o Programa Saúde da Família reduziu em 12% as hospitalizações evitáveis em crianças menores de 5 anos, enquanto o Programa Mais Médicos não apresentou impacto significativo nas hospitalizações evitáveis em idosos no Nordeste.

Fonte: Elaboração própria a partir dos artigos pesquisados na Web of Science e Scopus.

## 2.5. Metodologia

### 2.5.1. Base de dados

A base de dados utilizada é formada por dados provenientes de diversas fontes oficiais como Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), Ministério da Saúde, Agência Nacional de Saúde Suplementar (ANS), Sistema Nacional de Informações sobre Saneamento (SNIS), DATASUS e Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP) e fornecem informações sobre economia, estrutura de saúde, infraestrutura de saneamento básico e educação dos municípios brasileiros.

Vale salientar o desafio para o levantamento de dados sobre educação a nível municipal no Brasil referente aos 11 anos analisados, por isso, optou-se por utilizar como *proxy* para educação a Taxa de Distorção Idade-Série Total nos níveis de ensino fundamental e médio obtidos no Censo da Educação Básica promovido anualmente pelo INEP. Este indicador calcula o percentual de estudantes em cada série com idade acima da esperada para o ano em que estão matriculados (INEP, 2020). A distorção idade-série afeta milhões de crianças e adolescentes no Brasil, perpetuando um ciclo de fracasso escolar. Esse problema é especialmente prevalente entre as populações mais vulneráveis, aumentando o risco de exclusão social (Unicef, 2018).

A Tabela 4 apresenta a descrição das variáveis utilizadas, estatísticas descritivas, bem como suas fontes correspondentes. Todas as variáveis foram obtidas para o período de 2012 a 2022. Ademais, após o tratamento dos dados e adequação aos dados espaciais disponíveis, foram mantidos 5035 municípios (unidades espaciais), totalizando 55385 observações. O software utilizado para a análise dos dados foi o Stata.

Tabela 4 - Descrição das variáveis utilizadas

Variável	Descrição	Média	Desvio Padrão	Mín.	Máx.	Fonte
PIB	Produto Interno Bruto per capita municipal	23233.14	26575.82	301.6	920834	IBGE
d_pmm	<i>Dummy</i> que indica os municípios que receberam médicos do PMM (1 para municípios que receberam o PMM e 0 caso contrário)	-	-	-	-	Ministério da Saúde
postpol	<i>Dummy</i> que indica o período de mudança na política do PMM (1 para ano >= 2018 e 0 caso contrário)	-	-	-	-	-
pandemia	<i>Dummy</i> que indica os anos de enfrentamento da Pandemia da COVID-19 (1 para ano >= 2020 & ano <= 2022 e 0 caso contrário)	-	-	-	-	-
plano	Percentual da população coberto por plano de saúde suplementar	8.362	12.313	0	97.31	ANS
água	Percentual da população atendida por água encanada	73.249	27.176	0	100	SNIS
esgoto	Percentual da população atendida por rede de esgoto sanitário	23.703	32.834	0	100	SNIS
rh_sus	Número de profissionais (exceto médicos) que atuam no SUS por 100 mil habitantes	1082.49	453.853	0	11111.11	DATASUS
med_sus	Número de médicos que atuam no SUS por 100 mil habitantes	71.124	69.883	0	3256.791	DATASUS
esf	Número de equipes de saúde da família por 100 mil habitantes	5.224	9.106	0	93.41429	DATASUS
educ_f	Taxa de Distorção Idade-Série Total no ensino fundamental	18.371	10.438	0	64.4	INEP
educ_m	Taxa de Distorção Idade-Série Total no ensino médio	29.064	14.097	0	84.8	INEP
Mort_geral	Taxa de mortalidade geral por 100 mil habitantes	430.186	275.789	0	5890.361	DATASUS
Mort_idosos	Taxa de mortalidade de idosos por 100 mil habitantes (faixa etária a partir de 60 anos)	267.029	189.610	0	3005.394	DATASUS
Mort_inf	Taxa de mortalidade infantil por 100 mil habitantes (faixa etária 0 a 1 ano)	5.516	12.197	0	273.3027	DATASUS
Mort_prim_inf	Taxa de mortalidade na primeira infância por 100 mil habitantes (faixa etária 1 a 6 anos)	7.048	14.135	0	321.3326	DATASUS
Mort_ca_evit	Taxa de mortalidade por causas evitáveis por 100 mil habitantes (causas definidas por Malta <i>et al</i> , 2010)	232.237	154.621	0	4388.27	DATASUS
Mort_csap	Taxa de mortalidade por condições sensíveis à atenção primária por 100 mil habitantes (causas definidas em Portaria Nº 221 de 17/04/2008 do MS)	68.851	61.285	0	1171.89	DATASUS

Fonte: Elaboração própria.

### 2.5.2. Métodos

A base de dados consiste em um conjunto de observações coletadas ao longo do tempo e através do espaço. Dada essa característica, é necessário utilizar um método de análise econométrica que seja apropriado para este contexto, uma vez que eventos externos ocorreram no período analisado, como a Pandemia da COVID-19 e a saída dos médicos cubanos do PMM em 2018. Assim, verificada autocorrelação espacial, justifica-se a escolha por modelos de painel espacial em detrimento de outros modelos econométricos.

Os dados em painel, também conhecidos como dados longitudinais, representam uma forma robusta de análise estatística que combina as dimensões temporal e espacial ao acompanhar as mesmas unidades em corte transversal, como famílias, empresas ou estados, ao longo do tempo. Esses dados permitem uma observação detalhada das mudanças e tendências que ocorrem dentro de uma unidade específica, permitindo análises mais profundos sobre a dinâmica de seu comportamento.

A importância dos dados em painel reside em sua capacidade de tratar a heterogeneidade das unidades observadas de maneira explícita, permitindo que variáveis específicas ao sujeito sejam consideradas nas análises. Essa abordagem é vantajosa por proporcionar um conjunto de dados mais informativo, com maior variabilidade e menos colinearidade entre as variáveis, resultando em mais graus de liberdade e maior eficiência estatística. Além disso, os dados em painel são especialmente adequados para examinar a dinâmica de mudanças ao longo do tempo e podem detectar efeitos que não seriam visíveis em análises puramente transversais ou temporais, assim, os dados em painel permitem análises mais complexas e robustas, minimizando vieses e enriquecendo significativamente as investigações em várias áreas, desde a econometria até as ciências sociais (Gujarati; Porter, 2011; Almeida, 2012).

A econometria espacial é uma subárea da econometria que lida com a interação espacial (autocorrelação espacial) e a estrutura espacial (heterogeneidade espacial) em modelos de regressão para dados em seção cruzada e painel (Paelinck e Klaassen, 1979; Anselin, 1988). Essa abordagem é particularmente útil quando a localização geográfica das observações é relevante, como em estudos de ciência regional, economia urbana, economia imobiliária e geografia econômica (Anselin, 2001). Métodos de econometria espacial têm sido aplicados em uma ampla gama de investigações empíricas em campos tradicionais da economia, como análise de demanda, economia internacional, economia do trabalho, economia pública e finanças públicas locais, bem como economia agrícola e ambiental (Anselin e Florax, 1995; Anselin e Rey, 1997).

A econometria espacial surgiu na Europa no início dos anos 1970 devido à necessidade de lidar com dados subnacionais em modelos econométricos regionais (Paelinck e Klaassen, 1979). De modo geral, a econometria espacial pode ser caracterizada como um conjunto de técnicas para lidar com preocupações metodológicas decorrentes da consideração explícita dos efeitos espaciais, especificamente autocorrelação espacial e heterogeneidade espacial. Essas técnicas abrangem quatro áreas de interesse: (i) especificação formal dos efeitos espaciais em modelos econométricos; (ii) estimação de modelos que incorporam efeitos espaciais; (iii) testes de especificação e diagnósticos para a presença de efeitos espaciais; e (iv) previsão espacial (interpolação) (Anselin, 2001).

Para entender a econometria espacial, é essencial compreender dois conceitos fundamentais: dependência espacial e heterogeneidade espacial. A dependência espacial refere-se à correlação entre as variáveis observadas em diferentes locais geográficos. Essa correlação pode ser expressa formalmente pela condição de momento:

$$\text{cov}(y_i, y_j) = E[y_i y_j] - E[y_i].E[y_j] \neq 0, \quad \text{para } i \neq j \quad (2.1)$$

Onde  $i, j$  são as observações em diferentes locais e  $y_i$  é o valor da variável aleatória de interesse nessa localização (Anselin, 2001). A dependência espacial pode ser modelada de três maneiras principais: especificando uma forma funcional para um processo estocástico espacial, modelando diretamente a estrutura de covariância ou estimando-a de forma não paramétrica.

Os modelos de regressão espacial podem incorporar dependência espacial de duas maneiras distintas: como uma variável adicional na forma de uma variável dependente defasada espacialmente ( $Wy$ ) ou na estrutura do erro. O primeiro é conhecido como modelo de defasagem espacial, apropriado quando o interesse está na avaliação da interação espacial. O segundo, o modelo de erro espacial, é utilizado para corrigir a influência potencialmente tendenciosa da autocorrelação espacial nos dados (Anselin, 1988).

A heterogeneidade espacial, por sua vez, refere-se às variações nas relações econômicas entre diferentes unidades espaciais que não podem ser explicadas apenas pela dependência espacial. Essas variações são geralmente devido a características intrínsecas e invariantes no tempo de cada unidade espacial, como localização geográfica, normas culturais, políticas locais, entre outras. Ignorar essas diferenças pode levar a estimativas viesadas dos parâmetros.

Elhorst (2014) menciona que uma forma de lidar com a heterogeneidade espacial é incluir efeitos fixos ou aleatórios que capturam essas variações específicas de cada unidade espacial. No modelo de efeitos fixos, introduz-se uma variável intercepto  $\lambda_i$  que representa o efeito das variáveis peculiares omitidas a cada unidade espacial. No modelo de efeitos



aleatórios, esses interceptos são tratados como variáveis aleatórias, assumindo-se que são independentes e identicamente distribuídos com média zero e variância constante.

O modelo geral com todos os tipos de efeitos de interação, chamado modelo de dependência espacial geral (*General Spatial Model* – GSM ou *General Nesting Spatial Model* – GNS) possui a seguinte especificação:

$$Y = \delta WY + \alpha i_N + X\beta + WX\theta + u \quad (2.2a)$$

$$u = \lambda Wu + \epsilon \quad (2.2b)$$

No GSM, a variável dependente  $Y$  representa o vetor das variáveis dependentes analisado. A matriz de pesos espaciais  $W$  descreve a configuração espacial das unidades na amostra e é usada para medir a interação espacial entre diferentes unidades. O coeficiente autorregressivo espacial  $\delta$  quantifica os efeitos de interação endógena entre as variáveis dependentes, enquanto  $\alpha$  é um vetor de constantes. A matriz  $X$  contém as variáveis independentes, cujos efeitos são capturados pelo vetor de coeficientes  $\beta$ . Além disso,  $\theta$  é o vetor dos coeficientes que mede os efeitos de interação exógena entre as variáveis independentes. O vetor  $u$  representa os termos de erro, que podem ter uma estrutura de autocorrelação espacial medida pelo coeficiente  $\lambda$ . Finalmente,  $\epsilon$  é o termo de erro idiossincrático, que captura as variações não explicadas pelas variáveis incluídas no modelo (Elhorst, 2014).

Em dados de painel, a dependência espacial pode ser incorporada de várias formas. A extensão do modelo geral para dados *cross section* (2.2), para dados em painel resulta em modelos que capturam tanto efeitos espaciais quanto temporais:

$$Y_t = \rho WY_t + \alpha i_N + X_t\beta + WX_t\theta + u_t \quad (2.3a)$$

$$u_t = \lambda Wu_t + \epsilon_t \quad (2.3b)$$

onde  $Y_t$  é o vetor das variáveis dependentes no tempo  $t$ .  $\rho$  é o coeficiente autorregressivo espacial que captura os efeitos de interação endógena entre as variáveis dependentes, enquanto  $W$  é a matriz de pesos espaciais que define a estrutura de vizinhança entre as unidades espaciais.  $\alpha$  é um vetor de constantes, e  $i_N$  é um vetor com dimensão  $N$ , representando os efeitos fixos.  $X_t$  é a matriz das variáveis independentes no tempo  $t$ , com  $\beta$  sendo o vetor dos coeficientes associados a essas variáveis.  $WX_t\theta$  captura os efeitos de interação exógena entre as variáveis independentes, com  $\theta$  sendo o vetor de coeficientes desses efeitos.  $u_t$  representa os termos de erro no tempo  $t$ , que são modelados como um processo autorregressivo espacial com coeficiente  $\lambda$ , e  $\epsilon_t$  é o termo de erro idiossincrático. Essas equações fornecem uma estrutura abrangente para modelar dependências espaciais em dados de painel (Elhorst, 2014).

A partir da imposição de restrições em um ou mais parâmetros no modelo espacial geral, é possível obter diferentes modelos espaciais. Os principais modelos econométricos espaciais trabalhados na literatura são os modelos de defasagem espacial que possuem apenas um tipo de efeito de interação, conhecidos como Modelo Espacial Autorregressivo (*Spatial Autoregressive Model* - SAR) e o Modelo de Erro Espacial (*Spatial Error Model* – SEM). Enquanto o modelo SAR capta efeitos de interação endógena, ou seja, incorpora a dependência espacial através de uma variável dependente espacialmente defasada, o SEM considera a autocorrelação espacial nos termos de erro (efeitos de interação exógena) (Anselin, 2011; Elhorst, 2014).

O Modelo de Durbin Espacial (*Spatial Durbin Model* – SDM), exclui o termo de erro com autocorrelação espacial e incorpora ambos os efeitos de interação, endógeno e exógeno (Elhorst, 2011). O modelo SDM pode ser obtido igualando a zero o coeficiente de correlação espacial  $\lambda$  presente no modelo geral (2.3), ficando da seguinte forma:

$$Y_t = \rho WY_t + \alpha i_N + X_t\beta + WX_t\theta + \epsilon_t \quad (2.4)$$

O modelo SAR (*Spatial Autoregressive Model*) incorpora a dependência espacial através de uma variável dependente defasada espacialmente e é obtida ao igualar a zero o vetor dos coeficientes que mede os efeitos de interação exógena entre as variáveis independentes  $\theta$  do modelo SDM (Elhorst, 2014). Dessa forma, a especificação do modelo é:

$$Y_t = \rho WY_t + \alpha i_N + X_t\beta + \epsilon_t \quad (2.5)$$

O modelo SEM (*Spatial Error Model*), por sua vez, considera a autocorrelação espacial nos termos de erro. O modelo pode ser obtido ao igualar a  $-\delta\beta$  o vetor dos coeficientes que mede os efeitos de interação exógena entre as variáveis independentes  $\theta$  do modelo SDM. A especificação do modelo SEM é:

$$Y_t = \alpha i_N + X_t\beta + u \quad (2.6a)$$

$$u = \lambda Wu_t + \epsilon_t \quad (2.6b)$$

(se  $\theta = -\rho\beta$ , então  $\lambda = \rho$ )

Os efeitos específicos relacionados ao espaço e período de qualquer dos modelos descritos anteriormente precisam ser tratados como efeitos fixos ou efeitos aleatórios.

O modelo de efeitos fixos é uma abordagem utilizada para controlar variáveis não observadas que variam entre as unidades espaciais, mas que são constantes ao longo do tempo. Este modelo assume que cada unidade espacial tem suas próprias características individuais que podem influenciar a variável dependente. Ao incluir um intercepto específico para cada unidade espacial, o modelo de efeitos fixos captura essas influências individuais, permitindo uma análise mais precisa dos efeitos das variáveis explicativas. Esta abordagem é particularmente útil

quando se suspeita que essas características individuais estejam correlacionadas com as variáveis explicativas, o que pode causar viés nas estimativas se não for controlado (Elhorst, 2014).

Por outro lado, o modelo de efeitos aleatórios assume que as variações entre as unidades espaciais são aleatórias e não correlacionadas com as variáveis explicativas. Em vez de incluir um intercepto específico para cada unidade espacial, o modelo de efeitos aleatórios incorpora um termo de erro que captura essas variações. Este modelo é apropriado quando se espera que as diferenças entre as unidades espaciais sejam resultado de variabilidade aleatória e não de características específicas de cada unidade. A principal vantagem do modelo de efeitos aleatórios é a eficiência, já que permite a estimação de menos parâmetros em comparação com o modelo de efeitos fixos (Elhorst, 2014).

A estimação de modelos espaciais utiliza métodos como Máxima Verossimilhança (ML), Máxima Verossimilhança Quase-Máxima (QML), Variáveis Instrumentais (IV) / Método dos Momentos Generalizados (GMM) e abordagens Bayesiana de Monte Carlo via Cadeia de Markov (MCMC). A escolha do método adequado depende das características dos dados e das suposições do modelo. A ML é amplamente utilizada devido à sua capacidade assintótica, mas pode ser computacionalmente intensiva. A QML é útil em presença de heterocedasticidade ou autocorrelação residual. O IV/GMM é preferido quando há endogeneidade nas variáveis explicativas, e a abordagem Bayesiana é escolhida quando se deseja incorporar informação a priori no processo de estimação (Anselin, 2001; Elhorst, 2014). Particularmente, neste estudo, será utilizado o método de Máxima Verossimilhança (ML).

No âmbito da análise de painel espacial, a escolha dos modelos econométricos adequados é crucial para obter resultados robustos e significativos. Conforme indicado na literatura de Elhorst (2014), os modelos espaciais comumente aplicados são o SAR (*Spatial Autoregressive Model*), SEM (*Spatial Error Model*), SDM (*Spatial Durbin Model*) e SAC (*Spatial Autoregressive Combined Model*). No entanto, a escolha dos modelos a serem utilizados em uma análise empírica deve considerar não apenas a robustez teórica, mas também a viabilidade prática de sua aplicação.

Neste contexto, a decisão de não utilizar o modelo SAC está fundamentada em considerações práticas e metodológicas. O modelo SAC é reconhecido por sua capacidade de capturar de forma abrangente tanto a autocorrelação espacial nos termos de erro quanto nos termos dependentes, proporcionando uma estrutura econométrica detalhada. Todavia, a complexidade computacional associada ao modelo SAC é substancialmente maior em comparação com os outros modelos espaciais mencionados, principalmente para um número

alto de observações, como é o caso deste estudo. Sendo assim, sua aplicação revelou-se inviável devido ao tempo excessivo de processamento necessário para a estimação dos parâmetros.

A escolha de utilizar os modelos SDM, SAR e SEM é amplamente justificada pela complexidade e relevância dos efeitos de interação que esses modelos podem capturar. Os modelos SAR (*Spatial Autoregressive*) e SEM (*Spatial Error Model*) são de particular interesse teórico devido aos desafios econométricos que acompanham a estimativa dos efeitos de interação endógenos e entre os termos de erro, respectivamente. Além disso, o modelo SDM (*Spatial Durbin Model*) é essencial para capturar tanto os efeitos de interação exógenos quanto os efeitos entre os termos de erro, proporcionando uma análise mais detalhada das dependências espaciais.

A utilização desses modelos é preferível, uma vez que eles permitem uma compreensão mais profunda das interações espaciais complexas, que são frequentemente negligenciadas em modelos mais simplificados, como o SLX (*Spatial Lag of X*), por exemplo (Elhorst, 2014).

Este estudo seguirá as estratégias de LeSage; Pace (2009) e Elhorst (2010) para a seleção de modelos cujos procedimentos iniciam-se a partir do ajustamento do modelo SDM e posterior aplicação de testes para verificar qual dentre as especificações SAR, SEM ou SDM é a mais adequada.

Para comparar e escolher o modelo espacial que melhor descreve os dados, são realizadas verificações das seguintes hipóteses ( $H_0$ ) (LaSage e Page, 2009; Elhorst, 2010):

1.  $H_0: \theta = 0$ : Esta hipótese verifica se o modelo SDM pode ser simplificado para o modelo SAR;
2.  $H_0: \theta + \rho\beta = 0$ : Esta hipótese verifica se o modelo SDM pode ser simplificado para o modelo SEM.

Os testes de Wald são amplamente utilizados na inferência estatística para verificar a significância de parâmetros específicos em modelos de regressão, incluindo os modelos de regressão espacial. De acordo com LaSage e Pace (2009), quando se utiliza a estimação por máxima verossimilhança (LM) em modelos de regressão espacial, como é o caso do presente trabalho, a inferência sobre o parâmetro de dependência espacial, representado por  $\rho$ , pode ser feita com base em um teste de Wald.

Assim, serão testadas as referidas hipóteses sob as seguintes especificações (Belotti; Hughes; Mortari, 2017):

$$[Wx]PIB = [Wx]plano = [Wx]água = [Wx]esgoto = [Wx]rh\_sus = [Wx]medsus = [Wx]educ\_f = [Wx]educ\_m = [Wx]esf = 0 \quad (2.7)$$

$$[Wx]PIB = -[Wx]\rho * PIB \quad (2.8a)$$

$$[Wx]plano = -[Wx]\rho * plano \quad (2.8b)$$

$$[Wx]\acute{a}gua = -[Wx]\rho * \acute{a}gua \quad (2.8c)$$

$$[Wx]esgoto = -[Wx]\rho * esgoto \quad (2.8d)$$

$$[Wx]rh\_sus = -[Wx]\rho * rh\_sus \quad (2.8e)$$

$$[Wx]medsus = -[Wx]\rho * medsus \quad (2.8f)$$

$$[Wx]esf = -[Wx]\rho * esf \quad (2.8g)$$

$$[Wx]educ\_f = -[Wx]\rho * educ\_f \quad (2.8h)$$

$$[Wx]educ\_m = -[Wx]\rho * educ\_m \quad (2.8i)$$

Os resultados desses testes conduzem à seleção do modelo mais adequado:

- Rejeição de ambas as hipóteses: Caso ambas as hipóteses  $H_0: \theta = 0$  e  $H_0: \theta + \rho\beta = 0$  sejam rejeitadas, conclui-se que o modelo SDM é o que melhor descreve os dados, pois ele generaliza tanto o modelo de defasagem espacial quanto o modelo de erro espacial;
- Aceitação da primeira hipótese ( $H_0: \theta=0$ ): Se a primeira hipótese não for rejeitada, conclui-se que o modelo SAR é o mais adequado, desde que os testes LM robustos também apontem para este modelo;
- Aceitação da segunda hipótese ( $H_0: \theta + \rho\beta = 0$ ): Se a segunda hipótese não for rejeitada, o modelo SEM é o mais apropriado, desde que os testes LM robustos corroborem esta escolha.

Antes da aplicação dos modelos espaciais, adotou-se uma formulação que inclui as variáveis descritas na seção 2.5.1, desconsiderando a possibilidade de dependência espacial. Neste caso, o modelo de regressão tem a seguinte especificação:

$$Mort_{it} = \beta_0 + \beta_1.Pandemia_{it} + \beta_2.d\_pmm_{it} + \beta_3.Postpol_{it} + \beta_4.PIB_{it} + \beta_5.plano_{it} + \beta_6.\acute{a}gua_{it} + \beta_7.esgoto_{it} + \beta_8.rh\_sus_{it} + \beta_9.med\_sus_{it} + \beta_{10}.esf_{it} + \beta_{11}.educ\_f_{it} + \beta_{12}.educ\_m_{it} + \alpha_i + u_{it} \quad (2.7)$$

onde cada observação representa a informação relativa à variável considerada para o município  $i$ , no ano  $t$ . Desta forma, a base de dados é formada por observações dos municípios brasileiros entre os anos de 2012 e 2022, perfazendo um total de  $nT$  observações.

Este modelo foi aplicado separadamente para as diferentes variáveis dependentes, a saber: mortalidade geral, mortalidade de idosos, mortalidade infantil, mortalidade na primeira infância, mortalidade por causas evitáveis e mortalidade por condições sensíveis à atenção primária. As análises foram realizadas utilizando modelos *pooled*, efeitos fixos e efeitos aleatórios para captar as variações específicas de cada município ao longo do tempo. Em

seguida, foram aplicados o teste Multiplicador de Lagrange de Breusch e Pagan (Teste LM), que compara os resultados do modelo *pooled* aos de efeitos aleatórios, e o teste de Hausman, que compara os resultados do modelo de efeitos fixos aos de efeitos aleatórios, para determinar o modelo mais adequado para cada caso.

## 2.6. Resultados e discussão

A Tabela 5 apresenta os resultados da estimação, onde os erros padrão encontram-se entre parênteses.

Os resultados da estimação para a mortalidade geral mostram uma relação positiva e estatisticamente significativa entre a pandemia (que indica o período referente à pandemia da COVID-19) e as taxas de mortalidade geral em todos os modelos. A *dummy* que indica a presença de médicos do PMM (*d\_pmm*) também teve um efeito positivo significativo, embora menos pronunciado, indicando um possível impacto da intervenção do programa nas taxas de mortalidade geral. A variável *postpol* foi significativa em ambos os modelos, sugerindo que mudanças na política do PMM afetaram as taxas de mortalidade geral. O PIB per capita teve um efeito positivo e significativo, embora tenha apresentado coeficiente 0.000. As variáveis *água*, que apresenta o percentual da população que possui acesos à água encanada, e *rh\_sus*, que indica o número de profissionais atuando no SUS (exceto médicos), mostraram efeitos positivos e significativos, enquanto a variável *esgoto*, que indica o percentual da população com acesso à tratamento de esgoto, apresentou efeitos divergentes entre os modelos.

A variável *med\_sus*, que indica o número de médicos atuando no SUS, não apresentou significância estatística em nenhum dos modelos, no entanto, o número de equipes de saúde da família, medido pela variável *esf*, apresentou coeficiente negativo e significativo em todos os modelos, sugerindo sua relevância na melhoria de indicadores da saúde. A variável *plano*, que mede o percentual da população coberta por plano de saúde suplementar, por sua vez, não foi estatisticamente significativa no modelo de efeitos fixos, mas apresentou efeito positivo significativo sobre a mortalidade quando estimada pelo modelo de efeitos aleatórios e *pooled*. Dentre as variáveis referentes à educação, somente *educ\_m*, que se refere à taxa de distorção idade-série no ensino médio, apresentou significância estatística com coeficiente positivo quando analisada pelo modelo de efeitos fixos, sugerindo que menores taxas podem impactar de forma positiva nas taxas de mortalidade geral.

Tabela 5 - Resultados das estimações por MQO dos modelos *pooled*, efeitos fixos e efeitos aleatórios

Variáveis	Mortalidade geral			Mortalidade de idosos			Mortalidade infantil			Mortalidade na primeira infância			Mortalidade por causas evitáveis			Mortalidade por condições sensíveis à atenção primária		
	<i>Pooled</i>	Efeitos fixos	Efeitos aleatórios	<i>Pooled</i>	Efeitos fixos	Efeitos aleatórios	<i>Pooled</i>	Efeitos fixos	Efeitos aleatórios	<i>Pooled</i>	Efeitos fixos	Efeitos aleatórios	<i>Pooled</i>	Efeitos fixos	Efeitos aleatórios	<i>Pooled</i>	Efeitos fixos	Efeitos aleatórios
pandemia	60.845 *** (1.500)	62.510 *** (1.495)	60.845 *** (1.500)	42.514 *** (1.085)	43.477 *** (1.083)	42.514 *** (1.085)	-0.657 *** (0.095)	-0.501 *** (0.095)	-0.657 *** (0.095)	-0.725 *** (0.114)	-0.549 *** (0.114)	-0.725 *** (0.114)	31.129 *** (0.998)	32.624 *** (0.996)	31.129 *** (0.998)	2.625 *** (0.452)	3.238 *** (0.453)	2.625 *** (0.452)
postpol	14.194 *** (1.611)	12.728 *** (1.606)	14.194 *** (1.611)	19.748 *** (1.165)	18.700 *** (1.164)	19.748 *** (1.165)	-1.516 *** (0.102)	-1.511 *** (0.102)	-1.516 *** (0.102)	-1.891 *** (0.122)	-1.881 *** (0.123)	-1.891 *** (0.122)	4.351 *** (1.071)	3.200 ** (1.070)	4.351 *** (1.071)	0.910 * (0.485)	0.290 (0.486)	0.910 * (0.485)
d_pmm	6.297 *** (1.155)	5.429 *** (1.151)	6.297 *** (1.155)	6.753 *** (0.835)	6.360 *** (0.834)	6.753 *** (0.835)	-0.699 *** (0.073)	-0.882 *** (0.073)	-0.699 *** (0.073)	-0.811 *** (0.088)	-1.053 *** (0.088)	-0.811 *** (0.088)	2.494 ** (0.767)	1.612 ** (0.767)	2.494 ** (0.767)	-0.263 (0.347)	-0.628 * (0.349)	-0.263 (0.347)
PIB	0.000 *** (0.000)	0.000 *** (0.000)	0.000 *** (0.000)	0.000 *** (0.000)	0.000 *** (0.000)	0.000 *** (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 *** (0.000)	0.000 *** (0.000)	0.000 *** (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
plano	0.429 *** (0.079)	0.010 (0.081)	0.429 *** (0.079)	0.231 *** (0.057)	-0.039 (0.059)	0.231 *** (0.057)	0.032 *** (0.005)	0.012 ** (0.005)	0.032 *** (0.005)	0.037 *** (0.006)	0.014 ** (0.006)	0.037 *** (0.006)	0.367 *** (0.052)	0.002 (0.054)	0.367 *** (0.052)	0.171 *** (0.023)	0.028 (0.025)	0.171 *** (0.023)
água	0.415 *** (0.029)	0.330 *** (0.029)	0.415 *** (0.029)	0.310 *** (0.021)	0.250 *** (0.021)	0.310 *** (0.021)	-0.003 (0.002)	-0.005 ** (0.002)	-0.003 (0.002)	-0.002 (0.002)	-0.004 * (0.002)	-0.002 (0.002)	0.310 *** (0.019)	0.243 *** (0.019)	0.310 *** (0.019)	0.040 *** (0.009)	0.006 (0.009)	0.040 *** (0.009)
esgoto	0.108 ** (0.035)	-0.099 ** (0.037)	0.108 ** (0.035)	0.082 ** (0.025)	-0.058 ** (0.027)	0.082 ** (0.025)	0.005 ** (0.002)	-0.002 (0.002)	0.005 ** (0.002)	0.004 (0.003)	-0.004 (0.003)	0.004 (0.003)	0.110 *** (0.023)	-0.060 ** (0.024)	0.110 *** (0.023)	0.052 *** (0.010)	-0.026 ** (0.011)	0.052 *** (0.010)
rh_sus	0.112 *** (0.002)	0.106 *** (0.002)	0.112 *** (0.002)	0.071 *** (0.002)	0.067 *** (0.002)	0.071 *** (0.002)	0.002 *** (0.000)	0.001 *** (0.000)	0.002 *** (0.000)	0.003 *** (0.000)	0.002 *** (0.000)	0.003 *** (0.000)	0.063 *** (0.001)	0.058 *** (0.002)	0.063 *** (0.001)	0.019 *** (0.001)	0.016 *** (0.001)	0.019 *** (0.001)
medsus	0.018 (0.013)	0.005 (0.013)	0.018 (0.013)	0.014 (0.009)	0.002 (0.010)	0.014 (0.009)	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	0.016 * (0.009)	0.006 (0.009)	0.016 * (0.009)	0.004 (0.004)	0.000 (0.004)	0.004 (0.004)
esf	-0.215 ** (0.074)	-0.251 *** (0.074)	-0.215 ** (0.074)	-0.141 ** (0.054)	-0.173 ** (0.054)	-0.141 ** (0.054)	0.000 (0.005)	0.000 (0.005)	0.000 (0.005)	0.003 (0.006)	0.003 (0.006)	0.003 (0.006)	-0.102 ** (0.049)	-0.128 ** (0.050)	-0.102 ** (0.049)	-0.058 ** (0.022)	-0.075 *** (0.023)	-0.058 ** (0.022)
educ_f	-0.209 * (0.111)	-0.131 (0.113)	-0.209 * (0.111)	-0.098 (0.080)	-0.026 (0.082)	-0.098 (0.080)	0.018 ** (0.007)	0.004 (0.007)	0.018 ** (0.007)	0.025 ** (0.008)	0.005 (0.009)	0.025 ** (0.008)	-0.188 ** (0.073)	-0.129 * (0.075)	-0.188 ** (0.073)	-0.106 ** (0.033)	-0.087 ** (0.034)	-0.106 ** (0.033)
educ_m	0.005 (0.085)	0.180 ** (0.086)	0.005 (0.085)	-0.128 ** (0.061)	0.039 (0.062)	-0.128 ** (0.061)	0.015 ** (0.005)	-0.001 (0.006)	0.015 ** (0.005)	0.017 ** (0.006)	-0.005 (0.007)	0.017 ** (0.006)	0.065 (0.056)	0.173 ** (0.057)	0.065 (0.056)	-0.004 (0.025)	0.049 * (0.026)	-0.004 (0.025)
Intercept	244.551 *** (5.342)	261.235 *** (4.440)	244.551 *** (5.342)	140.960 *** (3.807)	150.464 *** (3.218)	140.960 *** (3.807)	3.564 *** (0.302)	5.457 *** (0.283)	3.564 *** (0.302)	4.204 *** (0.358)	6.510 *** (0.340)	4.204 *** (0.358)	122.435 *** (3.319)	137.173 *** (2.958)	122.435 *** (3.319)	43.519 *** (1.452)	50.456 *** (1.345)	43.519 *** (1.452)
Teste LM	180000 ***	-	-	170000 ***	-	-	120000 ***	-	-	120000 ***	-	-	150000 ***	-	-	130000 ***	-	-
Teste de Hausman	-	1597.52 ***	-	-	1282.52 ***	-	-	3597.64 ***	-	-	2355.94 ***	-	-	728.42 ***	-	-	2748.51 ***	-

\*\*\* p&lt;0.001, \*\* p&lt;0.05, \* p&lt;0.1

Fonte: Elaboração própria.

Com relação à mortalidade de idosos, os resultados indicam que a variável pandemia teve um impacto positivo e altamente significativo nas taxas de mortalidade em todos os modelos analisados. A variável *d\_pmm* também apresentou um efeito positivo e significativo, sugerindo que a presença de médicos do PMM pode estar associada a um aumento na mortalidade de idosos, possivelmente devido a uma maior detecção de casos ou outros fatores não controlados. O PIB per capita mostrou um efeito positivo e significativo em ambas as estimativas, indicando que municípios mais ricos podem ter maior mortalidade de idosos, talvez devido a uma população mais idosa. O efeito da variável água foi significativo e positivo em todos os modelos, enquanto esgoto mostrou efeitos inconsistentes entre os modelos, apesar de significativos. A variável *med\_sus* não apresentou significância estatística, enquanto *rh\_sus* e *plano* apresentaram coeficientes positivos e significativos. Por outro lado, assim como na avaliação das taxas de mortalidade geral, a variável *esf* apresentou coeficiente negativo e significativo em todos os modelos. *Educ\_m*, por sua vez, foi a variável referente à educação que apresentou significância estatística nos modelos *pooled* e de efeitos aleatórios, com coeficiente negativo.

Para a mortalidade infantil, os resultados mostram que as variáveis pandemia, *postpol* e *d\_pmm* tiveram impacto negativo e significativo, reduzindo as taxas de mortalidade, sugerindo que o período da pandemia, a presença dos médicos do PMM e mudanças na política do programa podem estar associados a uma redução na mortalidade infantil. O PIB per capita não foi significativo em dentre os modelos, indicando que a variação na riqueza dos municípios pode não influenciar significativamente a mortalidade infantil. A variável água teve efeito negativo significativo, sugerindo que melhorias na infraestrutura podem reduzir a mortalidade infantil, apesar da variável esgoto ter apresentado resultados inconsistentes entre os modelos. As variáveis *medsus* e *esf* não apresentaram significância estatística em nenhum dos modelos. As variáveis de educação por sua vez, apresentaram coeficiente positivo e significativo nos modelos *pooled* e de efeitos aleatórios, indicando que melhores resultados na educação, podem estar associados à uma redução na mortalidade infantil.

Os resultados dos modelos aplicados à mortalidade na primeira infância revelam uma série de fatores significativos e semelhantes aos avaliados para a mortalidade infantil. A pandemia teve um efeito negativo estatisticamente significativo, conforme indicado pelos coeficientes negativos nos modelos *pooled*, de efeitos fixos e aleatórios, sugerindo uma redução durante esse período. A variável relacionada ao período pós-política (*postpol*) também apresentou um impacto negativo significativo, indicando uma redução associada a mudanças políticas. A variável *d\_pmm* demonstrou um efeito negativo significativo na mortalidade na



primeira infância, reforçando a importância da presença desses profissionais na redução da mortalidade infantil precoce. As variáveis educ\_f e educ\_m mostraram coeficientes positivos nos modelos, sugerindo que uma maior distorção, ou seja, atrasos escolares, pode estar associada a um aumento na mortalidade na primeira infância, embora esses resultados não tenham sido consistentes em todos os modelos. Por outro lado, outras variáveis, como o PIB per capita, a cobertura por planos de saúde, o acesso à água encanada e esgoto sanitário, rh\_sus, esf e medsus, não apresentaram uma relação consistente e significativa com a mortalidade na primeira infância, destacando a complexidade dos determinantes dessa forma específica de mortalidade.

Os resultados dos modelos aplicados à mortalidade por causas evitáveis mostram que a pandemia teve um efeito positivo significativo, indicando um aumento na mortalidade durante esse período. As mudanças políticas, capturadas pela variável postpol, também apresentaram um impacto positivo, sugerindo que as alterações nas políticas podem ter contribuído para um aumento na mortalidade por causas evitáveis. A presença de médicos do Programa Mais Médicos (d\_pmm) foi associada a um aumento na mortalidade por causas evitáveis nos modelos *pooled* e de efeitos fixos, o que pode indicar uma possível limitação do programa em impactar diretamente essas causas de mortalidade, ou pode refletir desafios específicos em municípios atendidos pelo programa. Variáveis relacionadas à infraestrutura de saúde, como saneamento básico e cobertura da Estratégia de Saúde da Família, mostraram-se significativas. No entanto, a análise revela que a mortalidade por causas evitáveis é influenciada por uma combinação complexa de fatores, onde tanto o contexto pandêmico quanto as mudanças políticas e os serviços de saúde têm papéis importantes e desafiadores.

Os resultados dos modelos aplicados à mortalidade por causas sensíveis à atenção primária revelam que a pandemia teve um impacto positivo significativo, indicando um aumento na mortalidade por essas causas durante o período pandêmico. Esse resultado pode refletir o impacto da sobrecarga no sistema de saúde, que dificultou o acesso a cuidados primários eficazes. A variável postpol apresentou um efeito positivo, sugerindo que as alterações nas políticas públicas durante o período em análise podem ter contribuído para um aumento na mortalidade por causas sensíveis à atenção primária. Isso indica que a continuidade e a eficácia das políticas de saúde pública são cruciais para a gestão dessas causas de mortalidade. A presença de médicos do PMM não apresentou significância estatística dentre os modelos *pooled* e efeitos aleatórios, apresentando coeficiente negativo e significativo no modelo de efeitos fixos, sugerindo que a presença desses profissionais pode ter contribuído para uma redução neste tipo de mortalidade, enfatizando a importância do acesso a cuidados médicos

regulares e preventivos. Outras variáveis relacionadas à infraestrutura de saúde, como saneamento básico e a equipes de Saúde da Família (esf), também demonstraram relevância na redução da mortalidade por causas sensíveis à atenção primária, o que destaca a importância de uma infraestrutura robusta e de políticas de saúde focadas na atenção primária.

Para todas as variáveis de mortalidade analisadas com relação ao modelo de efeitos aleatórios, os testes de Multiplicador Lagrangiano de Breusch-Pagan resultaram em valores p muito baixos (0.0000), indicando que o modelo de efeitos aleatórios é preferível ao modelo *pooled*. Portanto, a variância dos efeitos aleatórios não é zero, e a inclusão desses efeitos é significativa em cada um dos modelos. No entanto, ao aplicar o teste de Hausman após a estimação por efeitos fixos e efeitos aleatórios para todas as taxas de mortalidade os resultados indicaram que se deve rejeitar a hipótese nula ( $\text{Prob} > \chi^2 = 0.0000$ ), indicando que o modelo de efeitos fixos é mais adequado para todas as análises se comparado com o modelo de efeitos aleatórios.

Em seguida, os testes de Moran I foram aplicados para avaliar a existência de autocorrelação espacial das taxas de mortalidade em diferentes categorias ao longo dos anos de 2012 a 2022, conforme resultados apresentados na Tabela 6.

Os resultados dos testes de I de Moran para todas as variáveis dependentes analisadas mostram uma autocorrelação espacial positiva significativa ao longo dos anos de 2012 a 2022. Os erros padrão encontram-se entre parênteses na tabela. Isso indica que as taxas de mortalidade em diferentes categorias estão espacialmente correlacionadas, com áreas geográficas próximas exibindo padrões semelhantes de mortalidade. Os resultados ressaltam a importância de considerar a dimensão espacial neste tipo de análise, pois fatores geográficos e regionais desempenham um papel crucial na distribuição das taxas de mortalidade.

Tabela 6 - Resultados da estatística I de Moran

Ano	Mortalidade geral	Mortalidade de idosos	Mortalidade infantil	Mortalidade na primeira infância	Mortalidade por causas evitáveis	Mortalidade por condições sensíveis à atenção primária
2012	0.057*** (0.009)	0.119*** (0.009)	0.103*** (0.009)	0.134*** (0.009)	0.068*** (0.009)	0.049*** (0.009)
2013	0.051*** (0.009)	0.123*** (0.009)	0.086*** (0.009)	0.115*** (0.009)	0.053*** (0.009)	0.066*** (0.009)
2014	0.045*** (0.009)	0.104*** (0.009)	0.084*** (0.009)	0.114*** (0.009)	0.058*** (0.009)	0.052*** (0.009)
2015	0.036*** (0.009)	0.093*** (0.009)	0.090*** (0.009)	0.109*** (0.009)	0.043*** (0.009)	0.040*** (0.009)
2016	0.037*** (0.009)	0.092*** (0.009)	0.081*** (0.009)	0.102*** (0.009)	0.041*** (0.009)	0.037*** (0.009)
2017	0.031*** (0.009)	0.083*** (0.009)	0.092*** (0.009)	0.118*** (0.009)	0.040*** (0.009)	0.035*** (0.009)
2018	0.047*** (0.009)	0.091*** (0.009)	0.094*** (0.009)	0.114*** (0.009)	0.052*** (0.009)	0.037*** (0.009)
2019	0.043*** (0.009)	0.089*** (0.009)	0.104*** (0.009)	0.130*** (0.009)	0.045*** (0.009)	0.030*** (0.009)
2020	0.031*** (0.009)	0.065*** (0.009)	0.097*** (0.009)	0.111*** (0.009)	0.038*** (0.009)	0.047*** (0.009)
2021	0.039*** (0.009)	0.084*** (0.009)	0.139*** (0.009)	0.185*** (0.009)	0.045*** (0.009)	0.058*** (0.009)
2022	0.049*** (0.009)	0.104*** (0.009)	0.114*** (0.009)	0.161*** (0.009)	0.037*** (0.009)	0.054*** (0.009)

\*\*\* p&lt;0.001, \*\* p&lt;0.05, \* p&lt;0.1

Fonte: Elaboração própria.

Verificada a autocorrelação espacial, foram aplicados modelos espaciais. Nas Tabelas 7, 8 e 9 é possível verificar os resultados dos modelos SAR, SEM e SDM, respectivamente, com efeitos fixos para todas as mortalidades. No Apêndice A é possível verificar os resultados dispostos em tabela única.

Em todos os modelos aplicados para mortalidade geral, o coeficiente para a variável *d\_pmm* é positivo e significativo nos modelos SAR e SEM, sugerindo que a presença de médicos do PMM está associada a um aumento na mortalidade geral. Este resultado pode parecer contraintuitivo, mas pode refletir a presença de um maior número de médicos e profissionais de saúde qualificados, corroborando para a melhoria da capacidade de diagnóstico e da qualidade dos registros de óbitos (Tangcharoensathien *et al.*, 2006).

No entanto, é importante destacar que no modelo SDM, o coeficiente para *d\_pmm* foi negativo e significativo, o que sugere um impacto diferente quando os efeitos espaciais são considerados. Isso indica que a relação entre o PMM e a mortalidade geral pode variar dependendo da especificação do modelo, sugerindo a necessidade de uma análise mais aprofundada para entender esses diferentes impactos.

Tabela 7 - Resultados do Modelo Espacial Autorregressivo (*Spatial Autoregressive Model - SAR*)

Variável	Mortalidade geral		Mortalidade de idosos		Mortalidade infantil		Mortalidade na primeira infância		Mortalidade por causas evitáveis		Mortalidade por condições sensíveis à atenção primária	
	SAR											
pandemia	50.244 (1.504)	***	36.121 (1.085)	***	-0.488 (0.098)	***	-0.533 (0.109)	***	26.545 (0.985)	***	2.932 (0.433)	***
d_pmm	4.397 (1.091)	***	5.325 (0.792)	***	-0.861 (0.070)	***	-1.023 (0.084)	***	1.387 (0.727)	*	-0.647 (0.332)	*
postpol	10.372 (1.523)	***	16.142 (1.109)	***	-1.482 (0.098)	***	-1.833 (0.117)	***	2.520 (1.014)	**	0.162 (0.463)	
PIB	0.000 (0.000)	***	0.000 (0.000)	***	0.000 (0.000)		0.000 (0.000)	**	0.000 (0.000)	***	0.000 (0.000)	
plano	0.009 (0.077)		-0.045 (0.056)		0.011 (0.005)	**	0.014 (0.006)	**	0.010 (0.051)		0.029 (0.023)	
água	0.344 (0.028)	***	0.255 (0.019)	***	-0.006 (0.002)	**	-0.005 (0.002)	**	0.244 (0.018)	***	0.005 (0.008)	
esgoto	-0.102 (0.035)	**	-0.060 (0.025)	**	-0.002 (0.002)		-0.004 (0.003)		-0.058 (0.023)	**	-0.023 (0.012)	**
rh_sus	0.104 (0.002)	***	0.066 (0.002)	***	0.001 (0.000)	***	0.002 (0.000)	***	0.058 (0.001)	***	0.016 (0.001))	***
medsus	0.005 (0.013)		0.002 (0.009)		-0.001 (0.000)		-0.001 (0.001)		0.005 (0.008)		-0.001 (0.004)	
esf	-0.245 (0.070)	***	-0.172 (0.051)	***	0.000 (0.004)		0.003 (0.005)		-0.125 (0.047)	**	-0.082 (0.021)	***
educ_f	-0.106 (0.107)		-0.012 (0.077)		0.006 (0.007)		0.007 (0.008)		-0.121 (0.071)	*	-0.095 (0.032)	**
educ_m	0.175 (0.082)	**	0.022 (0.059)		-0.004 (0.005)		-0.006 (0.006)		0.184 (0.054)	***	0.045 (0.025)	*
ρ	0.144 (0.006)	***	0.128 (0.006)	***	0.030 (0.007)	***	0.039 (0.006)	***	0.129 (0.006)	***	0.055 (0.006)	***
λ	-		-		-		-		-		-	
σ²ε	9108.959 (54.462)	***	4801.485 (28.688)	***	37.218 (0.224)	***	53.479 (0.323)	***	4038.096 (24.226)	***	842.876 (5.050)	***
R²	0.2140		0.2222		0.0143		0.0147		0.1307		0.0316	
Log-likelihood	-342327.75		-323936		-184475.79		-194907.05		-318988.32		-274049.58	

\*\*\* p&lt;0.001, \*\* p&lt;0.05, \* p&lt;0.1

Fonte: Elaboração própria

A variável pandemia tem um impacto positivo e significativo na mortalidade geral nos modelos SAR, SEM e SDM, o que é consistente com as observações de que a pandemia exacerbou as taxas de mortalidade devido a fatores como a sobrecarga dos sistemas de saúde e a interrupção dos cuidados de saúde preventivos (Aquino *et al.*, 2020).

Tabela 8 - Resultados do Modelo de Erro Espacial (*Spatial Error Model* – SEM)

Variável	Mortalidade geral		Mortalidade de idosos		Mortalidade infantil		Mortalidade na primeira infância		Mortalidade por causas evitáveis		Mortalidade por causas sensíveis à atenção primária	
SEM												
pandemia	14.607	***	43.493	***	-0.501	***	-0.551	***	31.935	***	3.279	***
	(1.605)		(1.145)		(0.093)		(0.112)		(1.122)		(0.449)	
d_pmm	61.947	***	5.932	***	-0.859	***	-1.018	***	2.191	**	-0.595	*
	(1.147)		(0.828)		(0.071)		(0.085)		(0.764)		(0.338)	
postpol	5.732	***	19.789	***	-1.514	***	-1.884	***	3.806	***	0.349	
	(1.695)		(1.212)		(0.099)		(0.120)		(1.121)		(0.480)	
PIB	0.000	***	0.000	***	0.000		0.000	**	0.000	***	0.000	
	(0.000)		(0.000)		(0.000)		(0.000)		(0.000)		(0.000)	
plano	0.029		-0.036		0.011	**	0.014	**	0.026		0.032	
	(0.077)		(0.055)		(0.005)		(0.006)		(0.051)		(0.023)	
água	0.382	***	0.280	***	-0.006	**	-0.005	**	0.260	***	0.005	
	(0.029)		(0.021)		(0.002)		(0.002)		(0.019)		(0.008)	
esgoto	-0.107	**	-0.064	**	-0.002		-0.004		-0.060	**	-0.023	**
	(0.035)		(0.025)		(0.002)		(0.003)		(0.023)		(0.012)	
rh_sus	0.106	***	0.067	***	0.001	***	0.002	***	0.059	***	0.016	***
	(0.002)		(0.002)		(0.000)		(0.000)		(0.002)		(0.001)	
medsus	0.006		0.004		-0.001		-0.001		0.005		-0.001	
	(0.012)		(0.009)		(0.001)		(0.001)		(0.008)		(0.004)	
esf	-0.218	**	-0.153	**	0.000		0.003		-0.112	**	-0.082	***
	(0.071)		(0.052)		(0.004)		(0.005)		(0.048)		(0.022)	
educ_f	-0.097		-0.007		0.006		0.007		-0.118	*	-0.094	**
	(0.106)		(0.077)		(0.007)		(0.008)		(0.071)		(0.033)	
educ_m	0.170	**	0.019		-0.004		-0.006		0.181	***	0.044	*
	(0.081)		(0.059)		(0.005)		(0.006)		(0.054)		(0.025)	
ρ	-		-		-		-		-		-	
λ	0.149	***	0.130	***	0.028	***	0.038	***	0.136	***	0.053	***
	(0.006)		(0.006)		(0.007)		(0.006)		(0.006)		(0.007)	
σ²ε	9103.601	***	4802.278	***	37.220	***	53.481	***	4034.186	***	842.980	***
	(54.435)		(28.692)		(0.224)		(0.323)		(24.206)		(5.051)	
R²	0.2120		0.2194		0.0124		0.0125		0.1295		0.0309	
Log-likelihood	-341654.54		-323399.22		-184007.54		-194498.18		-318320.38		-273526.75	

\*\*\* p&lt;0.001, \*\* p&lt;0.05, \* p&lt;0.1

Fonte: Elaboração própria

Tabela 9 - Resultados do Modelo Durbin Espacial (*Spatial Durbin Model – SDM*)

Variável	Mortalidade geral	Mortalidade de idosos	Mortalidade infantil	Mortalidade na primeira infância	Mortalidade por causas evitáveis	Mortalidade por causas sensíveis à atenção primária
SDM						
pandemia	25.601 (35.397)	20.432 (25.696)	-1.298 (2.275)	-4.592 * (2.729)	12.454 (23.620)	-3.498 (10.802)
d_pmm	6.733 *** (1.289)	4.800 *** (0.936)	-0.438 *** (0.083)	-0.511 *** (0.099)	4.120 *** (0.860)	-0.523 (0.393)
postpol	24.659 (31.720)	40.811 * (23.026)	-3.636 * (2.039)	-2.200 (2.445)	-11.479 (21.166)	-5.729 (9.680)
PIB	0.000 *** (0.000)	0.000 *** (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 * (0.000)	0.000 ** (0.000)	0.000 (0.000)
plano	0.015 (0.077)	-0.042 (0.056)	0.012 ** (0.005)	0.014 ** (0.006)	0.014 (0.051)	0.032 (0.023)
água	0.531 *** (0.033)	0.410 *** (0.024)	-0.012 *** (0.002)	-0.012 *** (0.003)	0.299 *** (0.022)	0.021 ** (0.010)
esgoto	-0.136 *** (0.035)	-0.092 *** (0.025)	0.000 (0.002)	-0.002 (0.003)	-0.070 ** (0.023)	-0.028 ** (0.011)
rh_sus	0.104 *** (0.002)	0.063 *** (0.002)	0.002 *** (0.000)	0.002 *** (0.000)	0.060 *** (0.002)	0.016 *** (0.001)
medsus	0.008 (0.013)	0.005 (0.009)	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	0.007 (0.008)	0.000 (0.004)
esf	-0.159 ** (0.072)	-0.111 ** (0.052)	0.003 (0.005)	0.006 (0.006)	-0.080 * (0.048)	-0.077 *** (0.022)
educ_f	-0.128 (0.107)	-0.027 (0.077)	0.004 (0.007)	0.006 (0.008)	-0.115 (0.071)	-0.096 ** (0.033)
educ_m	0.177 ** (0.082)	0.042 (0.059)	-0.001 (0.005)	-0.005 (0.006)	0.178 *** (0.054)	0.044 * (0.025)
$\rho$	0.143 *** (0.006)	0.123 *** (0.006)	0.025 *** (0.007)	0.033 *** (0.007)	0.134 *** (0.006)	0.052 *** (0.007)
$\lambda$	-	-	-	-	-	-
$\sigma^2\epsilon$	9015.476 *** (54.265)	4750.814 *** (28.585)	37.241 *** (0.224)	53.583 *** (0.322)	4027.290 *** (24.160)	842.329 *** (5.047)
Wx						
pandemia	21.865 (35.442)	11.580 (25.728)	0.920 (2.278)	4.233 (2.732)	14.035 (23.650)	5.703 (10.815)
d_pmm	-5.898 ** (1.816)	0.845 (1.319)	-0.958 *** (0.117)	-1.132 *** (0.140)	-5.553 *** (1.211)	-1.142 ** (0.554)
postpol	-25.628 (31.766)	-32.890 (23.060)	2.314 (2.042)	0.517 (2.449)	10.605 (21.198)	4.569 (9.694)
PIB	0.000 *** (0.000)	0.000 *** (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 ** (0.000)	0.000 *** (0.000)	0.000 (0.000)
plano	-0.444 ** (0.143)	-0.234 ** (0.104)	-0.015 * (0.009)	-0.010 (0.011)	-0.330 *** (0.095)	-0.183 *** (0.044)
água	-0.540 *** (0.047)	-0.408 *** (0.034)	0.017 *** (0.003)	0.018 *** (0.004)	-0.198 *** (0.031)	-0.026 * (0.014)
esgoto	0.149 ** (0.072)	0.137 ** (0.053)	-0.009 * (0.005)	-0.010 * (0.006)	0.057 (0.048)	0.007 (0.022)
rh_sus	-0.011 ** (0.004)	0.001 (0.003)	-0.001 ** (0.000)	-0.001 ** (0.000)	-0.015 *** (0.003)	0.004 ** (0.001)
medsus	-0.036 (0.024)	-0.036 ** (0.017)	-0.002 (0.002)	-0.004 ** (0.002)	0.005 (0.016)	0.004 (0.007)
esf	-0.496 *** (0.140)	-0.459 *** (0.102)	-0.002 (0.009)	-0.001 (0.011)	-0.236 ** (0.093)	-0.041 (0.043)
educ_f	-0.014 (0.234)	-0.084 (0.170)	-0.002 (0.015)	-0.002 (0.018)	-0.006 (0.042)	-0.115 (0.006)
educ_m	-0.051 (0.122)	-0.085 (0.049)	0.008 (0.049)	0.021 (0.049)	0.022 (0.049)	0.075 (0.049)
R <sup>2</sup>	0.2120	0.2190	0.0124	0.0125	0.1299	0.0308
Log-likelihood	-341646.92	-323404.24	-184008.74	-194499.46	-318303.16	-273529.1

\*\*\* p&lt;0.001, \*\* p&lt;0.05, \* p&lt;0.1

Fonte: Elaboração própria

A variável postpol apresentou coeficientes significativos e positivos nos modelos SAR e SEM, indicando que as políticas pós-implementação do PMM podem estar associadas a um aumento na mortalidade geral. No entanto, no modelo SDM, o coeficiente para postpol foi negativo, mas não significativo, sugerindo que os efeitos das políticas pós-implementação do PMM na mortalidade geral podem não ser uniformes em diferentes contextos espaciais, e mais pesquisas são necessárias para entender essas variações.

As variáveis educ\_f (taxa de distorção idade-série no ensino fundamental) e educ\_m (taxa de distorção idade-série no ensino médio) apresentaram comportamentos diferenciados nos modelos. A variável educ\_f teve coeficiente negativo em todos os modelos, embora não significativo, sugerindo uma potencial, mas não estatisticamente robusta, associação entre menores taxas de distorção no ensino fundamental e uma redução na mortalidade geral. Já a variável educ\_m apresentou coeficientes positivos e significativos nos modelos SAR, SEM e SDM, indicando que maiores taxas de distorção no ensino médio estão associadas a um aumento na mortalidade geral. Esses resultados podem refletir os impactos adversos de um sistema educacional deficiente nas condições de saúde da população, possivelmente devido à menor escolaridade e, consequentemente, menor acesso a informações e práticas de saúde.

Por outro lado, a variável esf (Equipes de Saúde da Família) apresentou coeficiente negativo e significativo, indicando que um maior número de equipes de saúde da família está associado a uma redução na mortalidade geral. Este resultado está em linha com os achados de Hone *et al.* (2017) e Saltarelli *et al.* (2019), que destacam a importância da atenção primária e intervenções no SUS na redução da mortalidade evitável.

Os efeitos espaciais no modelo SDM (denotados por Wx) indicam a presença de dependência espacial significativa para algumas variáveis. Por exemplo, Wx.d\_pmm apresenta um coeficiente negativo e significativo, sugerindo que a mortalidade geral em um município pode ser reduzida pela presença de médicos do PMM em municípios vizinhos, o que pode indicar efeitos de transbordamento positivos. Já Wx.água e Wx.esf também mostraram efeitos significativos, reforçando a ideia de que as condições de saúde e infraestrutura em municípios vizinhos têm um papel importante na determinação da mortalidade geral.

Ao avaliar os resultados referentes à mortalidade de idosos, todos os modelos indicam variações significativas nas variáveis analisadas. A variável *dummy* do PMM (d\_pmm) apresenta coeficientes positivos e significativos em todos os modelos, sugerindo que a presença do Programa Mais Médicos está associada a um aumento na mortalidade de idosos. Este resultado deve ser investigado, mas pode ser interpretado de maneira semelhante aos resultados

para a mortalidade geral, onde a maior presença de médicos capacitados pode levar a um melhor diagnóstico e registro de óbitos (Tangcharoensathien *et al.*, 2006).

Por outro lado, a variável que indica a densidade de equipes de saúde da família (esf) apresentou coeficiente negativo e estatisticamente significativo em todos os modelos. Mais uma vez, o resultado está em linha com os achados de Hone *et al.* (2017) e Saltarelli *et al.* (2019), destacando o importante papel da atenção primária na redução da mortalidade evitável. Além disso, o aumento da cobertura da Estratégia Saúde da Família (ESF) foi associado a uma redução significativa na mortalidade dos idosos, especialmente por doenças cardiovasculares e diabetes (Costa; Shimizu; Sanchez, 2023). Adicionalmente, ressalta-se que o aumento da cobertura de cuidados ambulatoriais (atenção primária) também foi associado a menor mortalidade, segundo Marques da Costa *et al.* (2022).

A pandemia de COVID-19 (pandemia) também apresenta um impacto significativo e positivo na mortalidade de idosos nos modelos SAR, SEM e SDM, o que está em linha com a literatura existente que documenta o aumento das taxas de mortalidade devido à pandemia (Aquino *et al.*, 2020).

A variável postpol apresenta coeficientes positivos e significativos nos modelos SAR e SEM, e é significativa no modelo SDM, mas com um coeficiente muito mais elevado. Isso pode indicar que as políticas pós-implementação do PMM tiveram um impacto negativo sobre a assistência à saúde dos idosos, sugerindo que as mudanças políticas nesse período podem ter contribuído para um aumento na mortalidade.

Os efeitos espaciais (Wx) no modelo SDM indicam a presença de dependência espacial significativa para várias variáveis. Por exemplo, Wx.água apresenta coeficiente positivo e significativo, o que sugere que a infraestrutura de água em municípios vizinhos pode influenciar negativamente a mortalidade de idosos no município estudado. Além disso, Wx.esgoto também é significativo, reforçando a ideia de que as condições de saneamento básico em municípios vizinhos afetam a mortalidade. Por outro lado, Wx.plano e Wx.medsus apresentaram coeficientes negativos, sugerindo que a mortalidade de idosos em um município pode ser reduzida pela infraestrutura de saúde suplementar e SUS em municípios vizinhos. Estes efeitos de transbordamento destacam a importância de considerar a estrutura espacial nos modelos de análise de mortalidade (Anselin, 1988; Elhorst, 2014).

No caso da mortalidade infantil, a variável *dummy* do PMM (d\_pmm) apresentou coeficientes negativos e significativos em todos os modelos, sugerindo que a presença do Programa Mais Médicos está associada a uma redução na mortalidade infantil. Este achado está em consonância com estudos que destacam a importância da disponibilidade de profissionais



de saúde em áreas vulneráveis para a redução de mortalidades (Francesconi *et al.*, 2020; Dos Santos *et al.*, 2020). Adicionalmente, Dilélio *et al.* (2024) mostrou que a proporção de unidades básicas de saúde com estrutura adequada e equipes com processos de trabalho bem estabelecidos correlaciona-se com menores taxas de mortalidade infantil. Este estudo identificou que regiões com melhor estrutura e processos na Atenção Primária à Saúde (APS) apresentaram taxas de mortalidade infantil significativamente mais baixas.

Ademais, Bexson *et al.* (2021) obtiveram resultados que indicam que, em termos agregados, o PMM não foi significativamente associado a mudanças na mortalidade infantil ou neonatal. No entanto, houve uma redução na taxa de mortalidade infantil (IMR) nos municípios com as maiores taxas de mortalidade infantil antes da implementação do programa, sugerindo que o PMM foi mais eficaz nas áreas de maior necessidade.

A pandemia de COVID-19 (pandemia) mostra um impacto negativo e significativo na mortalidade infantil nos modelos SAR e SEM, mas não no SDM. Isso pode indicar que, apesar do impacto negativo da pandemia em várias áreas, a mortalidade infantil pode ter sido menos afetada diretamente, possivelmente devido às medidas de proteção e cuidados intensificados para essa faixa etária (Aquino *et al.*, 2020). No modelo SDM, o impacto da pandemia não foi significativo, sugerindo que as condições espaciais podem ter neutralizado parte dos impactos diretos da pandemia.

A variável postpol apresenta coeficientes negativos e significativos em todos os modelos, sugerindo que as políticas implementadas a partir de 2018 podem ter tido um efeito positivo na redução da mortalidade infantil. Este resultado reforça a importância de políticas de saúde pública direcionadas e bem implementadas para melhorar os indicadores de saúde (Barufi, Haddad e Paez, 2020).

A variável que indica o percentual da população que tem acesso à água encanada apresentou coeficientes negativos e significativos em todos os modelos, reforçando a importância para a saúde das crianças de ter acesso à água potável. Um estudo de Cheng *et al.* (2012) quantificou a associação entre o acesso à água potável e a redução da mortalidade infantil, mostrando que um aumento no acesso a fontes de água melhoradas está associado a uma diminuição significativa na taxa de mortalidade de menores de cinco anos e na mortalidade infantil.

A variável esf (Equipes de Saúde da Família) não apresenta coeficientes significativos em nenhum dos modelos, sugerindo que a presença de equipes de saúde da família pode não ter um impacto direto e significativo na mortalidade infantil. Isso pode ocorrer devido a outras variáveis intervenientes ou ao fato de que os efeitos das equipes de saúde podem ser mais

indiretos, afetando outros indicadores de saúde, como mortalidade por causas evitáveis, mas não necessariamente a mortalidade infantil.

Os efeitos espaciais no modelo SDM indicam a presença de dependência espacial significativa para as variáveis *d\_pmm*, água e *rh\_sus*, sugerindo que a mortalidade infantil em um município pode ser influenciada pela estrutura de acesso à saúde e pela infraestrutura de água potável em municípios vizinhos. Estes efeitos de transbordamento mostram a importância de considerar a estrutura espacial nos modelos de análise de mortalidade (Anselin, 1988; Elhorst, 2014).

Nos resultados referentes à mortalidade na primeira infância, verifica-se certa similaridade com os resultados das regressões para mortalidade infantil. A variável *dummy* do PMM (*d\_pmm*) apresenta coeficientes negativos e significativos em todos os modelos, sugerindo que a presença do Programa Mais Médicos está associada a uma redução na mortalidade na primeira infância. Este resultado está em consonância com a literatura que destaca a importância de programas de saúde direcionados para melhorar os indicadores de mortalidade infantil (Carneiro *et al.*, 2018; Francesconi *et al.*, 2020).

A pandemia de COVID-19 (pandemia), assim como nos resultados para mortalidade infantil, mostra um impacto negativo e significativo nos modelos SAR e SEM. Contudo, no modelo SDM, o impacto foi ainda mais acentuado e significativo, sugerindo que as medidas de proteção específicas para essa faixa etária durante a pandemia foram eficazes em reduzir a mortalidade (Aquino *et al.*, 2020).

A variável *postpol* apresenta coeficientes negativos e significativos nos modelos SAR e SEM, sugerindo que as políticas implementadas a partir de 2018 tiveram um efeito positivo na redução da mortalidade na primeira infância. Este resultado reforça a importância de políticas de saúde pública direcionadas e bem implementadas para melhorar os indicadores de saúde (Barufi, Haddad e Paez, 2020). No modelo SDM, contudo, *postpol* não foi significativo, o que pode indicar que a eficácia dessas políticas varia dependendo das condições espaciais.

Por outro lado, a variável *esf* (Equipes de Saúde da Família) não apresenta coeficientes significativos em nenhum dos modelos, sugerindo que a presença de equipes de saúde da família pode não ter um impacto direto e significativo na mortalidade na primeira infância. Isso pode ser devido a outras variáveis intervenientes ou ao fato de que seus efeitos podem ser mais indiretos, como sugerido por Hone *et al.* (2017).

Os efeitos espaciais (*Wx*) no modelo SDM indicam a presença de dependência espacial significativa para algumas variáveis. Por exemplo, *Wx.d\_pmm*, *Wx.água*, *Wx.esgoto*, *Wx.rh\_sus* e *Wx.medsus* apresentam coeficientes significativos, sugerindo que a mortalidade

na primeira infância em um município pode ser influenciada pelas condições de acesso à saúde e pela infraestrutura de saneamento básico em municípios vizinhos.

Para a mortalidade por causas evitáveis, a variável *dummy* do PMM (*d\_pmm*) apresenta coeficientes positivos e significativos em todos os modelos, sugerindo que a presença do Programa Mais Médicos está associada a um aumento na mortalidade por causas evitáveis. Esses resultados, embora contraintuitivos, necessitam ser melhor investigados. Uma possível explicação para essa associação pode ser o aumento das notificações e diagnósticos de causas evitáveis de morte devido à maior presença de médicos do PMM e, consequentemente, à melhor capacidade de detecção e registro dessas causas nos municípios atendidos pelo programa (Tangcharoensathien *et al.*, 2006).

A pandemia de COVID-19 (pandemia) mostra um impacto positivo e significativo na mortalidade por causas evitáveis nos modelos SAR e SEM o que pode ser explicado pelo aumento das mortes evitáveis durante a pandemia devido à sobrecarga dos sistemas de saúde e à interrupção dos serviços regulares de saúde (Aquino *et al.*, 2020). No entanto, no modelo SDM, o coeficiente para a pandemia foi menor e não significativo, o que sugere que os impactos da pandemia podem ter variado espacialmente, com algumas áreas conseguindo mitigar melhor os efeitos sobre as mortes evitáveis.

A variável *postpol* apresenta coeficientes inconsistentes entre os modelos, com coeficientes não significativos no SDM e significativos e positivos nos modelos SAR e SEM. Este resultado pode indicar que as políticas pós-implementação do PMM não tiveram um impacto uniforme na mortalidade por causas evitáveis, sugerindo que o efeito dessas políticas pode ser mais complexo e dependente de contextos locais específicos.

A variável *esf* (Equipes de Saúde da Família) apresentou coeficientes negativos e significativos, indicando que a presença de equipes de saúde da família está associada a uma redução da mortalidade por causas evitáveis. Este resultado está em linha com os achados de Hone *et al.* (2017; 2020), que destacam a importância da atenção primária na redução da mortalidade evitável. Outros estudos também indicam que há uma associação significativa entre o aumento da densidade de médicos gerais e especialistas e a redução da mortalidade amenizável (Nikoloski *et al.*, 2021).

As variáveis de educação, *educ\_f* (taxa de distorção idade-série no ensino fundamental) e *educ\_m* (taxa de distorção idade-série no ensino médio), apresentaram resultados mistos. A variável *educ\_f* apresentou coeficientes negativos e significativos nos modelos SAR e SEM, sugerindo contra intuitivamente que uma maior distorção idade-série no ensino fundamental está associada a uma redução na mortalidade por causas evitáveis. Contudo,

no modelo SDM, educ\_f não foi significativa, sugerindo que os impactos da educação fundamental podem ser mais complexos quando considerados em um contexto espacial.

Por outro lado, a variável educ\_m apresentou coeficientes positivos e significativos em todos os modelos, indicando que uma maior distorção idade-série no ensino médio está associada a um aumento na mortalidade por causas evitáveis. Este resultado reforça a importância de melhorar a qualidade e o acesso à educação em todos os níveis para reduzir as desigualdades em saúde.

Os efeitos espaciais no modelo SDM (Wx) indicam a presença de dependência espacial significativa para as variáveis d\_pmm, plano, água, rh\_sus e esf, sugerindo que a mortalidade por causas evitáveis em um município pode ser influenciada pela presença do PMM, pelas condições de saúde, pela infraestrutura de água e pela educação em municípios vizinhos. Estes efeitos de transbordamento destacam a importância de considerar a estrutura espacial nos modelos de análise de mortalidade, uma vez que as condições em municípios vizinhos podem ter um impacto substancial sobre os resultados de saúde locais.

Finalmente, para a variável dependente Mortalidade por condições sensíveis à atenção primária (CSAP), a *dummy* do PMM (d\_pmm) apresenta coeficientes negativos e significativos nos modelos SAR e SEM, sugerindo que a presença do Programa Mais Médicos pode estar associada a uma redução na mortalidade por causas sensíveis à atenção primária. No modelo SDM, essa variável não apresentou significância estatística para efeitos diretos, indicando que, quando considerados os efeitos espaciais, o impacto direto do PMM sobre a mortalidade por CSAP pode ser menos evidente. No entanto, quando defasada espacialmente, a variável obteve significância estatística, demonstrando uma relação negativa com a taxa de mortalidade. Em concordância com esses resultados, estudos revelam uma redução significativa nas hospitalizações por causas sensíveis à atenção primária nos municípios que receberam médicos através do PMM, sugerindo que o aumento no acesso à saúde primária pode diminuir as hospitalizações evitáveis, o que consequentemente pode reduzir o número de mortes em decorrência do agravamento dessas doenças (Maffioli *et al.*, 2019).

A pandemia de COVID-19 (pandemia) mostra um impacto positivo e significativo na mortalidade por causas sensíveis à atenção primária nos modelos SAR e SEM, o que pode ser explicado pelo aumento das mortes durante a pandemia devido à sobrecarga dos sistemas de saúde e à interrupção dos serviços regulares de saúde (Aquino *et al.*, 2020). No entanto, no modelo SDM, o impacto da pandemia foi negativo e significativo, sugerindo que, ao considerar os efeitos espaciais, algumas regiões podem ter conseguido mitigar melhor os efeitos da pandemia sobre as mortes evitáveis.

Por outro lado, a variável esf (Equipes de Saúde da Família) apresenta coeficientes negativos e significativos em todos os modelos, indicando que um maior número de equipes de saúde da família está associado a uma redução na mortalidade por causas sensíveis à atenção primária. Este resultado está em linha com os achados de Hone *et al.* (2017; 2020), que destacam a importância da atenção primária na redução da mortalidade evitável.

A variável educ\_m apresentou coeficientes positivos e significativos em todos os modelos, indicando que uma maior distorção idade-série no ensino médio está associada a um aumento na mortalidade por CSAP. Isso destaca a importância de políticas voltadas para a melhoria da educação no ensino médio, uma vez que maiores taxas de distorção idade-série podem refletir problemas sociais e econômicos que também afetam negativamente os resultados de saúde.

Os efeitos espaciais no modelo SDM (Wx) indicam a presença de dependência espacial significativa para as variáveis d\_pmm, plano, água e rh\_sus, sugerindo que a mortalidade por causas sensíveis à atenção primária em um município pode ser influenciada não apenas pelas condições locais, mas também pelas condições de saúde, educação e infraestrutura em municípios vizinhos. Estes efeitos de transbordamento reforçam a importância de considerar a estrutura espacial nos modelos de análise de mortalidade, uma vez que as condições em municípios vizinhos podem ter um impacto substancial sobre os resultados de saúde locais.

Para melhor análise, destacam-se os seguintes resultados:

A variável que busca captar os efeitos das mudanças na política do PMM a partir de 2018 apresentou impactos variados sobre diferentes tipos de mortalidade. Para a mortalidade geral os modelos SAR e SEM indicam um aumento significativo, assim como para mortalidade de idosos que apresentou coeficiente positivo e significativo em todos os modelos, o que sugere que a retirada dos médicos cubanos e outras alterações políticas podem ter reduzido a disponibilidade de cuidados médicos em áreas vulneráveis, levando a piores resultados de saúde. Em contraste, para a mortalidade infantil nos três modelos e na primeira infância, os modelos SAR e SEM sugerem uma redução significativa, o que pode indicar que outras políticas ou fatores compensaram a perda dos médicos cubanos nestas faixas etárias específicas. Para a mortalidade por causas evitáveis, os modelos SAR e SEM indicam um aumento significativo, sugerindo que a falta de médicos do PMM pode ter reduzido a eficácia da atenção primária na prevenção de mortes evitáveis. Finalmente, para a mortalidade por causas sensíveis à atenção primária, nenhum modelo indicou coeficiente significativo para a variável postpol.

Não há muitos estudos que se debruçam sobre os possíveis efeitos da saída dos cubanos do PMM em 2018 e consequentes mudanças no programa. No entanto, Francesconi *et al.* (2020)

utilizando um modelo de micro simulação verificou que a extinção do PMM levaria a um aumento de 4,3% nas taxas de mortalidade de menores de 5 anos e de 2,8% nas taxas de mortalidade em pessoas com menos que 70 anos. Ademais, a saída dos médicos cubanos contribuiria para um aumento de 3,2% nas taxas de mortalidade de menores de 5 anos e de 2,0% nas taxas de mortalidade em pessoas menos que 70 anos até 2030. O estudo conclui que a redução na cobertura de atenção primária à saúde, decorrente dessas mudanças políticas, poderia resultar em um número considerável de mortes evitáveis entre crianças e adultos no Brasil nos anos seguintes. Rasella *et al.* (2019) também encontrou resultados relevantes, mostrando que se a cobertura da Estratégia da Saúde da Família diminuir e o Programa Mais Médicos terminar, a taxa de mortalidade por condições sensíveis à atenção ambulatorial seria 8,60% maior em 2030, resultando em 48.546 mortes prematuras adicionais entre 2017 e 2030.

Com relação à variável pandemia, incluída no modelo para captar os efeitos da pandemia da COVID-19 nas taxas de mortalidade, verificou-se pelos modelos SAR e SEM um aumento substancial na mortalidade geral, de idosos, por causas evitáveis e por causas sensíveis à atenção primária. Isso é consistente com a expectativa de que a pandemia afetaria gravemente a saúde das populações mais vulneráveis, especialmente os idosos, que são mais suscetíveis a complicações graves de doenças. Além disso, a pandemia pode ter comprometido a eficácia da atenção primária e a prevenção de doenças. A sobrecarga dos sistemas de saúde e a interrupção dos serviços regulares de saúde provavelmente contribuíram para aumentar a incapacidade dos serviços de saúde primária de diagnosticar, tratar e prevenir condições que normalmente seriam manejáveis (Dinmohamed *et al.*, 2020; Schwarz *et al.*, 2020; Zubiri *et al.*, 2021). Tais resultados eram esperados visto que estudos como o COVID-19 Excess Mortality Collaborators (2022), apresentam resultados que sugerem que a pandemia teve um impacto muito mais devastador na mortalidade do que indicado pelas estatísticas oficiais, especialmente em regiões com capacidade limitada de testes e infraestrutura de saúde.

Com relação à variável que representa a densidade de recursos humanos atuantes no SUS (rh\_sus), os resultados apresentaram coeficientes positivos e significativos em todos os modelos e para todas as taxas de mortalidade. O resultado pode indicar que a presença de mais recursos humanos está associada ao aumento da mortalidade, que pode refletir uma maior capacidade de diagnóstico e registro de óbitos. No entanto, sugere-se mais estudos relacionados ao tema devido a limitada literatura existente que relacione tais informações.

Em todos os modelos a variável que representa a densidade de equipes de saúde da família (esf) mostrou-se significativa e com relevante impacto negativo sobre diferentes taxas

de mortalidade, exceto na avaliação das mortalidades infantil e na primeira infância, as quais não apresentaram significância estatística. Tal resultado conversa com os achados de Hone *et al.* (2017), o qual associou a cobertura completa da eSF a uma redução de 15,4% na mortalidade por CSAP na população preta/parda, em comparação com uma redução de 6,8% na população branca. As reduções nas desigualdades raciais foram impulsionadas por quedas nas mortes por doenças infecciosas, deficiências nutricionais, anemias, diabetes e doenças cardiovasculares. Ademais, Rasella *et al.* (2019) verificou que a redução na cobertura da Estratégia de Saúde da Família sem a terminação do PMM, resultaria em um aumento de 5,80% na taxa de mortalidade por condições sensíveis à atenção ambulatorial, com 27.685 mortes prematuras adicionais, com um impacto mais significativo nos municípios mais pobres, exacerbando as desigualdades de saúde.

Finalmente, a variável *d\_pmm*, cuja finalidade é captar os possíveis efeitos da presença de médicos do PMM nos municípios brasileiros, apresentou impactos mistos nas diferentes taxas de mortalidade. Destaca-se, porém, redução significativa nas mortalidades infantil e na primeira infância (resultado significativo em todos os modelos) e nas taxas de mortalidade por condições sensíveis à atenção primária (coeficiente estatisticamente significativo nos modelos SAR e SEM).

Adicionalmente, a variável *d\_pmm* defasada espacialmente (*Wx.d\_pmm*) mostrou efeitos espaciais positivos nos municípios vizinhos (exceto com relação à mortalidade de idosos), apresentando coeficientes negativos e estatisticamente significativos. Tais resultados sugerem que a presença de médicos do PMM em um município pode beneficiar áreas adjacentes, possivelmente devido à melhor infraestrutura de saúde ou à mobilidade dos pacientes. No entanto, sugere-se a realização de estudos adicionais.

Os resultados encontrados alinham-se à literatura existente. O estudo de Bexson *et al.* (2021) mostrou que o PMM teve eficácia limitada na redução da mortalidade infantil e neonatal em geral, mas foi eficaz em áreas de maior necessidade, como municípios com as maiores taxas de mortalidade infantil. Carneiro *et al.* (2018), por sua vez, verificou uma melhoria significativa em todos os indicadores após a implementação do PMM em 2013, como o crescimento significativo na proporção de nascidos vivos de mães com sete ou mais consultas de pré-natal, enquanto a taxa de mortalidade infantil e as taxas de internação por condições sensíveis à atenção primária apresentaram tendência de queda. Adicionalmente, o estudo de Hone *et al.* (2020) revelou uma redução na mortalidade evitável de 1,06 mortes por 100.000 habitantes por ano, com maiores benefícios observados em municípios prioritários para alocação de médicos.

Após a estimação dos modelos, aplicou-se os testes descritos em LeSage e Pace (2009) e Elhorst (2010). Adicionalmente, utilizou-se Belloti, Hughes e Mortaria (2017) para aplicação dos testes no *software* Stata. O teste para comparar o modelo SDM ao SAR verifica se os coeficientes das defasagens espaciais das variáveis explicativas são iguais a zero. O teste que compara o modelo SDM ao SEM verifica se os coeficientes das defasagens espaciais das variáveis explicativas são proporcionais aos coeficientes das variáveis principais.

Em ambos os testes para todas as mortalidades foram obtidos resultados que indicaram que as hipóteses nulas devem ser rejeitadas. Ou seja, indica que pelo menos uma das defasagens espaciais não é zero, o que sugere que o modelo SAR (que não inclui defasagens espaciais nas variáveis explicativas) pode não ser o mais indicado e que as defasagens espaciais das variáveis explicativas não são proporcionais aos coeficientes principais, sugerindo que o modelo SEM pode também não ser o mais adequado. Sendo assim, os testes indicaram que o modelo SDM possivelmente é o mais adequado para analisar os dados dentre os três modelos aplicados.

Embora o modelo SDM tenha sido estimado para todo o Brasil, a complexidade computacional para calcular os efeitos diretos, indiretos e totais em escala nacional tornou essa análise inviável devido às limitações associadas ao tamanho da base de dados e à matriz de pesos espaciais. Para superar essa restrição, optou-se por restringir a análise desses efeitos à Região Nordeste, dada sua importância estratégica no contexto do Programa Mais Médicos (PMM). O Nordeste concentrou uma proporção significativa dos municípios beneficiados pelo programa, especialmente em áreas de maior vulnerabilidade social, tornando-se um cenário representativo para explorar as dinâmicas dos impactos diretos, indiretos e totais do programa. Além disso, os resultados nacionais obtidos a partir da estimação do modelo SDM complementam essa abordagem, fornecendo uma visão abrangente sobre o impacto do programa no Brasil.

As variáveis utilizadas nessa estimação são apresentadas na Tabela 10 com suas estatísticas descritivas. Dentre as variáveis utilizadas nos modelos para o Brasil (seção 2.5.1), a única que se difere é a *n\_med* que representa o número de médicos do programa mais médicos por 100 mil habitantes. Para estimar o modelo SDM, foi preciso substituir a variável binária que indica a presença de médicos do PMM por uma variável numérica que indica a densidade de médicos do PMM. Também foram removidas as outras variáveis binárias. Este modelo não admite a presença de variáveis categóricas. Sendo assim, foi possível analisar o impacto da densidade desses médicos na Região Nordeste do Brasil.



Tabela 10 - Estatísticas descritivas das variáveis da Região Nordeste

Variável	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
PIB	11760.030	13732.29	2873.58	321811
d_pmm	0.415	0.493	0	1
pandemia	0.273	0.445	0	1
postpol	0.455	0.498	0	1
plano	2.647	12.447	0	72
água	67.730	30.013	0	89.5
esgoto	8.801	18.526	0	78
rh_sus	986.366	363.633	0	6621.961
medsus	53.637	42.848	0	780.059
n_med	7.514	20.360	0	1190.949
esf	4.108	7.250	0	55.488
educ_f	25.944	9.585	0	66
educ_m	38.709	12.251	0	84.8
Mort_geral	419.725	213.277	0	2193.121
Mort_idosos	263.411	141.071	0	1555.716
Mort_inf	5.919	12.845	0	216.335
Mort_prim_inf	7.465	14.197	0	222.597
Mort_ca_evit	215.647	121.173	0	1397.590
Mort_csap	63.922	50.231	0	543.590

Nº de observações: 17.435.

Fonte: Elaboração própria.

Antes de proceder com a estimação do modelo espacial, estimou-se os modelos desconsiderando a presença de autocorrelação espacial e verificou-se a existência de autocorrelação espacial. Existindo autocorrelação espacial, o próximo passo é estimar o modelo Durbin espacial com efeitos diretos, indiretos e totais.

A Tabela 11 apresenta os resultados das estimações das regressões lineares considerando as abordagens *pooled*, efeitos fixos e efeitos aleatórios, conforme especificado em (2.7).

No caso da mortalidade geral, a pandemia apresentou coeficientes positivos e altamente significativos em todos os modelos, destacando-se a magnitude observada no modelo de efeitos fixos (55,564). A saída dos médicos cubanos que culminou em mudanças no PMM (postpol) também demonstrou impacto significativo, com variação dos coeficientes entre 17,848 (*pooled*) e 13,220 (efeitos fixos).

Além disso, a presença do PMM (d\_pmm) revelou impactos positivos consistentes e significativos em todas as especificações, com coeficientes entre 13,935 e 14,920. Embora o

PIB tenha apresentado coeficientes de baixa magnitude, observou-se significância estatística em alguns modelos, reforçando a importância de considerar fatores econômicos.

Em relação à mortalidade de idosos, a pandemia manteve-se como um fator significativo em todas as abordagens, com coeficientes variando entre 37,454 e 39,044. A política pós-programa apresentou resultados consistentes e significativos, com coeficientes positivos de 16,273 (*pooled*) e 12,946 (efeitos fixos). A presença de médicos do PMM também impactou positivamente a redução da mortalidade nessa categoria, com coeficientes significativos variando entre 10,532 e 11,057, destacando a importância do programa na mitigação de vulnerabilidades entre a população idosa.

Quanto à mortalidade infantil, os efeitos da pandemia se mostraram negativos e significativos, indicando reduções consistentes na taxa de mortalidade, com coeficientes entre -0,575 (*pooled*) e -0,365 (efeitos fixos). Por outro lado, a política pós-programa foi associada a aumentos significativos na mortalidade infantil, com coeficientes entre -1,526 e -1,653. A presença do PMM demonstrou impacto positivo na redução da mortalidade infantil, com resultados consistentes e significativos em todas as abordagens.

No caso da mortalidade na primeira infância, a pandemia apresentou efeitos negativos significativos, com coeficientes entre -0,491 e -0,886. Os resultados reforçam que o PMM contribuiu para a redução da mortalidade nessa categoria, enquanto a política pós-programa apresentou impactos opostos, aumentando significativamente a taxa de mortalidade.

Para a mortalidade por causas evitáveis, observou-se que a pandemia resultou em aumentos significativos nas taxas, com coeficientes variando entre 24,727 e 26,287. Por outro lado, a presença do PMM foi associada à redução significativa dessas taxas, com coeficientes entre 6,603 e 7,522. Esses resultados evidenciam o papel do programa na mitigação de causas de mortalidade passíveis de prevenção.

Por fim, no que se refere à mortalidade por condições sensíveis à atenção primária, a pandemia e a política pós-programa tiveram impactos positivos e significativos, indicando aumentos na taxa de mortalidade. No entanto, o PMM demonstrou efeitos redutores, embora a significância estatística tenha sido menos robusta em alguns modelos.

Tabela 11 - Resultados das estimações por MQO dos modelos *pooled*, efeitos fixos e efeitos aleatórios para a Região Nordeste

Variáveis	Mortalidade geral			Mortalidade de idosos			Mortalidade infantil			Mortalidade na primeira infância			Mortalidade por causas evitáveis			Mortalidade por condições sensíveis à atenção primária		
	<i>Pooled</i>	Efeitos fixos	Efeitos aleatórios	<i>Pooled</i>	Efeitos fixos	Efeitos aleatórios	<i>Pooled</i>	Efeitos fixos	Efeitos aleatórios	<i>Pooled</i>	Efeitos fixos	Efeitos aleatórios	<i>Pooled</i>	Efeitos fixos	Efeitos aleatórios	<i>Pooled</i>	Efeitos fixos	Efeitos aleatórios
pandemia	53.233 *** (2.320)	55.562 *** (2.300)	53.233 *** (2.320)	37.481 *** (1.711)	39.043 *** (1.705)	37.481 *** (1.711)	-0.568 *** (0.171)	-0.365 ** (0.171)	-0.568 *** (0.171)	-0.483 ** (0.196)	-0.237 (0.196)	-0.483 ** (0.196)	24.790 *** (1.450)	26.287 *** (1.440)	24.790 *** (1.450)	3.150 *** (0.707)	3.690 *** (0.709)	3.150 *** (0.707)
postpol	17.705 *** (2.887)	13.278 *** (2.874)	17.705 *** (2.887)	16.230 *** (2.127)	12.991 *** (2.131)	16.230 *** (2.127)	-1.532 *** (0.213)	-1.653 *** (0.214)	-1.532 *** (0.213)	-1.777 *** (0.244)	-1.900 *** (0.245)	-1.777 *** (0.244)	10.505 *** (1.803)	7.400 *** (1.800)	10.505 *** (1.803)	2.581 ** (0.877)	1.242 (0.885)	2.5813 ** (0.877)
d_pmm	14.877 *** (1.739)	13.913 *** (1.726)	14.877 *** (1.739)	11.046 *** (1.282)	10.515 *** (1.279)	11.046 *** (1.282)	-0.753 *** (0.128)	-0.850 *** (0.128)	-0.753 *** (0.128)	-0.891 *** (0.147)	-1.010 *** (0.147)	-0.891 *** (0.147)	7.476 *** (1.087)	6.600 *** (1.080)	7.476 *** (1.087)	1.170 ** (0.529)	0.741 (0.532)	1.1695 ** (0.529)
PIB	0.000 ** (0.000)	0.000 ** (0.000)	0.000 ** (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 ** (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 ** (0.000)	0.000 ** (0.000)	0.000 ** (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
plano	0.136 * (0.077)	-0.002 (0.077)	0.136 * (0.077)	0.028 (0.056)	-0.044 (0.057)	0.028 (0.056)	0.027 *** (0.006)	0.014 ** (0.006)	0.027 *** (0.006)	0.032 *** (0.006)	0.017 ** (0.007)	0.032 *** (0.006)	0.119 ** (0.048)	-0.001 (0.048)	0.119 ** (0.048)	0.075 ** (0.023)	0.033 (0.024)	0.075 ** (0.023)
água	0.274 *** (0.047)	0.126 ** (0.048)	0.274 *** (0.047)	0.195 *** (0.035)	0.088 ** (0.035)	0.195 *** (0.035)	-0.006 (0.003)	-0.013 *** (0.004)	-0.006 (0.003)	-0.004 (0.004)	-0.012 ** (0.004)	-0.004 (0.004)	0.227 *** (0.030)	0.128 (0.030)	0.227 *** (0.030)	0.076 *** (0.014)	0.035 ** (0.015)	0.076 *** (0.014)
esgoto	0.173 ** (0.065)	-0.013 (0.066)	0.173 ** (0.065)	0.097 ** (0.047)	-0.017 (0.049)	0.097 ** (0.047)	0.011 ** (0.005)	-0.007 (0.005)	0.011 ** (0.005)	0.012 ** (0.006)	-0.008 (0.006)	0.012 ** (0.005)	0.142 *** (0.040)	0.003 (0.041)	0.142 *** (0.040)	0.044 ** (0.019)	-0.006 (0.020)	0.044 ** (0.019)
rh_sus	0.109 *** (0.004)	0.098 *** (0.004)	0.109 *** (0.004)	0.075 *** (0.003)	0.065 *** (0.003)	0.075 *** (0.003)	0.001 ** (0.000)	0.000 (0.000)	0.001 ** (0.000)	0.001 ** (0.000)	0.000 (0.000)	0.001 ** (0.000)	0.056 *** (0.003)	0.050 *** (0.003)	0.056 *** (0.003)	0.020 *** (0.001)	0.017 *** (0.001)	0.020 *** (0.001)
medsus	-0.005 (0.033)	0.003 (0.034)	-0.005 (0.033)	0.006 (0.024)	0.008 (0.025)	0.006 (0.024)	-0.002 (0.002)	-0.001 (0.003)	-0.002 (0.002)	-0.001 (0.003)	0.000 (0.003)	-0.001 (0.003)	0.003 (0.020)	0.015 (0.021)	0.003 (0.020)	-0.007 (0.010)	-0.002 (0.010)	-0.007 (0.010)
esf	-0.387 ** (0.147)	-0.460 ** (0.147)	-0.387 ** (0.147)	-0.430 *** (0.108)	-0.476 *** (0.109)	-0.430 *** (0.108)	0.025 ** (0.011)	0.017 (0.011)	0.025 ** (0.011)	0.032 ** (0.012)	0.021 * (0.013)	0.032 ** (0.012)	-0.116 (0.092)	-0.178 * (0.092)	-0.116 (0.092)	-0.133 ** (0.044)	-0.176 *** (0.045)	-0.133 ** (0.044)
educ_f	-0.116 (0.141)	-0.011 (0.142)	-0.116 (0.141)	-0.021 (0.104)	0.063 (0.105)	-0.021 (0.104)	-0.010 (0.010)	-0.003 (0.011)	-0.010 (0.010)	-0.005 (0.012)	0.003 (0.012)	-0.005 (0.012)	-0.133 (0.088)	-0.074 (0.089)	-0.133 (0.088)	-0.094 (0.043)	-0.077 * (0.044)	-0.094 ** (0.043)
educ_m	-0.008 (0.121)	0.232 * (0.122)	-0.008 (0.121)	-0.114 (0.089)	0.102 (0.090)	-0.114 (0.089)	-0.017 * (0.009)	-0.014 (0.009)	-0.017 * (0.009)	-0.028 (0.010)	-0.026 ** (0.010)	-0.028 ** (0.010)	0.065 (0.075)	0.194 ** (0.076)	0.065 (0.075)	0.048 (0.036)	0.105 ** (0.038)	0.048 (0.036)
Intercept	265.129 *** (8.071)	277.951 *** (7.217)	265.129 *** (8.071)	158.486 *** (5.771)	165.950 *** (5.350)	158.486 *** (5.771)	7.192 *** (0.574)	8.617 *** (0.536)	7.192 *** (0.574)	9.223 *** (0.651)	10.947 *** (0.615)	9.223 *** (0.651)	128.035 *** (4.906)	137.314 *** (4.518)	128.035 *** (4.906)	37.425 *** (2.319)	41.646 *** (2.223)	37.425 *** (2.319)
Teste LM	43593.87 ***	-	-	38968.02 ***	-	-	38412.23 ***	-	-	36128.42 ***	-	-	38979.02 ***	-	-	34424.85 ***	-	-
Teste de Hausman	-	2401.79 ***	-	-	593.52 ***	-	-	453.31 ***	-	-	365.03 ***	-	-	1552.92 ***	-	-	556.33 ***	-

\*\*\* p&lt;0.001, \*\* p&lt;0.05, \* p&lt;0.1

Fonte: Elaboração própria.

Adicionalmente, as variáveis de controle, como acesso à água encanada, saneamento básico (esgoto) e recursos humanos no SUS (rh\_sus), apresentaram efeitos significativos e consistentes na melhoria das taxas de mortalidade. Essas variáveis reforçam a importância das condições estruturais e do acesso aos serviços básicos de saúde. Por outro lado, variáveis como cobertura de planos de saúde (plano) e fatores educacionais (educ\_f e educ\_m) apresentaram efeitos menos consistentes, embora ainda relevantes em contextos específicos. Esses achados destacam a complexidade das dinâmicas que influenciam as taxas de mortalidade e a relevância de programas como o PMM no enfrentamento das desigualdades em saúde.

Após a estimação das regressões lineares foram aplicados para todas as taxas de mortalidade o teste Multiplicador Lagrangiano de Breusch-Pagan (que avalia o modelo de efeitos aleatórios em relação ao *pooled*) e o teste de Hausman (que avalia a estimação por efeitos fixos e efeitos aleatórios). Os resultados indicaram que o modelo de efeitos fixos é o mais adequado para todas as análises.

Em seguida, aplicou-se os testes de Moran I para avaliar a existência de autocorrelação espacial das taxas de mortalidade ao longo dos anos de 2012 a 2022, conforme resultados apresentados na Tabela 12.

Tabela 12 - Resultados das estatísticas I de Moran para a Região Nordeste

Anos	Mortalidade geral	Mortalidade de idosos	Mortalidade infantil	Mortalidade na primeira infância	Mortalidade por causas evitáveis	Mortalidade por condições sensíveis à atenção primária
2012	0.0763*** (0.0163)	0.1984*** (0.0163)	-0.0053 (0.0163)	-0.0024 (0.0163)	0.0504*** (0.0163)	0.0127 (0.0163)
2013	0.0573*** (0.0163)	0.1792*** (0.0163)	-0.0092 (0.0163)	-0.0021 (0.0163)	0.0354** (0.0163)	0.0175 (0.0163)
2014	0.0406** (0.0163)	0.1556*** (0.0163)	0.0039 (0.0163)	0.012 (0.0163)	0.0377** (0.0163)	0.0315** (0.0163)
2015	0.0465*** (0.0163)	0.1604*** (0.0163)	0.0083 (0.0163)	0.0113 (0.0163)	0.0335** (0.0163)	0.027* (0.0163)
2016	0.0499*** (0.0163)	0.1485*** (0.0163)	0.0148 (0.0163)	0.0215 (0.0163)	0.038** (0.0163)	-0.0138 (0.0163)
2017	0.0501*** (0.0163)	0.1284*** (0.0163)	0.0049 (0.0163)	0.0062 (0.0163)	0.0482*** (0.0163)	0.0088 (0.0163)
2018	0.0635*** (0.0163)	0.1264*** (0.0163)	0.0016 (0.0163)	0.0084 (0.0163)	0.062*** (0.0163)	0.0057 (0.0163)
2019	0.0514*** (0.0163)	0.1083*** (0.0163)	0.0032 (0.0163)	0.0169 (0.0163)	0.0425*** (0.0163)	-0.0045 (0.0163)
2020	0.059*** (0.0163)	0.108*** (0.0163)	-0.0018 (0.0163)	-0.0014 (0.0163)	0.0447*** (0.0163)	0.0338** (0.0163)
2021	0.0481*** (0.0163)	0.1113*** (0.0163)	-0.0044 (0.0163)	0.0087 (0.0163)	0.0235 (0.0163)	0.0388** (0.0163)
2022	0.0715*** (0.0163)	0.1368*** (0.0163)	-0.0148 (0.0163)	-0.0042 (0.0163)	0.0465*** (0.0163)	0.0319** (0.0163)

\*\*\* p<0.001, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Fonte: Elaboração própria.

Os resultados do teste de I de Moran indicam a existência de autocorrelação espacial significativa para algumas taxas de mortalidade analisadas ao longo dos anos na Região Nordeste. No caso da mortalidade geral, observa-se uma autocorrelação espacial positiva e altamente significativa em todos os anos analisados. Os valores do I de Moran variaram de 0,0406 (2014) a 0,0763 (2012), indicando que municípios próximos tendem a apresentar semelhanças nas taxas de mortalidade geral.

Para a mortalidade de idosos, a autocorrelação espacial foi consistentemente positiva e altamente significativa em todos os períodos. Os valores mais elevados foram registrados nos anos iniciais, como 2012 (0,1984) e 2013 (0,1792), evidenciando um padrão espacial bem definido nessa categoria. Ao longo dos anos, há uma leve redução nos valores, embora a significância estatística permaneça robusta.

Os resultados referentes à mortalidade infantil e na primeira infância seguem tendência semelhante com ausência de significância estatística na maioria dos anos. Os valores obtidos indicam a ausência de um padrão espacial claro para essas variáveis na maior parte do período analisado.

Para a mortalidade por causas evitáveis, os resultados demonstram autocorrelação espacial positiva e significativa em quase todos os anos, exceto 2021, onde o valor do I de Moran (0,0235) não foi significativo. A maior autocorrelação foi registrada em 2018 (0,062), indicando que municípios próximos tendem a compartilhar fatores estruturais relacionados a causas evitáveis de mortalidade.

Por fim, a mortalidade por condições sensíveis à atenção primária apresentou autocorrelação espacial mais inconsistente. Enquanto anos como 2014, 2020, 2021 e 2022 mostraram coeficientes significativos, os valores variaram, sendo negativos em 2016 (-0,0138) e 2019 (-0,0045). Esse comportamento reflete uma dispersão geográfica menos estável para essa categoria de mortalidade.

Sendo assim, os resultados sustentam a aplicação de modelos espaciais para mortalidade geral, mortalidade de idosos, mortalidade por causas evitáveis e, em menor medida, mortalidade por condições sensíveis à atenção primária, devido à relevância da dimensão espacial na explicação das variações dessas taxas de mortalidade. No entanto, optou-se por estimar os efeitos diretos, indiretos e totais para todas as taxas de mortalidade.

A Tabela 13 apresenta os resultados da estimação do modelo SDM, seus efeitos diretos, indiretos e totais. Os efeitos diretos capturam o impacto de uma variável explicativa em um município sobre sua própria taxa de mortalidade. Já os efeitos indiretos refletem como as

características de um município influenciam a mortalidade em municípios vizinhos, enquanto os efeitos totais representam o impacto agregado das variáveis no sistema espacial.

Tabela 13 - Resultados da estimação dos efeitos diretos, indiretos e totais para a Região Nordeste

Variáveis	Mortalidade geral						Mortalidade de idosos						Mortalidade infantil					
	Efeitos																	
	Diretos		Indiretos		Totais		Diretos		Indiretos		Totais		Diretos		Indiretos		Totais	
PIB	0.000	**	0.000	**	0.001	***	0.000	**	0.000	**	0.001	***	0.000		0.000		0.000	
	(0.000)		(0.000)		(0.000)		(0.000)		(0.000)		(0.000)		(0.000)		(0.000)		(0.000)	
plano	-0.028		0.863		0.834		-0.085		-0.084		-0.169		0.016	**	0.030		0.046	
	(0.075)		(1.008)		(1.036)		(0.055)		(0.738)		(0.757)		(0.005)		(0.065)		(0.065)	
água	0.307	***	-0.413	***	-0.106	**	0.215	***	-0.349	***	-0.134	***	-0.014	***	0.024	***	0.011	***
	(0.043)		(0.063)		(0.051)		(0.032)		(0.046)		(0.037)		(0.003)		(0.004)		(0.003)	
esgoto	-0.021		0.536	***	0.514	**	-0.020		0.404	***	0.384	**	-0.007		-0.020	**	-0.027	**
	(0.061)		(0.151)		(0.169)		(0.045)		(0.111)		(0.123)		(0.005)		(0.010)		(0.011)	
rh_sus	0.107	***	0.058	***	0.166	***	0.072	***	0.042	***	0.114	***	0.000		-0.001	**	-0.002	***
	(0.004)		(0.007)		(0.007)		(0.003)		(0.005)		(0.005)		(0.000)		(0.000)		(0.000)	
medsus	0.006		-0.072		-0.066		0.011		-0.082		-0.071		-0.001		-0.003		-0.003	
	(0.032)		(0.080)		(0.093)		(0.024)		(0.058)		(0.068)		(0.002)		(0.005)		(0.006)	
n_med	0.081	**	-0.102		-0.021		0.067	**	0.095		0.163		-0.001		-0.013		-0.014	
	(0.041)		(0.133)		(0.149)		(0.030)		(0.098)		(0.109)		(0.003)		(0.008)		(0.009)	
esf	-0.675	***	-3.132	***	-3.807	***	-0.621	***	-2.265	***	-2.886	***	0.012		0.032	*	0.044	**
	(0.134)		(0.258)		(0.258)		(0.099)		(0.189)		(0.188)		(0.010)		(0.017)		(0.016)	
educ_f	0.024		0.049		0.073		0.087		0.109		0.196		-0.004		-0.005		-0.009	
	(0.134)		(0.350)		(0.403)		(0.099)		(0.255)		(0.294)		(0.010)		(0.022)		(0.025)	
educ_m	0.211	*	-0.225		-0.014		0.087		-0.295		-0.208		-0.014		-0.016		-0.030	
	(0.119)		(0.307)		(0.350)		(0.088)		(0.224)		(0.256)		(0.009)		(0.020)		(0.022)	
Mortalidade na primeira infância						Mortalidade por causas evitáveis						Mortalidade por CSAP						
Efeitos																		
Diretos		Indiretos		Totais		Diretos		Indiretos		Totais		Diretos		Indiretos		Totais		
PIB	0.000		0.000		0.000		0.000	**	0.000	**	0.000	***	0.000		0.000		0.000	*
	(0.000)		(0.000)		(0.000)		(0.000)		(0.000)		(0.000)		(0.000)		(0.000)		(0.000)	
plano	0.019	**	0.044		0.063		-0.012		0.642		0.630		0.027		-0.175		-0.148	
	(0.006)		(0.074)		(0.074)		(0.045)		(0.604)		(0.616)		(0.022)		(0.283)		(0.286)	
água	-0.014	***	0.030	***	0.016	***	0.188	***	-0.191	***	-0.004		0.041	**	-0.017		0.024	*
	(0.004)		(0.005)		(0.004)		(0.027)		(0.038)		(0.030)		(0.013)		(0.018)		(0.014)	
esgoto	-0.009	*	-0.022	**	-0.031	**	0.003		0.308	***	0.311	**	-0.008		0.050		0.042	
	(0.005)		(0.011)		(0.012)		(0.038)		(0.091)		(0.101)		(0.019)		(0.042)		(0.047)	
rh_sus	-0.001	**	-0.001	*	-0.002	***	0.056	***	0.024	***	0.080	***	0.017	***	0.005	**	0.022	***
	(0.000)		(0.001)		(0.001)		(0.002)		(0.004)		(0.004)		(0.001)		(0.002)		(0.002)	
medsus	0.000		-0.011	*	-0.011	*	0.016		0.002		0.018		-0.001		-0.003		-0.004	
	(0.003)		(0.006)		(0.007)		(0.020)		(0.048)		(0.055)		(0.010)		(0.022)		(0.026)	
n_med	-0.002		-0.014		-0.016		0.007		-0.178	**	-0.171	*	0.027	**	-0.027		0.000	
	(0.003)		(0.010)		(0.011)		(0.025)		(0.080)		(0.089)		(0.012)		(0.037)		(0.041)	
esf	0.012		0.043	**	0.055	**	-0.315	***	-1.379	***	-1.693	***	-0.176	***	-0.277	***	-0.454	***
	(0.012)		(0.020)		(0.019)		(0.084)		(0.156)		(0.153)		(0.041)		(0.074)		(0.071)	
educ_f	0.003		-0.009		-0.006		-0.055		-0.058		-0.112		-0.072	*	-0.082		-0.154	
	(0.011)		(0.025)		(0.029)		(0.084)		(0.209)		(0.239)		(0.041)		(0.097)		(0.111)	
educ_m	-0.026	**	-0.005		-0.030		0.182	**	-0.017		0.165		0.102	**	-0.112		-0.010	
	(0.010)		(0.022)		(0.025)		(0.074)		(0.183)		(0.208)		(0.036)		(0.086)		(0.097)	

\*\*\* p<0.001, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Fonte: Elaboração própria.

Os resultados da estimação dos efeitos diretos, indiretos e totais do modelo espacial do modelo SDM aplicado somente à Região Nordeste evidenciam uma complexa relação entre os determinantes socioeconômicos e de saúde pública com as diferentes taxas de mortalidade analisadas. Os seguintes resultados se destacam:

A variável que indica a densidade de recursos humanos do SUS (rh\_sus) foi consistentemente positiva e significativa em seus efeitos diretos e indiretos (exceto para as

mortalidades infantil e na primeira infância), revelando comportamento semelhante ao estimado para o Brasil anteriormente.

Para o número de equipes de saúde da família (esf), os resultados revelaram efeitos diretos e indiretos negativos e altamente significativos, sugerindo que a presença dessas equipes tem um impacto positivo substancial na redução das taxas de mortalidade, tanto localmente quanto regionalmente, exceto para as mortalidades infantil e na primeira infância. Esses achados corroboram resultados obtidos neste estudo a nível nacional, relevando a eficácia do modelo de atenção básica na promoção da saúde.

A densidade de médicos do Programa Mais Médicos, por sua vez, representada pela variável *n\_med*, apresentou resultados mistos. Para mortalidade geral, de idosos e por CSAP, os efeitos diretos foram positivos e significativos, possivelmente refletindo o contexto de maior vulnerabilidade dos municípios atendidos pelo programa. Contudo, para mortalidade por causas evitáveis, os efeitos indiretos e totais foram negativos e significativos, indicando externalidades positivas nas áreas vizinhas. Isso sugere que o programa pode contribuir para reduzir a mortalidade evitável em uma perspectiva regional, mesmo que seu impacto local seja possivelmente mediado por fatores estruturais e socioeconômicos.

Segundo Gonçalves *et al.* (2019), o Programa Mais Médicos (PMM) teve impacto significativo no acesso e na utilização de serviços de saúde no Nordeste, especialmente em municípios menores e mais vulneráveis. Entre 2013 e 2015, a cobertura das equipes de saúde da família (ESF) aumentou de 89,2% para 95,3%, alcançando quase 100% nos municípios com até 20.000 habitantes. A produção de consultas médicas cresceu 19,2% no período, com maior proporção de médicos do PMM em municípios pequenos, onde representavam até 61,4% dos profissionais das ESF. Esses avanços foram acompanhados por maiores investimentos em saúde per capita nessas localidades, indicando uma melhoria no acesso à atenção primária e potencial influência positiva em indicadores de saúde.

O estudo de Pereira *et al.* (2024) também indica que o Programa Mais Médicos (PMM) teve impacto significativo na Atenção Primária à Saúde (APS) no Nordeste, onde concentrou 66,8% das intervenções realizadas, com destaque para estados como Rio Grande do Norte, Sergipe e Ceará. As ações priorizaram áreas programáticas como Saúde da Mulher, Saúde da Criança, Doenças Crônicas Não Transmissíveis (DCNT) e Saúde Mental. As intervenções em Saúde da Mulher, com foco no pré-natal e puerpério, mostraram potencial para reduzir a mortalidade materna, enquanto as ações em Saúde da Criança contribuíram para o aumento de consultas pediátricas e a adesão ao aleitamento materno exclusivo. O programa também melhorou a qualidade do atendimento e o acesso aos serviços de saúde, promovendo

acolhimento, trabalho em equipe e reorganização dos processos para atender às demandas locais.

Oliveira, Sanchez e Santos (2016) verificaram que a Região Nordeste recebeu 4.853 médicos, representando 34,2% do total alocado do PMM entre 2013 e 2014. A maioria desses profissionais era composta por cooperantes, principalmente médicos cubanos, priorizando municípios com 20% ou mais da população em extrema pobreza. A maior parte dos municípios recebeu entre 1 e 5 médicos, priorizando áreas com 20% ou mais da população vivendo em extrema pobreza (Nogueira *et al.* 2016).

Gonçalves *et al.* (2016), destacam ainda o aumento na densidade de médicos em municípios nordestinos como resultado direto do PMM e observa que o programa influenciou a redução em internações por diarreia e gastroenterite, condição relevante de mortalidade em crianças menores de cinco anos. No entanto, pondera que ainda é preciso associar essa redução à outras variáveis.

Embora a literatura apresente resultados positivos relacionados à expansão do PMM, ainda existem lacunas que precisam ser superadas para alcançar impactos mais consistentes nos indicadores de saúde em todas as regiões do país, especialmente nas taxas de mortalidade.

Nesse sentido, Thomas *et al.* (2024) investigou os impactos do aumento na densidade de médicos da atenção primária no Brasil, implementado pelo Programa Mais Médicos (PMM), sobre hospitalizações e taxas de mortalidade, utilizando a abordagem de Controle Sintético Generalizado (GSC). Os resultados demonstraram que o aumento na densidade de médicos da atenção primária devido ao PMM não teve impacto significativo nas taxas gerais de hospitalizações ou mortalidade, incluindo condições sensíveis à atenção primária (CSAP). Em nível nacional, o efeito médio estimado foi próximo de zero, sugerindo uma limitação do impacto do PMM na melhoria de desfechos de saúde analisados no curto prazo. Segundo o estudo, as micro-regiões com maiores reduções nas taxas de mortalidade associadas ao PMM foram aquelas caracterizadas por maiores proporções de população rural, menor densidade de enfermeiros e maior nível de pobreza, sugerindo que áreas mais vulneráveis podem se beneficiar mais do aumento na densidade de médicos.

A literatura é categórica em relatar que o programa fortaleceu a atenção primária ao alocar médicos em equipes de Estratégia Saúde da Família (ESF) em áreas vulneráveis. Contudo, lacunas na implementação, como a inclusão de municípios não prioritários, podem ter limitado o impacto do programa em atender plenamente à demanda em regiões mais carentes (Oliveira, Sanchez e Santos, 2016; Oliveira *et al.*, 2021). Além disso, a concentração dos profissionais nas capitais e em municípios maiores e o aumento insuficiente da relação



médico/habitante indica que desigualdades regionais ainda precisam ser enfrentadas (Nogueira *et al.* 2016).

Thomas *et al.* (2024) reforça os resultados de estudos anteriores ao ponderar que, mesmo com o aumento da densidade de médicos, as melhorias nos indicadores de mortalidade podem ser limitadas pela falta de infraestrutura adequada, gargalos no acesso a serviços de saúde, alocação ineficiente dos médicos do PMM dentro das regiões prioritárias e impactos desproporcionais em algumas regiões diante de políticas de austeridade implementadas no Brasil após 2016, principalmente no que tange a saída dos médicos cubanos em 2018, que podem ter contribuído para a piora de indicadores de saúde (Franco, Almeida e Giovanella, 2018; Giovanella *et al.*, 2019).

## 2.7. Conclusão

Este estudo analisou os impactos do Programa Mais Médicos (PMM) nas taxas de mortalidade dos municípios brasileiros entre 2012 e 2022, com foco nas mortalidades geral, infantil, de idosos, por causas evitáveis e por condições sensíveis à atenção primária (CSAP). Utilizando técnicas de análise em painel espacial, particularmente o modelo *Spatial Durbin Model* (SDM), adequado para lidar com dependência e heterogeneidade espaciais, o estudo aborda as desigualdades regionais na distribuição dos recursos de saúde e preenche lacunas na literatura sobre os efeitos de longo prazo do programa.

Os resultados evidenciam que a pandemia de COVID-19 elevou as taxas de mortalidade, exceto as infantis e na primeira infância, destacando seu impacto significativo na mortalidade geral. O PMM apresentou efeitos positivos na redução das taxas de mortalidade infantil, na primeira infância e por causas evitáveis, confirmando sua eficácia na prevenção e no controle de doenças sensíveis à Atenção Primária à Saúde (APS). No entanto, as mudanças e descontinuidades no programa entre 2018 e 2022 sugerem impactos negativos, deixando lacunas na cobertura médica e comprometendo os avanços conquistados, especialmente em áreas vulneráveis.

Na análise regional aplicada ao Nordeste, os resultados do SDM revelaram que a densidade de médicos do Programa Mais Médicos apresentou efeitos mistos. Enquanto os efeitos diretos foram positivos para mortalidade geral, de idosos e por condições sensíveis à atenção primária (CSAP) — possivelmente indicando o perfil de vulnerabilidade das áreas atendidas —, apresentou efeitos indiretos e totais significativos na redução da mortalidade por causas evitáveis, evidenciando possíveis externalidades positivas nos municípios vizinhos. Assim, embora o impacto local do PMM possa ser condicionado por fatores estruturais e socioeconômicos, regionalmente o programa contribuiu para reduzir a mortalidade por causas evitáveis.

Em síntese, este estudo oferece evidências empíricas robustas sobre o impacto do PMM nas taxas de mortalidade, destacando a importância da dimensão espacial na formulação de políticas públicas. Os achados orientam ajustes necessários para aprimorar o programa, assegurando sua efetividade na promoção da equidade em saúde e contribuindo para a literatura sobre políticas de saúde pública em países em desenvolvimento.

## 2.8. Referências bibliográficas

ALMEIDA, E. **Econometria espacial aplicada**. Campinas, SP: Alínea, 2012.

ANSELIN, L. **Spatial Econometrics: Methods and Models**. Kluwer Academic Publishers, 1988.

ANSELIN, L. **Chapter fourteen: Spatial Econometrics**. A Companion to Theoretical Econometrics Edited by Badi H. Baltagi Copyright © 2001, 2003 by Blackwell Publishing Ltd. Disponível em: [https://web.pdx.edu/~crkl/WISE/SEAUG/papers/anselin01\\_CTE14.pdf](https://web.pdx.edu/~crkl/WISE/SEAUG/papers/anselin01_CTE14.pdf)

AQUINO, E. M. L.; SILVEIRA, I. H.; PESCARINI, J. M.; AQUINO, R.; SOUZA-FILHO, J. A.; ROCHA, A. S.; BARRETO, M. L. Social distancing measures to control the COVID-19 pandemic: potential impacts and challenges in Brazil. **Ciência & Saúde Coletiva**, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/1413-81232020256.1.10502020>. Acesso em 10 jul. 2024.

BARUFI, A. M.; HADDAD, E.; PAEZ, A. Infant mortality in Brazil, 1980-2000: A spatial panel data analysis. **BMC Public Health**, 2020. Disponível em: <http://www.biomedcentral.com/1471-2458/12/181>. Acesso em 10 jul. 2024.

BELOTTI F.; HUGHES G.; MORTARI S. P. Spatial panel-data models using Stata. **The Stata Journal**, 17, nº 1, 2017, pp 139-180. Disponível em: <https://journals.sagepub.com/doi/pdf/10.1177/1536867X1701700109>. Acesso em: 25 ago. 2024.

BEXSON, C. *et al.* Brazil's more doctors programme and infant health outcomes: a longitudinal analysis. **Human Resources for Health**, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1186/s12960-021-00639-3>.

BRASIL. **Lei nº 14.621, de 14 de julho de 2023**. Institui a Estratégia Nacional de Formação de Especialistas para a Saúde no âmbito do Programa Mais Médicos; e altera as Leis nºs 12.871, de 22 de outubro de 2013, 13.959, de 18 de dezembro de 2019, e 13.958, de 18 de dezembro de 2019, para criar novos incentivos e regras no âmbito do Projeto Mais Médicos para o Brasil e do Exame Nacional de Revalidação de Diplomas Médicos Expedidos por Instituição de Educação Superior Estrangeira (Revalida) e para transformar a Agência para o Desenvolvimento da Atenção Primária à Saúde (Adaps) em Agência Brasileira de Apoio à Gestão do SUS (AGSUS). **Diário Oficial da União**: edição extra. Brasília, DF: Presidência da República, [2023a].

\_\_\_\_\_. Ministério da Saúde. **Programa mais médicos – dois anos: mais saúde para os brasileiros**. Brasília, DF: Ministério da Saúde, [2015], 128p.

\_\_\_\_\_. Ministério da Saúde. **Programa Mais Médicos**. Brasília, DF: Ministério da Saúde, [2017]. Disponível em: <http://maismedicos.gov.br/images/PDF/Cartilha-Mais-Medicos-Versao-Eletronica.pdf>. Acesso em 20 jun. 2024.

\_\_\_\_\_. **Portaria nº 221, de 17 de abril de 2008**. Brasília, DF: Ministério da Saúde, [2008]. Disponível em: [https://bvsms.saude.gov.br/bvs/saudelegis/sas/2008/prt0221\\_17\\_04\\_2008.html](https://bvsms.saude.gov.br/bvs/saudelegis/sas/2008/prt0221_17_04_2008.html)

CARNEIRO V.; MAIA C.; RAMOS E.; CASTELO-BRANCO S. Tecobé In Marajó Trend of Indicators for the Monitoring of Primary Care Before and During the More Physicians for Brazil Program. **Ciencia e Saude Coletiva**, v. 23, n. 7, 2018, p. 2413-2422. DOI 10.1590/1413-81232018237.19052016

CHENG J. J.; SCHUSTER-WALLACE C. J.; WATT S.; NEWBOLD B. K.; MENTE A. An Ecological Quantification Of The Relationships Between Water, Sanitation And Infant, Child, And Maternal Mortality. **Environmental Health**, v. 11, Article number: 4, 2012. Disponível em: <https://ehjournal.biomedcentral.com/articles/10.1186/1476-069X-11-4>. Acesso em: 12 jul. 2024.

COVID-19 Excess Mortality Collaborators. Estimating excess mortality due to the COVID-19 pandemic: a systematic analysis of COVID-19-related mortality. **Lancet**: 2022. Disponível em: [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(21\)02796-3](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(21)02796-3). Acesso em: 12 jul. 2024.

DINMOHAMED, A. G. *et al.* Fewer cancer diagnoses during the COVID-19 epidemic in the Netherlands. **Lancet Oncology**, v. 21, mai. 2020, p. 750-751. Disponível em: <https://www.thelancet.com/action/showPdf?pii=S1470-2045%2820%2930265-5>. Acesso em: 29 jan. 2025.

DOS SANTOS, J. R. R.; DOS SANTOS, H. G.; DIAS, C. M. M.; CHIAVEGATTO, A. D. P. Assessing the impact of a doctor in remote areas of Brazil. **International Journal of Public Health**, 2020. DOI: <http://dx.doi.org/10.1007/s00038-020-01360-z>.

DUSSAULT, G.; FRANCESCHINI, M. C. Not enough there, too many here: understanding geographical imbalances in the distribution of the health workforce. **Human Resources for Health**, 2006. Disponível em: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC1481612/>. Acesso em 11 jul. 2024.

ELHORST, J. P. Specification and estimation of spatial panel data models. **Int Reg Sci Ver**, 26(3), 2003, p. 244–268. DOI: <https://doi.org/10.1177/0160017603253791>

ELHORST, P. G. Applied Spatial Econometrics: Raising the Bar. Spatial Economic Analysis, Vol. 5, No. 1. **Taylor and Francis Group**, 2010. DOI: <https://doi.org/10.1080/17421770903541772>

ELHORST, J. P. Spatial Econometrics: From Cross-Sectional Data to Spatial Panels. **Springer**, 2014. Disponível em: <https://arm.ssuv.uz/frontend/web/books/643105596a3dd.pdf>. Acesso em: 23 ago. 2024

ELHORST, J. P. Spatial panel models. Groningen, Países Baixos: **University of Groningen**, 2011. Disponível em: [https://www.york.ac.uk/media/economics/documents/seminars/2011-12/Elhorst\\_November2011.pdf](https://www.york.ac.uk/media/economics/documents/seminars/2011-12/Elhorst_November2011.pdf). Acesso em: ago. 2024.

ELHORST P., VEGA S H. On spatial econometric models, spillover effects. In: 53rd Congress of the European Regional Science Association: "Regional Integration: Europe, the Mediterranean and the World Economy", ago. 2013, Palermo, Italy. **Conference Paper**. Disponível em: [https://www.econstor.eu/bitstream/10419/123888/1/ERSA2013\\_00222.pdf](https://www.econstor.eu/bitstream/10419/123888/1/ERSA2013_00222.pdf). Acesso em 12 set. 2024.

FONTES, L. F. C.; CONCEIÇÃO, O. C.; JACINTO, P. D. Evaluating the impact of physicians' provision on primary healthcare: Evidence from Brazil's More Doctors Program. **Health Economics**, 2018. DOI: <http://dx.doi.org/10.1002/hec.3775>..

FRANCESCONI, G. V.; TASCA, R.; BASU, S.; ROCHA, T. A. H.; RASELLA, D. Mortality associated with alternative policy options for primary care and the Mais Medicos (More Doctors) Program in Brazil: forecasting future scenarios. **Revista Panamericana de Salud Pública**, 2020. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.26633/RPSP.2020.31>. Acesso em: 11 jul. 2024.

FRANCO, C. M.; ALMEIDA, P. F. DE; GIOVANELLA, L. A integralidade das práticas dos médicos cubanos no Programa Mais Médicos na cidade do Rio de Janeiro, Brasil. **Cadernos de Saúde Pública**, 34(9), 2018. DOI:10.1590/0102-311x00102917

GIOVANELLA, L.; BOUSQUAT, A.; ALMEIDA, P. F. DE; MELO E.A.; MEDINA, M.G.; AQUINO, R.; MENDONÇA, M. H. M. Médicos pelo Brasil: caminho para a privatização da atenção primária à saúde no Sistema Único de Saúde? **Cad. Saúde Pública**, 2019. DOI: 10.1590/0102-311X00178619.

GIRARDI, S. N.; STRALEN, A. C. S.; CELLA, J. N.; WAN DER MAAS, L.; CARVALHO, C. L.; FARIA, E. J. Impacto do Programa Mais Médicos na redução da escassez de médicos em regiões vulneráveis. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 21, n. 9, 2016, p. 2677-2685. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/csc/a/qTyKQT9CDdZ3ctg67njlLqj/abstract/?lang=pt>. Acesso em: 10 jun 2024.

GONÇALVES, R.F.; BEZERRA, A.F.B.; TANAKA, O.Y.; SANTOS, C.R.; SILVA, K.S.B.; SOUSA, I.M.C. Influência do Mais Médicos no acesso e na utilização de serviços de saúde no Nordeste. **Rev Saude Publica**, 2019, p. 53-110.

GONÇALVES, R.F.; SOUSA, I.M.C.; TANAKA, O.Y.; SANTOS, C.R.; BRITO-SILVA, K.; SANTOS, L.X.; BEZERRA, A.F.B. Programa Mais Médicos no Nordeste: avaliação das internações por condições sensíveis à Atenção Primária à Saúde. **Ciência e Saúde Coletiva**, 2016. DOI: 10.1590/1413-81232015219.15392016

GUJARATI D. N.; PORTER D. C. **Econometria básica**. 5ª edição, AMGH, 2011.

HONE, T.; RASELLA, D.; BARRETO, M.; ATUN, R.; MAJEED, A.; MILLETT, C. Large reductions in amenable mortality associated with Brazil's primary care expansion and strong health governance. **Health Affairs**, v. 36, n. 1, 2017, p. 149-158. Disponível em: <https://www.healthaffairs.org/doi/10.1377/hlthaff.2016.0966>. Acesso em 11 jul 2024.

HONE, T. *et al.* Impact of the Programa Mais médicos (more doctors Programme) on primary care doctor supply and amenable mortality: quasi-experimental study of 5565 Brazilian municipalities. **BMC Health Services Research**, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1186/s12913-020-05716-2>. Acesso em 30 mar 2024.

INEP – Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira. **Indicador apresenta distorção idade-série para ensino fundamental e médio**. Brasília, DF: Ministério da Educação, 2020. Disponível em: <https://www.gov.br/inep/pt-br/assuntos/noticias/censo->

[escolar/indicador-apresenta-distorcão-idade-serie-para-ensino-fundamental-e-medio](#). Acesso em: 22 ago. 2024.

LESAGE, J.; R. K. PACE. **Introduction to Spatial Econometrics**. Boca Raton, FL: Chapman & Hall/CRC, 2009.

MACEDO, A. S.; FERREIRA, M. A. M. Efeitos do Programa Mais Médicos (PMM) nos Resultados da Atenção Básica à Saúde. **Revista Brasileira de Políticas Públicas**, 2020. DOI: <https://doi.org/10.5102/rbpp.v10i1.6534>

MACEDO M. R. C. *et al.* Work process and psychic suffering of primary care physicians in the COVID-19 pandemic. **Saúde Soc. São Paulo**, v. 32, supl. 2, e220825pt, 2023.

MACINKO, J.; HARRIS, M. J. Brazil's Family Health Strategy — Delivering Community-Based Primary Care in a Universal Health System. **New England Journal of Medicine**, v. 372, n. 23, p. 2177-2181, 2015. Disponível em: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/26039598/>. Acesso em 11 jul 2024.

MAFFIOLI M. E.; HERNANDES ROCHA T.; VIVAS G.; ROSALES C.; STATON C.; VISSOCI J. R. N. Addressing inequalities in medical workforce distribution: evidence from a quasi-experimental study in Brazil. **BMJ Global Health**, 2019. DOI:10.1136/ bmjgh-2019-001827

MALTA, D. C.; SALTARELLI, R. M. F.; VELOSO, G. A.; GOMES, C. S.; SOARES FILHO, A. M.; VIEIRA, E. W. R.; FELISBINO-MENDES, M. S.; NAGHAVI, M.; RIBEIRO, A. L. P. Mortality by avoidable causes in Brazil from 1990 to 2019: data from the Global Burden of Disease Study. **Public Health**, v. 227, fev. 2024, p. 194-201. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.puhe.2023.12.012>. Acesso em 11 jul 2024.

MALTA D. C., SARDINHA L. M. V., MOURA L., LANSKY S., LEAL M. C., SZARCWALD C. L., FRANÇA E. Atualização da lista de causas de mortes evitáveis por intervenções do Sistema Único de Saúde do Brasil. **Epidemiologia e Serviços de Saúde**, 19(2), p.173-176, 2010. DOI: <http://dx.doi.org/10.5123/S1679-49742010000200010>

MARQUES DA COSTA G.; SANCHEZ M. N.; SHIMIZU H. E. Fatores associados à mortalidade de idosos por condições sensíveis à atenção primária, entre 2008 e 2018, no Distrito Federal, Brasil. **Plos One**, 2022. Disponível em: <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0272650>. Acesso em 11 jul 2024.

MATTOS, E.; MAZETTO, D. Assessing the impact of more doctors' program on healthcare indicators in Brazil. **World Development**, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2019.104617>. Acesso em: 11 jul. 2024.

MURRAY, C. J.; LOPEZ, A. D. Mortality by cause for eight regions of the world: Global Burden of Disease Study. **The Lancet**, v. 349, n. 9061, p. 1269-1276, 1997. Disponível em: [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(96\)07493-4](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(96)07493-4). Acesso em 11 jul 2024.

NIKOLOSKI Z.; ALBALA S.; MADRIZ MONTERO A.; MOSSIALOS E. The impact of primary health care and specialist physician supply on amenable mortality in Mexico (2000-2015): Panel data analysis using system-Generalized Method of Moments. **Social Science & Medicine**, 2021. Disponível em:

[https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0277953621002690?ref=pdf\\_download&f=r=RR-2&rr=8a1a624deee8264c](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0277953621002690?ref=pdf_download&f=r=RR-2&rr=8a1a624deee8264c). Acesso em 11 jul 2024.

NOGUEIRA, P.T.A.; BEZERRA A.F.B.; LEITE, A.F.B.; CARVALHO, I.M.S; GONÇALVES, R.F.; BRITO-SILVA, K.S. Características da distribuição de profissionais do Programa Mais Médicos nos estados do Nordeste, Brasil. **Ciência e Saúde Coletiva**, 2016. DOI: 10.1590/1413-81232015219.17022016

OLIVEIRA J. P. A.; SANCHEZ M. N.; PACHECO SANTOS L. M. O Programa Mais Médicos: provimento de médicos em municípios brasileiros prioritários entre 2013 e 2014. **Ciência e Saúde Coletiva**, 2016. DOI: 10.1590/1413-81232015219.17702016

ÖZÇELİK, E. A.; MASSUDA, A.; MCCONNELL, M.; CASTRO, M. C. Impact of Brazil's More Doctors Program on hospitalizations for primary care sensitive cardiovascular conditions. **SSM-Population Health**, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.ssmph.2020.100695>. Acesso em: 11 jul. 2024.

PEREIRA L. K. M.; SILVA JAD; VALENTIM RADM; LIMA TGFMS; GUSMÃO CMG; ROCHA MAD; SANTOS MMD; CAITANO AR; BARROS RMBD; ROSENDO TS. Interventions of Brazil's more doctors program through continuing education for Primary Health Care. **Front. Public Health**, 2024. DOI: 10.3389/fpubh.2023.1289280

PAELINCK, J. H. P; KLAASSEN, L. H. **Spatial Econometrics**. Studies in spatial analysis. Universidade de Michigan, Saxon House, v.1, 1979.

PAIM, J.; TRAVASSOS, C.; ALMEIDA, C.; BAHIA, L.; MACINKO, J. The Brazilian health system: history, advances, and challenges. **The Lancet**, v. 377, n. 9779, p. 1778-1797, 2011. Disponível em: [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(11\)60054-8](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(11)60054-8). Acesso em 11 jul 2024.

RASELLA, Davide *et al*. Mortality associated with alternative primary healthcare policies: a nationwide microsimulation modelling study in Brazil. **BMC Medicine**, v. 17, n. 82, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1186/s12916-019-1316-7>. Acesso em: 16 jul. 2024.

REMES. J.; WILSON A.; RAMDORAI A. How investing in health has a significant economic payoff for developing economies. **The Brookings Institution**. 2020. Disponível em: <https://www.brookings.edu/articles/how-investing-in-health-has-a-significant-economic-payoff-for-developing-economies/>. Acesso em 11 jul 2024.

SCHEFFER, M. *et al*. Demografia Médica no Brasil 2023. São Paulo, SP: **FMUSP, AMB**, 2023. 344p. ISBN 978-65-00-60986-8. Disponível em: [https://amb.org.br/wp-content/uploads/2023/02/DemografiaMedica2023\\_8fev-1.pdf](https://amb.org.br/wp-content/uploads/2023/02/DemografiaMedica2023_8fev-1.pdf). Acesso em: 10 jan. 2024.

SCHWARZ, V.; MAHFOUD F.; LAUDER L.; REITH W.; BEHNKE S.; SMOLA S.; RISSLAND J.; PFUHL T.; SCHELLER B.; BÖHM M.; EWEN S. Decline of emergency admissions for cardiovascular and cerebrovascular events after the outbreak of COVID-19.



**Clinical Research in Cardiology**, v. 109, p. 1500-1506, 2020. DOI: 10.1007/s00392-020-01688-9

STARFIELD B. Primary care: an increasingly important contributor to effectiveness, equity, and efficiency of health services. SESPAS report 2012. **Gaceta Sanitaria**, v. 26, Supplement 1, mar. 2012, p. 20-26. DOI: 10.1016/j.gaceta.2011.10.009

TADDEO, M. M.; AMORIM L. D.; AQUINO, R. Causal measures using generalized difference-in-difference approach with nonlinear models. **Statistics and Its Interface**, v. 15, 2022, p. 399–413. DOI: <https://dx.doi.org/10.4310/21-SII704>.

TANGCHAROENSATHIEN, V.; FARAMNUAYPHOL P.; TEOKUL W.; BUNDHAMCHAROEN K.; WIBULPHOLPRASERT S. A critical assessment of mortality statistics in Thailand: potential for improvements. **Bulletin of the World Health Organization**, 2006. Disponível em: <https://www.scielosp.org/pdf/bwho/2006.v84n3/233-238/en>. Acesso em: jul. 2024.

UNICEF – FUNDO DAS NAÇÕES UNIDAS PARA A INFÂNCIA. **Panorama da Distorção Idade-Série no Brasil**. UNICEF, 2018. Disponível em: [https://www.unicef.org/brazil/media/461/file/Panorama\\_da\\_distorcao\\_idade-serie\\_no\\_Brasil.pdf](https://www.unicef.org/brazil/media/461/file/Panorama_da_distorcao_idade-serie_no_Brasil.pdf). Acesso em 07 ago 2024.

ZUBIRI, L. *et al.* Temporal trends in inpatient oncology census before and during the COVID-19 pandemic and rates of nosocomial COVID-19 among patients with cancer at a large academic center. **Oncologist**, v. 26, p. e1427-e1433, 2021.



**3. RUPTURA NO PROGRAMA MAIS MÉDICOS:  
EFEITOS DA SAÍDA DOS MÉDICOS CUBANOS  
NAS TAXAS DE MORTALIDADE NOS  
MUNICÍPIOS BRASILEIROS**

### 3.1. Resumo

Este estudo investiga o impacto da saída dos médicos cubanos do Programa Mais Médicos (PMM) em 2018 em diferentes taxas de mortalidade nos municípios brasileiros a partir de dados de 2013 a 2022. Utilizando o método de Diferenças-em-Diferenças com efeitos fixos de alta dimensão (EFAD), os resultados indicam que a presença dos médicos cubanos pode ter reduzido significativamente as taxas de mortalidade geral e por causas evitáveis em áreas vulneráveis. Após 2018, observou-se um aumento nas taxas de mortalidade geral e por causas evitáveis, evidenciando os efeitos negativos da descontinuidade do pacto de cooperação entre Cuba e Brasil. Análises gráficas confirmaram que as taxas de mortalidade estudadas teriam sido menores caso não tivesse ocorrido a saída desses médicos. Em contraste, as taxas de mortalidade infantil e de mortalidade na primeira infância apresentaram dinâmicas diferentes, com variações que não seguiram o mesmo padrão observado para outras formas de mortalidade, sugerindo que esses indicadores podem ter sido influenciados por fatores adicionais. Os resultados destacam a relevância do PMM na redução de desigualdades regionais e a necessidade de planejamento sustentável para evitar retrocessos, reforçando a importância da cooperação internacional pela saúde e estratégias de saúde pública resilientes.

**Palavras-chave:** Programa Mais Médicos; cooperação internacional; políticas de saúde; Diferenças em diferenças.

### 3.2. Abstract

This study investigates the impact of the departure of Cuban doctors from the Programa Mais Médicos (PMM) in 2018 on different mortality rates in Brazilian municipalities, using data from 2013 to 2022. Employing the Difference-in-Differences (DiD) method with high-dimensional fixed effects (HDFE), the results indicate that the presence of Cuban doctors significantly reduced general mortality rates and avoidable mortality rates, particularly in vulnerable areas. Following their departure in 2018, an increase in these rates was observed, highlighting the negative effects of the discontinuation of the cooperation agreement between Cuba and Brazil. Graphical analyses confirmed that the studied mortality rates would likely have been lower had the Cuban doctors remained in the program. In contrast, infant mortality and early childhood mortality rates exhibited different dynamics, with variations that did not align with the patterns observed for other mortality types, suggesting that these indicators may have been influenced by additional factors. The findings underscore the relevance of the PMM in reducing regional health disparities and highlight the need for sustainable planning to prevent setbacks. This study reinforces the importance of international health cooperation and resilient public health strategies to ensure consistent progress in population health outcomes.

**Keywords:** Programa Mais Médicos; international cooperation; health policies; Differences-in-Differences.

### 3.3. Introdução

A saúde pública no Brasil tem enfrentado desafios significativos nas últimas décadas, incluindo a falta de médicos em regiões carentes e a desigualdade no acesso a cuidados de saúde. Para mitigar esses problemas, o governo brasileiro implementou o Programa Mais Médicos (PMM) em 2013, com o objetivo de aumentar a disponibilidade de profissionais de saúde em áreas subatendidas (Girardi *et al.*, 2016). A introdução de médicos estrangeiros, especialmente cubanos (Brasil, 2017), constituiu uma medida emergencial e controversa, que gerou debates sobre sua eficácia e impactos (Macinko; Harris, 2015).

No entanto, a retirada dos médicos cubanos do programa em 2018, seguida por mudanças nas políticas do PMM, levantou questões sobre o impacto dessas alterações na saúde da população brasileira. Estima-se que a saída dos médicos cubanos tenha afetado significativamente a prestação de serviços de saúde em muitos municípios, exacerbando a escassez de profissionais em áreas já vulneráveis, visto que até então eles representavam a maioria dos médicos ativos.

Este estudo tem como objetivo investigar o impacto da saída dos médicos cubanos do Programa Mais Médicos (PMM), ocorrida em 2018 (OPAS, 2018), nas taxas de mortalidade dos municípios brasileiros. Em particular, busca-se analisar se esse evento teve um efeito significativo nas taxas de mortalidade geral, de idosos, infantil, na primeira infância, por causas evitáveis e por condições sensíveis à atenção primária (CSAP). Para isso, será utilizado o método de Diferenças-em-Diferenças (Angrist e Pischke, 2008), que permite isolar o efeito da saída desses médicos comparando as mudanças nas taxas de mortalidade entre os municípios que receberam médicos cubanos e aqueles que não os receberam, antes e depois das alterações no programa.

Este artigo contribui para a literatura existente ao fornecer uma análise detalhada dos efeitos de políticas de saúde pública em indicadores críticos de saúde. Estudos anteriores mostraram que a presença de médicos está correlacionada com melhorias nos resultados de saúde, incluindo reduções na mortalidade infantil e aumentos na cobertura de atenção primária (Macinko *et al.*, 2007; Hone *et al.*, 2020). No entanto, há uma lacuna na literatura sobre o impacto específico da saída dos médicos cubanos em 2018 em indicadores de saúde, o que torna esta pesquisa particularmente relevante.

Espera-se que os resultados obtidos a partir deste estudo possam informar futuras políticas e decisões governamentais sobre a alocação de recursos humanos na saúde. Compreender o impacto de mudanças abruptas em políticas de saúde como a que culminou na

saída dos médicos cubanos do PMM pode ajudar a otimizar programas futuros e garantir que as populações mais vulneráveis recebam cuidados de saúde adequados, independentemente da origem dos profissionais.

Além dessa introdução, esse artigo conta com cinco seções. São elas: segunda seção, composta do referencial teórico; na terceira seção, apresenta-se a metodologia, a origem e composição da base de dados; enquanto na quarta seção visualiza-se os resultados através de tabelas, mapas, bem como das suas respectivas explicações; na última e derradeira seção demonstra-se as considerações finais; e por fim, relata-se as referências bibliográficas.

### **3.4. Referencial teórico**

O Programa Mais Médicos (PMM) foi instituído pelo governo brasileiro em 2013 com a finalidade de ampliar o acesso à Atenção Primária à Saúde (APS) em regiões carentes de médicos. Através da Lei nº 12.871/2013, o programa previu a contratação de médicos tanto brasileiros quanto estrangeiros para atuar em Unidades Básicas de Saúde (UBS) em municípios com escassez de profissionais.

A Revisão Global da Atenção Primária à Saúde (APS) pela Organização Mundial da Saúde (OMS) destaca a importância da APS como um pilar central dos sistemas de saúde eficazes, equitativos e eficientes. A APS é vital para enfrentar tanto as doenças transmissíveis quanto as não transmissíveis, oferecendo cuidados abrangentes, continuados e acessíveis. Além disso, a APS é fundamental para a prevenção de doenças e promoção da saúde, desempenhando um papel crucial na detecção precoce e no manejo de condições crônicas, o que reduz a carga sobre os serviços de saúde secundários e terciários. A abordagem da APS também é destacada por sua capacidade de promover a equidade, garantindo que todas as populações, especialmente as mais vulneráveis, tenham acesso aos cuidados necessários (WHO, 2003).

Além disso, segundo WHO (2003), a APS é essencial para enfrentar os desafios emergentes em saúde pública, como o envelhecimento populacional, a urbanização rápida e as mudanças nas necessidades de saúde pois proporciona uma resposta adaptável e flexível, capaz de se ajustar às rápidas mudanças demográficas e socioeconômicas. Ademais, o relatório da OMS enfatiza que a implementação eficaz da APS requer um compromisso político contínuo, recursos adequados e uma abordagem intersetorial que envolva comunidades no planejamento e na execução dos serviços de saúde. A experiência internacional mostra que sistemas de saúde centrados na APS são mais bem-sucedidos em melhorar os resultados de saúde da população,

tornando-a uma estratégia indispensável para alcançar os Objetivos de Desenvolvimento do Milênio relacionados à saúde.

Neste sentido, a presença de médicos é um fator crucial para a melhoria dos indicadores de saúde. Estudos demonstram que a disponibilidade de profissionais de saúde está associada a melhores resultados em saúde, como a redução da mortalidade infantil e aumento na cobertura de serviços básicos (Starfield; Shi; Macinko, 2005). No Brasil, o PMM foi um esforço significativo para enfrentar a desigualdade na distribuição de médicos, particularmente em áreas remotas e de baixa renda. Ademais, estudos indicam que o PMM teve um impacto significativo na redução da desigualdade no acesso aos serviços de saúde em várias regiões do Brasil (Girardi *et al.*, 2016; Santos *et al.*, 2027; Hone *et al.*, 2020; Fontes *et al.*, 2018; Mattos; Mazetto, 2019).

As áreas prioritárias do PMM foram definidas segundo critérios como alta pobreza, baixo Índice de Desenvolvimento Humano (IDH), localização no semiárido e na Amazônia, presença de populações indígenas e quilombolas, e dificuldade de recrutamento de médicos (Brasil, 2011). Nos primeiros dois anos, mais de 18.240 médicos, brasileiros e estrangeiros, atenderam 4.058 municípios e 34 distritos indígenas de saúde, expandindo o acesso à saúde e promovendo maior equidade e justiça social (Brasil, 2017).

O PMM foi fundamentado em três eixos estratégicos, conforme legislação que o instituiu: Provimento Emergencial, Investimento na Infraestrutura da Rede de Serviços Básicos de Saúde e Formação Médica (Brasil, 2015). O eixo de provimento emergencial do PMM foi implementado através de pactos de cooperação, como o 80º Termo de Cooperação entre o Ministério da Saúde brasileiro e a Organização Pan-Americana da Saúde (OPAS), que desenvolveu o Projeto “Acesso da População Brasileira à Atenção Básica em Saúde”, e o 3º Termo de Ajuste ao 80º TC, que promoveu o “Programa de Cooperação Técnica da OPAS para a participação de médicos cubanos no Projeto Mais Médicos para o Brasil”. Assim, o programa incluía médicos formados em instituições de educação superior brasileiras, médicos com diploma revalidado no Brasil e médicos intercambistas (Brasil, 2017).

O estudo de Pinto e Cortes (2022) destaca a importância da cooperação internacional com a OPAS e Cuba para a implementação do programa, que enfrentou forte oposição das entidades médicas. A pesquisa concluiu que, embora a implementação do PMM tenha sido facilitada por um contexto político favorável, ela foi resultado de uma combinação de fatores estratégicos e contextuais cuidadosamente articulados pelos atores envolvidos.

O sistema de saúde cubano, reconhecido mundialmente por seus resultados e eficiência, é um exemplo de como um modelo público, preventivo e baseado na equidade pode alcançar indicadores de saúde de excelência, mesmo sob condições econômicas adversas. Desde a

Revolução de 1959, Cuba incorporou a solidariedade internacional como parte de sua política de saúde, enviando profissionais médicos para mais de 60 países em situações de emergência, além de criar programas estruturais de cooperação. Cuba promoveu um modelo que alia saúde comunitária e ações preventivas, transformando o acesso à saúde em populações vulneráveis e reforçando seu papel diplomático e humanitário global (De Vos *et al.*, 2007).

Além disso, em 2014, Cuba registrava a maior densidade de médicos por mil habitantes no mundo, um índice aproximadamente quatro vezes superior ao observado no Brasil em 2013. Esse diferencial foi um dos principais fatores que motivaram o estabelecimento do acordo internacional entre os dois países (OPAS, 2018).

O programa, no entanto, enfrentou diversas controvérsias e críticas ao longo de sua implementação, especialmente no que diz respeito aos salários pagos aos médicos cubanos, que representava apenas parte do recebido pelo governo cubano, e à ausência da exigência de validação de diplomas estrangeiros pelo Revalida, o que gerou insatisfação entre profissionais brasileiros (Biernath, 2020). Além disso, relatório do Conselho Federal de Medicina apontaram problemas como o aumento das taxas de mortalidade materna e infantil e a queda na cobertura vacinal (CFM, 2018), embora tais questões possam estar mais relacionadas à crise financeira que o Brasil enfrentava do que diretamente ao programa (Biernath, 2020).

Até 2017, médicos cubanos representavam mais de 60% do corpo médico do PMM (Brasil, 2017). Em 2016, esses médicos representavam quase 80% do efetivo do PMM atuante na Região Nordeste (Nogueira *et al.*, 2016). Contudo, em 2018, o Ministério da Saúde de Cuba anunciou o fim do acordo de cooperação com o Brasil devido a mudanças e declarações do governo brasileiro sobre possíveis alterações no termo de cooperação (Abrasco, 2018). Várias áreas remotas ficaram sem cobertura médica adequada e para suprir essa lacuna, o programa Médicos pelo Brasil foi criado em 2019, com foco na criação de uma carreira pública médica. No entanto, essa nova iniciativa não incorporou aspectos essenciais do Mais Médicos, como a melhoria de infraestrutura em unidades de saúde e a revisão curricular nas escolas médicas (Biernath, 2020).

A saída dos médicos cubanos gerou um grande desafio para o sistema de saúde brasileiro, especialmente nas regiões mais vulneráveis. O governo respondeu convocando médicos brasileiros para preencher as vagas deixadas, mas a atratividade dessas posições continuou baixa devido às condições de trabalho menos favoráveis em áreas remotas em comparação com oportunidades em hospitais privados urbanos (Jucá, 2018).

Segundo Francesconi *et al.* (2020), a retirada dos médicos cubanos poderia contribuir para um aumento de 3,2% nas taxas de mortalidade em menores de cinco anos e de 2,0% nas

taxas de mortalidade em menores de 70 anos em 2030. O estudo conclui que as reduções na cobertura de atenção primária à saúde devido a essas mudanças políticas poderiam resultar em um número significativo de mortes evitáveis entre crianças e adultos no Brasil nos próximos anos.

Acredita-se que a nacionalidade dos médicos pode influenciar os resultados de saúde de diversas maneiras. Médicos estrangeiros podem trazer diferentes abordagens e experiências que enriquecem a prática clínica local (Dos Santos *et al.*, 2016). Estudos indicam que esses médicos foram bem aceitos pela população e contribuíram para a melhoria do acesso e da qualidade dos serviços de saúde em muitas áreas.

O estudo de Campos Alves *et al.* (2017) sobre a cooperação internacional entre Brasil, Angola e Cuba para abordar a escassez de médicos destacou a eficácia dessa colaboração em melhorar a distribuição de profissionais de saúde em áreas vulneráveis. Segundo o estudo, no Brasil, o Programa Mais Médicos (PMM) aumentou significativamente a presença de médicos em regiões carentes, preenchendo 11.400 vagas com médicos cubanos, o que resultou em maior satisfação dos usuários e redução de hospitalizações evitáveis. Em Angola, a parceria com Cuba auxiliou na descentralização da formação médica e no fortalecimento do sistema de saúde local. Campos Alves *et al.* (2017), enfatiza ainda a importância de dimensões educacionais e regulatórias, como a reforma curricular e o serviço compulsório em áreas carentes, para atrair e reter médicos, concluindo que a cooperação Sul-Sul é uma estratégia eficaz para enfrentar a escassez de médicos e promover a sustentabilidade e autonomia dos sistemas de saúde locais, recomendando-se a continuidade e expansão dessas iniciativas.

Os médicos estrangeiros, especialmente os cubanos, eram bem avaliados por gestores e usuários devido à sua capacidade de olhar, ouvir e tocar os pacientes, promovendo uma cultura de cuidado mais humanizado. Esse comportamento mostrou a necessidade de fortalecer essa cultura entre os médicos brasileiros (Dos Santos *et al.*, 2016).

A percepção dos usuários do PMM em Mossoró, município do Rio Grande do Norte, foi analisada e encontrou-se uma visão positiva do programa devido à expansão do acesso aos cuidados de saúde e à humanização no relacionamento médico-paciente, atribuída em grande parte aos médicos estrangeiros, em especial os cubanos (Da Silva *et al.*, 2016).

A atuação dos médicos cubanos no programa se destaca pela oferta de cuidados integrais, com um amplo leque de ações que atendem à complexidade dos problemas de saúde e à diversidade de contextos. Segundo Franco, Almeida e Giovanella (2018), profissionais demonstraram forte capacidade de inserção comunitária, foco preventivo, planejamento de intervenções e estabelecimento de vínculos com os pacientes.

Em outro estudo, a supervisão acadêmica do PMM na Paraíba foi examinada e encontrou-se que tanto médicos brasileiros quanto estrangeiros tinham uma educação acadêmica semelhante, com os estrangeiros se destacando na pós-graduação e experiência de trabalho em atenção primária. A supervisão foi considerada positiva, especialmente pela relação cordial e pelo suporte às decisões clínicas, embora insuficiente para resolver problemas de gestão (Cardoso *et al.*, 2020).

Shimizu *et al.*, 2021, por sua vez, estudou os desafios enfrentados pelo PMM em áreas vulneráveis e periurbanas de Brasília, destacando a importância da parceria entre o Ministério da Saúde e as autoridades locais. A inclusão de médicos estrangeiros, principalmente cubanos, foi crucial para o sucesso do programa nessas áreas, apesar das barreiras internas do serviço de saúde que dificultavam a prestação de um serviço satisfatório.

Ademais, as interações entre médicos cubanos e pacientes brasileiros em áreas socioeconomicamente desfavorecidas, como as favelas do Rio de Janeiro, revelaram a importância das dimensões afetivas e temporais no cuidado. Os médicos cubanos dedicavam tempo para construir relações de confiança com os pacientes, enfatizando um cuidado mais humanizado e próximo, contrastando com a abordagem mais impessoal e rápida comumente encontrada no sistema de saúde brasileiro (Lidola, 2024).

### **3.5. Metodologia**

#### *3.5.1. Base de dados*

A base de dados utilizada é formada por dados provenientes de diversas fontes oficiais como Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), Ministério da Saúde, Agência Nacional de Saúde Suplementar (ANS), Sistema Nacional de Informações sobre Saneamento (SNIS), DATASUS e Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP) e fornecem informações sobre economia, estrutura de saúde, infraestrutura de saneamento básico e educação dos municípios brasileiros.

A Tabela 14 apresenta a descrição das variáveis utilizadas, estatísticas descritivas, bem como suas fontes correspondentes. Todas as variáveis foram obtidas para o período de 2013 a 2022 e totalizam 36.820 observações, considerando que foram mantidos no modelo apenas os municípios que em algum momento receberam médicos do PMM, conforme detalhado adiante na seção 3.5.2.



Tabela 14 - Detalhamento das variáveis utilizadas no modelo.

Variável	Descrição	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo	Fonte
PIB	PIB per capita municipal	23032.66	24616.78	301.60	894806.30	IBGE
d_cub (tratado)	<i>Dummy</i> que indica os municípios que receberam médicos cubanos do PMM	-	-	-	-	Ministério da Saúde
post_2018	<i>Dummy</i> que indica o período de mudança na política do PMM (ano>=2018)	-	-	-	-	-
pandemia	<i>Dummy</i> que indica os anos de enfrentamento da Pandemia da COVID-19 (ano>=2020 & ano<=2022)	-	-	-	-	-
rh_sus	Número de profissionais (exceto médicos) que atuam no SUS por 100 mil habitantes	1076.73	451.66	0	11111.11	DATASUS
esf	Número de equipes de saúde da família por 100 mil habitantes	5.65	9.06	0	78.25	DATASUS
n_cub	Número de médicos cubanos que atuam pelo PMM por 100 mil habitantes	4.90	13.83	0	952.76	Ministério da Saúde
n_bra	Número de médicos brasileiros que atuam pelo PMM por 100 mil habitantes	3.05	7.88	0	238.19	Ministério da Saúde
água	Percentual da população atendida por água encanada	71.07	27.97	0	97.15	SNIS
esgoto	Percentual da população atendida por rede de esgoto sanitário	22.49	32.00	0	98.44	SNIS
educ_f	Taxa de distorção idade-série total no ensino fundamental	19.16	10.52	0	64.40	INEP
educ_m	Taxa de distorção idade-série total no ensino médio	30.15	14.06	0	84.50	INEP
Mort_geral	Taxa de mortalidade geral por 100 mil habitantes	453.29	288.87	0	5890.36	DATASUS
Mort_idosos	Taxa de mortalidade de idosos por 100 mil habitantes (faixa etária a partir de 60 anos)	281.25	196.48	0	3005.39	DATASUS
Mort_inf	Taxa de mortalidade infantil por 100 mil habitantes (faixa etária 0 até 1 ano)	6.39	13.25	0	273.30	DATASUS
Mort_prim_inf	Taxa de mortalidade na primeira infância por 100 mil habitantes (faixa etária 1 a 6 anos)	8.07	15.28	0	321.33	DATASUS
Mort_ca_evit	Taxa de mortalidade por causas evitáveis por 100 mil habitantes (causas definidas por Malta <i>et al</i> , 2010)	244.74	163.08	0	4388.27	DATASUS
Mort_csap	Taxa de mortalidade por condições sensíveis à atenção primária por 100 mil habitantes (causas definidas em Portaria N° 221 de 17/04/2008 do MS)	72.94	62.86	0	1171.89	DATASUS

Fonte: Elaboração própria.

### 3.5.2. Métodos

O método utilizado neste estudo é o *Difference-in-Differences* (Diff-in-Diff ou DiD) que é uma técnica estatística utilizada para estimar o efeito causal de uma intervenção ou política específica sobre um desfecho de interesse. Esta técnica compara as mudanças nos resultados ao longo do tempo entre uma população que é submetida à intervenção (grupo de tratamento) e uma que não é (grupo de controle), permitindo uma correção para quaisquer diferenças entre os grupos que permanecem constantes ao longo do tempo (Angrist; Pischke, 2008; Gertler *et al.*, 2016).

A essência do método DiD é estruturar a análise de modo a isolar o efeito puro da intervenção das tendências gerais que poderiam afetar ambos os grupos. Isso é feito subtraindo a diferença nos resultados pré e pós-intervenção no grupo de controle da diferença pré e pós-intervenção no grupo de tratamento. Esta abordagem pressupõe que, na ausência da intervenção, os grupos de tratamento e controle teriam seguido tendências paralelas ao longo do tempo. Assim, qualquer desvio dessas tendências pode ser atribuído à intervenção (Angrist; Pischke, 2008). Neste estudo, os municípios que receberam médicos cubanos foram considerados o grupo de tratamento, enquanto os que não receberam compuseram o grupo de controle.

A construção dos grupos de tratamento (tratado) e controle neste estudo baseia-se na alocação dos médicos cubanos no âmbito do PMM. O grupo de tratamento foi composto pelos municípios que receberam médicos cubanos em qualquer momento entre a criação do programa, em 2013, e o rompimento do acordo com Cuba, em 2018. O grupo de controle, por sua vez, inclui os municípios que não receberam médicos cubanos durante o mesmo período.

O Quadro 2 apresenta a estrutura do método *Difference-in-Differences* aplicado à análise do impacto da saída dos médicos cubanos do PMM, destacando as diferenças nas taxas de mortalidade entre os grupos de controle e tratamento antes e depois do rompimento do acordo com Cuba.

Quadro 2 - Estrutura do método DiD.

<b>Grupos</b>	<b>Antes da saída dos médicos cubanos (2013-2017)</b>	<b>Depois da saída dos médicos cubanos (2018-2022)</b>	<b>Diferenças (Antes - Depois)</b>
<b>Controle</b>	A1 (Taxas de mortalidade nos municípios sem médicos cubanos)	A2 (Taxas de mortalidade nos municípios sem médicos cubanos)	A1 - A2
<b>Tratamento</b>	B1 (Taxas de mortalidade nos municípios com médicos cubanos)	B2 (Taxas de mortalidade nos municípios com médicos cubanos)	B1 - B2
<b>Diferenças</b>	A1 - B1	A2 - B2	(A1 - A2) - (B1 - B2) (Impacto Dif-in-Dif)

Fonte: Elaboração própria com base em Wooldridge (2009).

Os municípios tratados foram definidos com base na variável *d\_cub*, *dummy* que identifica aqueles que, em algum momento, receberam médicos cubanos. A identificação foi realizada a partir das bases de dados do PMM, que discriminam os municípios atendidos e a nacionalidade dos profissionais. Municípios que receberam apenas médicos brasileiros ou médicos estrangeiros de outras nacionalidades foram excluídos do grupo de tratamento, dada a especificidade da análise. Assim, o grupo de tratamento reflete os municípios que, até 2018, dependiam parcial ou majoritariamente dos médicos cubanos para a prestação de serviços de atenção básica.

Por outro lado, o grupo de controle foi composto por municípios que não receberam médicos cubanos, mas em algum momento receberam médicos do PMM (brasileiros ou outra nacionalidade), para garantir a comparabilidade.

A definição do período pós-tratamento (variável *post\_2018*) considerou o evento de interesse: o rompimento do acordo com Cuba em 2018 e a consequente saída dos médicos cubanos. O período foi delimitado entre 2018 e 2022. A interação “tratado x *post\_2018*” foi utilizada para capturar o impacto diferencial do evento nos municípios tratados em comparação aos de controle.

A escolha dos grupos de tratamento e controle está alinhada com a lógica quase experimental do estudo. Os municípios tratados foram selecionados com base na necessidade de médicos, critério que orientou a alocação inicial do PMM, e representam áreas vulneráveis, com baixos índices de desenvolvimento humano (IDH) e alta dependência do Sistema Único de Saúde (SUS). Por sua vez, a seleção dos controles considerou critérios de elegibilidade semelhantes, garantindo características comparáveis entre os dois grupos. Essa abordagem reduz potenciais vieses de seleção e assegura que a diferença observada nas taxas de

mortalidade entre os grupos possa ser atribuída ao evento de interesse: a saída dos médicos cubanos do PMM. A Tabela 15 apresenta as médias de cada variável para o grupo controle e o grupo tratamento, bem como os desvios padrão.

A Tabela 15 mostra que, para a maioria das variáveis, as médias dos grupos de tratamento e controle são próximas, com diferenças relativamente pequenas. Isso sugere que os grupos são comparáveis em várias dimensões, o que é um requisito importante para a aplicação do modelo DiD. Essas pequenas diferenças indicam que os grupos são semelhantes em termos de cobertura de planos de saúde, infraestrutura básica (água e esgoto), políticas de saúde (eSF) e taxa de distorção idade-série. Essa proximidade é fundamental para garantir que as diferenças observadas após a intervenção possam ser atribuídas ao tratamento, e não a características pré-existentes dos grupos.

Apesar das diferenças em algumas variáveis (PIB, recursos humanos no SUS e médicos do PMM), o modelo DiD ainda é adequado por duas razões principais: a maioria das variáveis apresenta médias próximas entre os grupos, indicando que eles são comparáveis em termos de características observáveis; o modelo DiD controla diferenças pré-existentes entre os grupos ao comparar as mudanças ao longo do tempo. Mesmo que haja diferenças iniciais em algumas variáveis, o modelo captura o efeito do tratamento ao analisar como esses grupos evoluíram antes e depois da intervenção.

Tabela 15 - Médias das variáveis de controle para cada grupo

Variável	Grupo controle		Grupo tratamento		Diferença entre médias
	Média	Desvio padrão	Média	Desvio padrão	
PIB	23602.25	23909.31	21750.22	26095.27	1852.03
plano	8.53	12.90	7.47	10.42	1.07
água	71.57	27.51	69.95	28.94	1.62
esgoto	23.27	32.57	20.75	30.60	2.52
rh_sus	1082.38	456.11	1064.02	441.23	18.35
medsus	71.09	72.56	65.90	64.81	5.20
esf	5.65	9.19	5.67	8.76	-0.02
n_med	3.17	7.50	18.73	25.40	-15.56
ens_f	18.60	10.37	20.41	10.75	-1.80
ens_m	29.32	13.98	32.01	14.04	-2.69

Fonte: Elaboração própria.

A implementação do método DiD envolve a análise de dados de painel, ou seja, dados coletados em múltiplos pontos no tempo para as mesmas unidades. Isso permite a comparação direta das mudanças nos resultados ao longo do tempo, ajustando-se por variações que não estão

relacionadas à intervenção. A análise é frequentemente realizada utilizando regressões lineares, onde interações entre indicadores de tempo e de tratamento capturam o efeito estimado da intervenção (Angrist; Pischke, 2008).

Para controlar por heterogeneidade não observada que pode influenciar as taxas de mortalidade, foram incorporados efeitos fixos para municípios e anos. Devido ao grande número de categorias, utilizou-se o estimador High-Dimensional Fixed Effects – HDFE, que permite a inclusão eficiente de múltiplos efeitos fixos de alta dimensão (Correia, 2017).

A especificação do modelo de Diferenças-em-Diferenças (DiD) com High-Dimensional Fixed Effects (HDFE) pode ser formalmente representada pela seguinte expressão:

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 \text{tratado}_i + \beta_2 \text{post\_2018}_t + \beta_3 (\text{tratado}_i \times \text{post\_2018}_t) + X_{it}\gamma + \mu_i + \lambda_t + \epsilon_{it} \quad (3.1)$$

Onde,  $Y_{it}$  representa a variável dependente, representando a taxa de mortalidade específica (geral, de idosos, infantil, na primeira infância, etc.) no município  $i$  no ano  $t$ ;  $\text{tratado}_i$  é a *dummy* que indica se o município  $i$  pertence ao grupo de tratamento (recebeu médicos cubanos em algum momento) e  $\beta_1$  representa a diferença média nas taxas de mortalidade entre os municípios tratados e não tratados antes de 2018;  $\text{post\_2018}_t$  é a *dummy* que indica o período pós-2018, quando ocorreu a saída dos médicos cubanos e  $\beta_2$  mede a variação média nas taxas de mortalidade no período pós-2018 para todos os municípios (controlados pelos efeitos fixos);  $\text{tratado}_i \times \text{post\_2018}_t$  é a interação entre o tratamento e o período pós-2018, que captura o efeito diferencial da saída dos médicos cubanos para os municípios tratados e o coeficiente  $\beta_3$  mede o impacto causal do evento nos municípios tratados;  $X_{it}\gamma$  é o vetor de variáveis de controle (como PIB per capita, saneamento básico, recursos humanos do SUS, equipes de saúde da família, entre outros) e seus respectivos coeficientes;  $\mu_i$  representa o efeito fixo específico do município  $i$ , que controla por fatores inobserváveis constantes no tempo, como infraestrutura e características socioeconômicas;  $\lambda_t$  é o efeito fixo específico do ano  $t$ , que controla por choques nacionais e variações temporais comuns a todos os municípios (ex.: políticas nacionais etc);  $\epsilon_{it}$  é o termo de erro, assumido heterocedástico e autocorrelacionado dentro dos *clusters* de municípios.

O método de regressão com efeitos fixos de alta dimensão (High-Dimensional Fixed Effects, HDFE), foi implementado no software Stata, conforme descrito em Correia (2017). Esse método foi escolhido por sua capacidade de estimar modelos com múltiplos efeitos fixos, alta eficiência computacional e robustez no tratamento de erros padrão agrupados.

Sua aplicação no contexto do estudo justifica-se, primeiramente, por permitir incluir simultaneamente efeitos fixos para municípios e anos, essenciais para controlar fatores inobserváveis constantes no tempo ou no espaço que podem afetar a variável dependente. No caso deste estudo, os efeitos fixos por município ( $\mu_i$ ) controlam por características intrínsecas aos municípios, como infraestrutura, condições socioeconômicas e fatores demográficos, enquanto os efeitos fixos por ano ( $\lambda_t$ ) capturam mudanças nacionais e choques exógenos, como a pandemia de COVID-19, por exemplo. Essa abordagem assegura que as estimativas do impacto do Programa Mais Médicos e do rompimento do acordo com Cuba reflitam mudanças específicas aos municípios tratados em relação aos controles.

Uma vantagem crucial do método é a possibilidade de ajustar erros padrão agrupados (*clustered standard errors*) nos níveis apropriados. Neste estudo, os erros padrão foram ajustados por município (id\_IBGE), alinhando-se às recomendações de Angrist e Pischke (2008) para dados em painel. Este ajuste é essencial para lidar com a heterocedasticidade e autocorrelação nos erros dentro de cada município ao longo do tempo, aumentando a confiabilidade das inferências.

Por fim, o método oferece flexibilidade na especificação do modelo, permitindo a inclusão de interações, como “tratado  $\times$  post\_2018”, que capturam o impacto diferencial do rompimento do acordo com os médicos cubanos nos municípios tratados. O método também permite controlar por variáveis adicionais, como PIB, saneamento básico e recursos humanos no SUS, e explorar heterogeneidades no impacto por meio de interações adicionais, como “pandemia\_tratado”, que avalia o impacto específico da pandemia nos municípios tratados.

Portanto, o uso do método HDFE descrito por Correia (2017) não apenas garante estimativas consistentes e robustas, mas também atende aos requisitos analíticos específicos de estudos em painel com alta dimensionalidade e complexidade. A aplicação deste método foi fundamental para alcançar os objetivos deste estudo de forma precisa e eficiente.

### 3.6. Resultados e discussão

Inicialmente, foi conduzido um teste para validar o pressuposto de tendências paralelas no modelo de Diferenças em Diferenças (DiD). Esse teste compara as variações nos resultados entre os grupos de tratamento e controle antes da saída dos médicos cubanos do PMM, avaliando se as taxas de mortalidade teriam seguido trajetórias paralelas na ausência da intervenção. Caso a estimação por DiD resulte em valores sistematicamente diferentes de zero,

conclui-se que as tendências não são paralelas, indicando que o valor inicial dos resultados pode estar sujeito a desvios naturais ao longo do período de tratamento (Gertler *et al.*, 2016).

Os resultados do teste são apresentados na Tabela 16. Verifica-se que os coeficientes apresentaram valores próximos de zero, confirmando a existência de tendências paralelas e validando a estratégia de aplicação do modelo DiD (Gertler *et al.*, 2016).

Tabela 16 - Teste de tendências paralelas para o período pré-tratamento (2013-2017)

Estatística	Mortalidade geral	Mortalidade de idosos	Mortalidade infantil	Mortalidade na primeira infância	Mortalidade por causas evitáveis	Mortalidade por CSAP
tratado	0.0749	0.0516	0.0291	0.0413	0.2206	-0.0138
t	0.019	1.41	2.16	1.85	0.033	0.081
R <sup>2</sup>	0.8997	0.8892	0.7944	0.7809	0.8596	0.8107

\*\*\* p<.001, \*\* p<.05, \* p<.1

A Tabela 17 apresenta os resultados da estimação dos parâmetros pelo modelo de regressão linear Differences-in-Differences utilizando estimador HDFE (High-dimensional Fixed Effects).

Como os efeitos fixos de tempo já capturam variações específicas para cada ano, incluindo mudanças entre períodos pré e pós-2018, a inclusão de *post\_2018* não acrescenta informação adicional ao modelo, sendo assim, o estimador HDFE elimina automaticamente essa variável, pois ela é linearmente dependente dos efeitos fixos de tempo.

O coeficiente negativo e significativo da variável *i.tratado* para mortalidade geral e de idosos indica que, em média, os municípios tratados apresentaram taxas mais baixas de mortalidade do que os municípios não tratados, ao longo do período analisado. Esses resultados indicam que a alocação desses profissionais contribuiu para melhorar o acesso à saúde em regiões carentes, corroborando estudos anteriores sobre a eficácia do PMM em mitigar desigualdades regionais na oferta de serviços médicos.

No entanto, a interação *i.tratado#i.post\_2018*, que captura o efeito da saída dos médicos cubanos no período pós-2018, revelou um incremento de 4.6 mortes por 100 mil habitantes na mortalidade geral e 3.61 mortes na mortalidade por causas evitáveis. Esses resultados sugerem que a descontinuidade do acordo de cooperação entre Brasil e Cuba deixou lacunas significativas no atendimento de saúde em municípios tratados, revertendo parte dos ganhos observados anteriormente. Esses efeitos foram mais pronunciados em causas evitáveis, reforçando a dependência de regiões vulneráveis à atuação direta desses médicos.

Tabela 17 - Resultados do modelo DiD com estimador HDFE

Variáveis	Mortalidade geral	Mortalidade de idosos	Mortalidade infantil	Mortalidade na primeira infância	Mortalidade por causas evitáveis	Mortalidade por CSAP
tratado	-2.889 * (1.584)	-2.132 * (1.184)	0.381 ** (0.126)	0.461 ** (0.149)	-1.385 (1.163)	-0.831 (0.512)
tratado # post_2018	4.639 * (2.495)	2.649 (1.867)	-0.089 (0.197)	-0.047 (0.236)	3.606 ** (1.658)	0.693 (0.846)
PIB	0.000 * (0.000)	0.000 ** (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
pandemia_tratado	-4.385 (3.321)	-2.808 (2.308)	-0.583 ** (0.211)	-0.941 *** (0.254)	-2.111 (2.277)	-0.577 (1.002)
plano	0.032 (0.084)	-0.054 (0.038)	0.016 *** (0.003)	0.018 *** (0.003)	0.030 (0.057)	0.029 ** (0.011)
água	0.388 *** (0.045)	0.287 *** (0.032)	-0.012 *** (0.003)	-0.012 *** (0.003)	0.296 *** (0.027)	0.000 (0.011)
esgoto	-0.079 (0.061)	-0.056 (0.045)	0.001 (0.003)	0.002 (0.003)	-0.046 (0.037)	-0.017 (0.016)
rh_sus	0.107 *** (0.012)	0.061 *** (0.008)	0.002 * (0.001)	0.004 * (0.002)	0.065 *** (0.009)	0.015 *** (0.003)
esf	-0.021 (0.113)	-0.069 (0.083)	0.006 (0.007)	0.008 (0.009)	0.016 (0.073)	-0.079 ** (0.034)
n_cub	0.053 (0.044)	0.058 * (0.032)	-0.007 ** (0.003)	-0.006 (0.004)	-0.025 (0.047)	0.027 * (0.014)
n_bra	0.082 (0.095)	-0.008 (0.068)	0.017 ** (0.005)	0.019 *** (0.006)	0.064 (0.068)	0.024 (0.029)
ens_f	-0.268 ** (0.130)	-0.146 (0.092)	0.004 (0.009)	0.008 (0.011)	-0.162 * (0.090)	-0.113 ** (0.041)
ens_m	0.313 ** (0.104)	0.109 (0.074)	0.005 (0.007)	0.004 (0.009)	0.213 ** (0.072)	0.049 (0.032)
Intercept	303.491 *** (13.675)	194.151 *** (9.465)	4.308 ** (1.590)	4.504 ** (2.278)	149.377 *** (10.410)	57.528 *** (3.019)
R <sup>2</sup>	0.8997	0.8892	0.7944	0.7809	0.8596	0.8107

\*\*\* p&lt;.001, \*\* p&lt;.05, \* p&lt;.1

Fonte: Elaboração própria.

Por outro lado, a mortalidade infantil e na primeira infância não apresentou variações significativas no período pós-2018. Esses indicadores podem ter sido menos impactados devido a uma cobertura mais ampla de políticas públicas voltadas à saúde materno-infantil, como a Estratégia Saúde da Família, que também foi considerada no modelo.

Com relação às contribuições das variáveis de controle incluídas no modelo, os resultados evidenciaram fatores estruturais e contextuais que influenciam diretamente os níveis de mortalidade nos municípios brasileiros. Dentre eles, destacam-se as seguintes.

O PIB per capita apresentou significância estatística apenas para mortalidade geral e de idosos, mas a baixa magnitude dos coeficientes indica que o PIB per capita, indica um impacto limitado na redução das taxas de mortalidade, sugerindo que outros fatores podem desempenhar papéis mais preponderantes na determinação desses indicadores.

A interação pandemia\_tratado, por sua vez, mostrou efeitos significativos apenas na redução da mortalidade infantil e na primeira infância. Isso pode ser explicado pela redução da exposição a doenças transmissíveis durante o isolamento social.



A cobertura de água tratada apresentou associação positiva com a mortalidade geral e uma redução significativa na mortalidade infantil, no entanto ambos apresentaram coeficientes de magnitude muito baixos.

Com relação ao número de profissionais de saúde no SUS (rh\_sus) mostrou um impacto positivo na mortalidade geral e reduções modestas nas mortalidades infantil e na primeira infância.

O coeficiente estimado para a densidade de equipes de saúde da família apresentou significância estatística apenas para a mortalidade por condições sensíveis à atenção primária, evidenciando uma relação de redução.

As constantes estimadas (303.4930 para mortalidade geral e 149.3714 para causas evitáveis) refletem as altas taxas de mortalidade absolutas nos municípios de controle, destacando os desafios persistentes na equidade do acesso à saúde no Brasil.

Os resultados obtidos para os  $R^2$  apresentaram valores elevados, indicando que a variação nas taxas de mortalidade é explicada pelas variáveis do modelo, incluindo os efeitos fixos absorvidos, indicando que o modelo explica bem os dados.

Gertler *et al.* (2016) levantam questões fundamentais para avaliar a validade do método de DiD, propondo a realização de testes de falsificação para garantir a robustez das estimativas. Um teste sugerido envolve realizar uma análise de DiD utilizando um "falso resultado" (*fake outcome*) que, por definição, não deveria ser impactado pelo programa ou intervenção analisada. A ideia é verificar a validade do modelo ao testar se o tratamento gera um impacto artificial em um resultado que não pode logicamente ser afetado pelo programa. Essa abordagem permite avaliar se os resultados estimados são de fato atribuíveis ao programa ou se podem ser influenciados por fatores externos ou especificações inadequadas do modelo.

Desta forma, utilizou-se o PIB per capita como variável de resultado fictício (*fake outcome*) para validar o modelo de Diferenças em Diferenças. Utilizou-se tal variável com base no fato de que, conceitualmente, o Programa Mais Médicos (PMM) não tem como objetivo impactar diretamente o desempenho econômico dos municípios no curto ou médio prazo. Como o PMM é voltado para melhorar a assistência à saúde, sua implementação deve influenciar indicadores relacionados à saúde pública, como taxas de mortalidade ou morbidade, mas não métricas econômicas como o PIB, que são determinadas por fatores mais amplos, como a atividade econômica, investimentos e políticas fiscais. Os coeficientes estimados para as variáveis de tratamento antes e depois da intervenção não apresentaram significância estatística, reforçando que o modelo não está detectando um impacto falso no PIB, o que valida sua especificação e a aplicação do método DiD para a análise principal.

A Figura 5 apresenta os impactos observados nas taxas de mortalidade (registros de óbitos por 100 mil habitantes) em virtude da saída dos médicos cubanos do PMM.

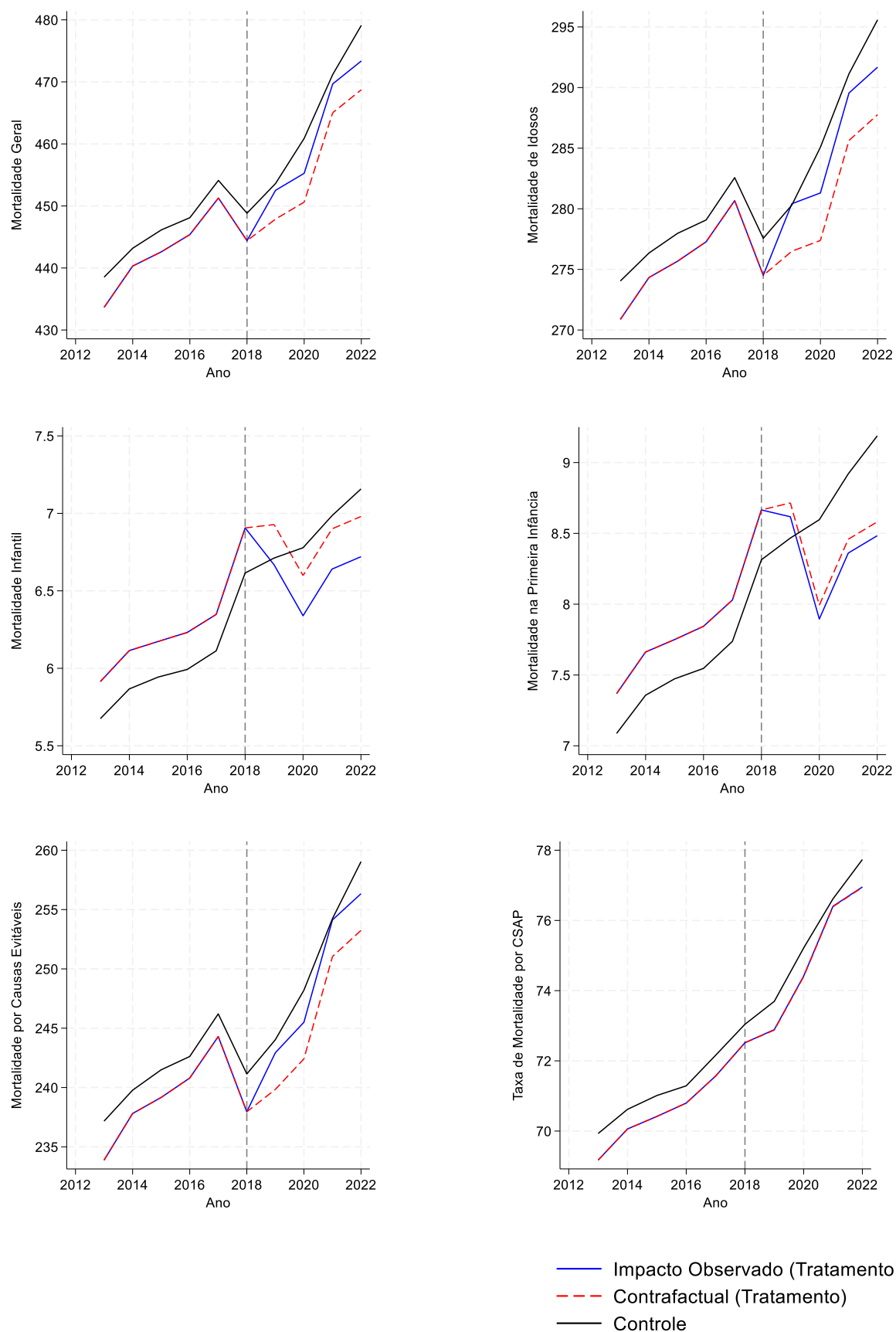
A curva do Impacto Observado (Tratamento) representa as taxas reais observadas de mortalidade para o grupo de tratamento (municípios que receberam médicos cubanos do PMM) e reflete o comportamento da variável ao longo do tempo nos municípios que receberam o tratamento (a presença dos médicos cubanos). Esta curva é influenciada tanto pela intervenção (saída dos médicos cubanos em 2018) quanto por outras variáveis controladas no modelo.

A curva do Contrafactual (Tratamento) estima como a taxa de mortalidade no grupo de tratamento teria se comportado caso a intervenção não tivesse ocorrido (ou seja, sem a saída dos médicos cubanos). Essa estimativa, chamada de valor ajustado, é calculada a partir do modelo econométrico, subtraindo o impacto estimado da interação entre os municípios tratados e o período pós-intervenção dos valores observados da taxa de mortalidade no grupo de tratamento. Dessa forma, a curva do contrafactual isola o efeito da intervenção, funcionando como uma referência para avaliar o impacto da política e permitindo comparações diretas com a curva do impacto observado.

A curva do Controle representa o comportamento da taxa de mortalidade para o grupo de controle (municípios que não receberam médicos cubanos do PMM) e funciona como uma linha de base, fornecendo informações sobre como a mortalidade evoluiu ao longo do tempo em locais onde a intervenção não ocorreu.

As mudanças observadas na taxa de mortalidade a partir de 2018, podem ser interpretadas como um reflexo combinado do impacto da saída dos médicos e de outras condições locais. Quando a curva do impacto observado começa a se desviar da linha do contrafactual (após 2018), sugere que a intervenção (saída dos médicos cubanos) teve um efeito sobre a variável de interesse e a magnitude da diferença entre as linhas representa o impacto estimado da intervenção.

Figura 5 - Efeitos da saída dos médicos cubanos do PMM nas taxas de mortalidade



Fonte: Gráficos gerados no software Stata.

As análises gráficas revelam diferenças entre as curvas do impacto observado e do contrafactual para todas as categorias de mortalidade analisadas, com exceção da mortalidade por condições sensíveis à atenção primária (CSAP). Nesse último caso, a ausência de divergência entre as curvas sugere que a intervenção, caracterizada pela saída dos médicos cubanos, não teve impacto significativo sobre essa taxa de mortalidade. Por outro lado, para as taxas de mortalidade geral, de idosos e por causas evitáveis, observa-se que as taxas teriam sido menores na ausência da saída dos médicos cubanos, conforme evidenciado pela posição inferior da curva contrafactual em relação à curva do impacto observado.

Em contraste, as taxas de mortalidade infantil e na primeira infância apresentam uma dinâmica inversa: as curvas contrafactuais situam-se acima das curvas do impacto observado, indicando que as taxas de mortalidade foram menores do que teriam sido caso a intervenção não tivesse ocorrido. No caso específico da mortalidade na primeira infância, as curvas contrafactuais e do impacto observado se aproximam, praticamente se sobrepondo, o que sugere um impacto reduzido dessa intervenção sobre essa categoria de mortalidade.

A literatura enfatiza a importância do PMM em reduzir desigualdades na distribuição de profissionais de saúde, especialmente ao atender populações em condições de alta vulnerabilidade, como indígenas, quilombolas e moradores de áreas remotas (Brasil, 2011). Os resultados deste estudo indicam que os municípios que em algum momento receberam médicos cubanos apresentaram, em média, uma redução significativa na mortalidade geral e de idosos ao longo do período analisado. Esses resultados sugerem que a atuação dos médicos cubanos contribuiu diretamente para a ampliação da cobertura da Atenção Primária à Saúde (APS), promovendo maior equidade no acesso aos serviços de saúde, com impactos que possivelmente se estenderam mesmo após a saída desses profissionais em 2018. Achados semelhantes foram relatados por Girardi et al. (2016) e Campos Alves et al. (2017).

Entretanto, o impacto negativo da saída dos médicos cubanos em 2018, reforça a dependência das regiões mais vulneráveis à presença desses profissionais. O aumento da mortalidade geral e por causas evitáveis após 2018 demonstra como decisões político-administrativas podem desestruturar sistemas de saúde locais, conforme alertado por Francesconi *et al.* (2020). A ausência de uma estratégia de transição eficaz deixou lacunas no atendimento primário em áreas que já enfrentavam dificuldades para atrair médicos brasileiros, resultando em uma descontinuidade que impactou negativamente os indicadores de saúde, destacando a vulnerabilidade de políticas públicas às mudanças político-administrativas. Essa fragilidade foi exacerbada pela baixa atratividade das posições remanescentes para médicos brasileiros, especialmente em áreas remotas, como apontado por Jucá (2018).

Estudos sugerem que o modelo preventivo e comunitário trazido pelos médicos cubanos, alinhado às práticas do sistema de saúde cubano, foi um diferencial importante para a melhoria de indicadores em áreas remotas. Estudos como os de Franco, Almeida e Giovanella (2018) e Lidola (2024) enfatizam que a abordagem humanizada e o vínculo comunitário promovido por esses profissionais não apenas aumentaram o acesso, mas também fortaleceram a confiança e a satisfação dos usuários, contribuindo para o sucesso do programa.

A experiência internacional, conforme descrita por Campos Alves *et al.* (2017) e De Vos *et al.* (2007), ressalta a importância de manter compromissos políticos e de fortalecer parcerias internacionais para garantir a sustentabilidade de programas como o PMM. A criação do Médicos pelo Brasil, em 2019, embora bem-intencionada, não conseguiu incorporar elementos essenciais do PMM, como investimentos em infraestrutura e integração curricular, limitando seu alcance.

Os resultados deste estudo reafirmam que o PMM foi uma ferramenta eficaz para enfrentar desigualdades regionais no acesso à saúde, mas sua descontinuidade destaca a necessidade de planejamento e sustentabilidade nas políticas públicas. A experiência brasileira evidencia que programas baseados em cooperação internacional, como o pacto com a OPAS e Cuba, podem ser altamente eficazes, mas dependem de estabilidade política e de estratégias de transição bem definidas para evitar retrocessos.

### **3.7. Conclusões**

Este estudo teve como objetivo analisar o impacto da saída dos médicos cubanos do Programa Mais Médicos (PMM) sobre diferentes tipos de mortalidade nos municípios brasileiros, com foco nas taxas de mortalidade geral, de idosos, infantil, na primeira infância, por causas evitáveis e por condições sensíveis à atenção primária (CSAP). A análise revelou que a presença dos médicos cubanos contribuiu significativamente para a redução da mortalidade geral e por causas evitáveis em regiões vulneráveis, evidenciando a importância da cooperação internacional e do provimento emergencial de médicos para a melhoria do acesso à saúde em áreas carentes.

Os resultados também indicam que a saída dos médicos cubanos em 2018 teve impactos negativos substanciais, especialmente nas taxas de mortalidade geral e por causas evitáveis, destacando a vulnerabilidade das políticas públicas a mudanças político-administrativas abruptas. Regiões que dependiam fortemente desses profissionais enfrentaram

dificuldades em preencher as lacunas deixadas, o que comprometeu os avanços alcançados na equidade e no acesso aos serviços básicos de saúde.

Adicionalmente, as análises gráficas mostram diferenças entre as curvas do impacto observado e do contrafactual para quase todas as categorias de mortalidade. A exceção foi a mortalidade por condições sensíveis à atenção primária (CSAP), onde a ausência de divergência entre as curvas indica que a saída dos médicos cubanos não teve impacto significativo. Para a mortalidade geral, de idosos e por causas evitáveis, as taxas teriam sido menores com a permanência dos médicos, como evidenciado pela posição inferior da curva contrafactual. Já para a mortalidade infantil e na primeira infância, as taxas observadas foram menores do que as contrafactuais, sugerindo que a intervenção não teve efeito negativo, com impacto reduzido na mortalidade na primeira infância devido à proximidade entre as curvas.

Esses achados reforçam a necessidade de políticas públicas sustentáveis e resilientes, capazes de mitigar os efeitos de descontinuidades abruptas. A continuidade do PMM, ou de programas similares, deve considerar estratégias que combinem o provimento emergencial com investimentos em infraestrutura e a formação de profissionais locais, garantindo uma resposta mais robusta às demandas regionais e promovendo uma maior autonomia dos sistemas locais de saúde.

Embora o estudo tenha utilizado métodos econométricos robustos para estimar os impactos, algumas limitações devem ser destacadas. O período analisado, embora abrangente, pode ser insuficiente para capturar as consequências de longo prazo das mudanças no PMM sobre as taxas de mortalidade, especialmente considerando os efeitos cumulativos da saída dos médicos cubanos e da posterior reestruturação do programa.

Este estudo reafirma a relevância do PMM como uma política fundamental para a inclusão social e a redução de desigualdades em saúde no Brasil. Contudo, evidencia também a necessidade de maior estabilidade e planejamento político para evitar retrocessos e assegurar o progresso contínuo no acesso equitativo à saúde em regiões vulneráveis. A experiência do PMM destaca a importância de integrar aspectos locais e internacionais em políticas públicas de saúde, promovendo avanços duradouros e sustentáveis.

### 3.8. Referências bibliográficas

ABRASCO – ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE SAÚDE COLETIVA. **Nota Abrasco sobre a saída dos médicos cubanos do Mais Médicos**. 2018. Disponível em: <https://abrasco.org.br/nota-abrasco-sobre-saida-dos-medicos-cubanos-do-programa-mais-medicos-para-o-brasil/>. Acesso em: 30 mar. 2024.

ALMEIDA, E. **Econometria espacial aplicada**. Campina, SP: Alínea, 2012.

ATLAS DO DESENVOLVIMENTO HUMANO DO BRASIL 2013. **Índice De Desenvolvimento Humano Municipal Brasileiro**. Brasília, DF: IPEA, 2013, 96 p. Disponível em: <https://www.undp.org/pt/brazil/desenvolvimento-humano/publications/indice-de-desenvolvimento-humano-municipal-brasileiro-2013>. Acesso em: 13 de ago 2024.

ANGRIST, J.D.; PISCHKE, J.-S. **Mostly harmless econometrics: an empiricist's companion**. Princeton: Princeton University Press, 2008.

BEXSON, C. *et al.* Brazil's more doctors programme and infant health outcomes: a longitudinal analysis. **Human Resources for Health**, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1186/s12960-021-00639-3>.

BIERNATH, A. Brazil strives to replace its More Doctors programme for underserved regions. **BMJ**, 2020. DOI: 10.1136/bmj.m537

BRASIL. **Lei nº 12.871, de 22 de outubro de 2013**. Institui o Programa Mais Médicos, altera as Leis nº 8.745, de 9 de dezembro de 1993, e 6.932, de 7 de julho de 1981, e dá outras providências. Brasília, DF: Diário Oficial da União, out. 2013.

BRASIL. Ministério da Saúde. **Programa mais médicos – dois anos: mais saúde para os brasileiros**. Brasília, DF: Ministério da Saúde, [2015], 128p. Disponível em: [https://bvsms.saude.gov.br/bvs/publicacoes/programa\\_mais\\_medicos\\_dois\\_anos.pdf](https://bvsms.saude.gov.br/bvs/publicacoes/programa_mais_medicos_dois_anos.pdf). Acesso em: 12 jul. 2024.

BRASIL. Ministério da Saúde. **Programa Mais Médicos**. Brasília, DF: Ministério da Saúde, [2017]. Disponível em: <http://maismedicos.gov.br/images/PDF/Cartilha-Mais-Medicos-Versao-Eletronica.pdf>. Acesso em 20 jun. 2024.

BRASIL. **Portaria Nº 221, de 17 de abril de 2008**. Diário Oficial da União: Brasília, DF: Ministério da Saúde, 2008. Disponível em: [https://bvsms.saude.gov.br/bvs/saudelegis/sas/2008/prt0221\\_17\\_04\\_2008.html](https://bvsms.saude.gov.br/bvs/saudelegis/sas/2008/prt0221_17_04_2008.html). Acesso em 10 jun. 2024.

CAMPOS ALVES, S.M.; OLIVEIRA, F.P.; MATOS, M.F.M.; SANTOS, L.M.P.; DELDUQUE, M.C. International cooperation and shortage of doctors: an analysis of the interaction between Brazil, Angola and Cuba. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 22, n. 7, p. 2223-2235, 2017. DOI: 10.1590/1413-81232017227.03512017.

CARDOSO, R.; SOUSA, E.S.S. Academic supervision of the More Doctors Program in Paraíba, Brazil: Perception of Brazilian and foreign doctors. **Interface-Comunicação Saúde Educação**, 2020. DOI: 10.1590/Interface.190487.

CFM – CONSELHO FEDERAL DE MEDICINA. **Considerações sobre o Programa Mais Médicos**. CFM: 2018. Disponível em: [https://portal.cfm.org.br/images/PDF/2018\\_pesquisa\\_maismedicos.pdf](https://portal.cfm.org.br/images/PDF/2018_pesquisa_maismedicos.pdf). Acesso em 19 nov. 2024

CORREIA, S. REGHDFE: Stata module for linear and instrumental-variable/GMM regression absorbing multiple levels of fixed effects. Statistical Software Components S457874, **Boston College Department of Economics**, 2017. Disponível em: <https://ideas.repec.org/c/boc/bocode/s457874.html>. Acesso em out. 2024.

DA SILVA, T.R.B.; SILVA, J.D.E.; PONTES, A.G.V.; CUNHA, A.T.R. Service users' perceptions of the Mais Medicos (More Doctors) Program in the Municipality of Mossoro, Brazil. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 21, n. 9, p. 2815-2824, 2016. DOI: 10.1590/1413-81232015219.18022016.

DE VOS, P.; DE CEUKELAIRE, W., BONET, M., & VAN DER STUYFT, P. Cuba's International Cooperation in Health: An Overview. **International Journal of Health Services**, 37(4), p. 761–776, 2016. DOI:10.2190/hs.37.4.k

DOS SANTOS, J.B.F.; MACIEL, R.H.M.D.; LESSA, M.D.G.; MAIA, A.L.L.N.; GUIMARAES, E.P.A. Foreigners physicians in Brazil: the art of knowing to look, listen and touch. **Saúde e Sociedade**, v. 25, n. 2, p. 263-276, 2016. DOI: 10.1590/S0104-12902016163364.

FRANCESCONI, G. V.; TASCA, R.; BASU, S.; ROCHA, T. A. H.; RASELLA, D. Mortality associated with alternative policy options for primary care and the Mais Medicos (More Doctors) Program in Brazil: forecasting future scenarios. **Revista Panamericana de Salud Pública**, 2020. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.26633/RPSP.2020.31>. Acesso em: 11 jul. 2024.

FRANCO, C. M.; ALMEIDA, P. F. DE; GIOVANELLA, L. A integralidade das práticas dos médicos cubanos no Programa Mais Médicos na cidade do Rio de Janeiro, Brasil. **Cadernos de Saúde Pública**, 2018, 34(9). DOI:10.1590/0102-311x00102917

GERTLER, P. J.; MARTINEZ, S.; PREMAND, P.; RAWLINGS, L. B.; VERMEERSCH, C. M. Impact evaluation in practice, Washington, DC: **The World Bank**, 2016. Disponível em: <https://openknowledge.worldbank.org/server/api/core/bitstreams/4659ef23-61ff-5df7-9b4e-89fda12b074d/content>. Acesso em 30 set. 2024

GIRARDI, S.N.; *et al.* Impacto do Programa Mais Médicos na redução da escassez de médicos em regiões vulneráveis. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 21, n. 9, p. 2677-2685, 2016. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/csc/a/qTyKQT9CDdZ3ctg67nJnLqj/abstract/?lang=pt>. Acesso em: 10 jun. 2024.

GIOVANELLA, L.; BOUSQUAT, A.; ALMEIDA, P. F. DE; MELO E.A.; MEDINA, M.G.; AQUINO, R.; MENDONÇA, M. H. M. Médicos pelo Brasil: caminho para a privatização da atenção primária à saúde no Sistema Único de Saúde? **Cad. Saúde Pública**, 2019. DOI: 10.1590/0102-311X00178619.

GUJARATI D. N.; PORTER D. C. **Econometria básica**. AMGH; 5ª edição, 2011.

HONE, T.; RASELLA, D.; BARRETO, M.; ATUN, R.; MAJEED, A.; MILLETT, C. Large reductions in amenable mortality associated with Brazil's primary care expansion and strong health governance. **Health Affairs**, v. 36, n. 1, p. 149-158, 2017. Disponível em: <https://www.healthaffairs.org/doi/10.1377/hlthaff.2016.0966>. Acesso em 11 jul 2024.



HONE, T. *et al.* Impact of the Programa Mais médicos (more doctors Programme) on primary care doctor supply and amenable mortality: quasi-experimental study of 5565 Brazilian municipalities. **BMC Health Services Research**, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1186/s12913-020-05716-2>. Acesso em 30 mar 2024.

JUCÁ B. Desafio do Mais Médicos sem cubanos é fixar substitutos no Brasil vulnerável. **El País**, 2018. Disponível em: [https://brasil.elpais.com/brasil/2018/11/27/politica/1543347942\\_265863.html](https://brasil.elpais.com/brasil/2018/11/27/politica/1543347942_265863.html).

LIDOLA, M. Affective relatedness, temporalities, and the politics of care in a medical South-South partnership: The Cuban mission in Brazil. **Focaal—Journal of Global and Historical Anthropology**, v. 98, p. 31-46, 2024. DOI: 10.3167/fcl.2024.980103.

MALTA DC, SARDINHA LMV, MOURA L, LANSKY S, *ET AL.* Atualização da lista de causas de mortes evitáveis por intervenções do Sistema Único de Saúde do Brasil. **Epidemiol. Serv. Saúde**, Brasília, 19(2):173-176, abr.-jun. 2010. Disponível em: <http://scielo.iec.pa.gov.br/pdf/ess/v19n2/v19n2a10.pdf>. Acesso em 20 jul 2024.

MACINKO, J.; *et al.* Major expansion of primary care in Brazil linked to decline in unnecessary hospitalization. **Health Affairs**, v. 26, n. 3, p. 648-659, 2007.

NOGUEIRA P. T. A.; BEZERRA A. F. B.; LEITE A. F. B.; CARVALHO I. M. S.; GONÇALVES R. F.; BRITO-SILVA K. S. DE. Characteristics of the distribution of doctors in the Mais Médicos (More Doctors) Program in the states of Brazil's Northeast. **Ciênc. Saúde Coletiva**, 21 (09), 2016. DOI: 10.1590/1413-81232015219.17022016

OPAS – ORGANIZAÇÃO PAN-AMERICANA DA SAÚDE. Mais Médicos: profissionais cubanos da cooperação internacional sairão do Brasil até 12 de dezembro. **Organização Mundial da Saúde**, 2018. Disponível em: <https://www.paho.org/pt/noticias/19-11-2018-mais-medicos-profissionais-cubanos-da-cooperacao-internacional-sairao-do-brasil>. Acesso em: 09 set. 2024.

PINTO, H.A.; CÔRTEZ, S.M.V. O que fez com que o Programa Mais Médicos fosse possível? **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 27, n. 7, p. 2543-2552, 2022. DOI: 10.1590/1413-81232022277.22322021.

SHIMIZU, H.E.; SANTOS, L.M.P.; SANCHEZ, M.N.; HONE, T.; MILLETT, C.; HARRIS, M. Challenges facing the More Doctors program (Programa Mais Medicos) in vulnerable and peri-urban areas in Greater Brasilia, Brazil. **Human Resources for Health**, v. 19, p. 20-30, 2021. DOI: 10.1186/s12960-021-00672-2.

SANTOS, L.M.P. *et al.* Implementation research: towards universal health coverage with more doctors in Brazil. **Bull World Health Organ**, v. 95, p. 103–112, 2017. DOI: <http://dx.doi.org/10.2471/BLT.16.178236>.

STARFIELD, B.; SHI, L.; MACINKO, J. Contribution of primary care to health systems and health. **Milbank Quarterly**, v. 83, n. 3, p. 457-502, 2005. DOI: 10.1111/j.1468-0009.2005.00409.x

WHO – WORLD HEALTH ORGANIZATION. **A Global Review of Primary Health Care: Emerging Messages**. WHO, 2003. Disponível em: <https://www.who.int/publications-detail/a-global-review-of-primary-health-care-emerging-messages>. Acesso em: 12 jul. 2024.

WOOLDRIDGE, Jeff. Estimating average treatment effects: difference-in-differences. **Michigan State University**, jul. 2009. Slides. Disponível em: [https://legacy.iza.org/teaching/wooldridge-course-09/course\\_html/docs/slides\\_diffindiffs\\_7.pdf](https://legacy.iza.org/teaching/wooldridge-course-09/course_html/docs/slides_diffindiffs_7.pdf). Acesso em: 9 dez. 2024.

## CONSIDERAÇÕES FINAIS

A presente dissertação investigou o impacto do Programa Mais Médicos (PMM) na saúde da população brasileira, com foco na distribuição de profissionais, nas taxas de mortalidade e na vulnerabilidade do programa a mudanças políticas.

Os resultados, baseados em diferentes metodologias e fontes de dados, revelam um panorama complexo e multifacetado do PMM. A análise espacial da distribuição de médicos evidenciou o papel crucial do PMM na mitigação de disparidades regionais, especialmente nas regiões Norte e Nordeste. Os resultados revelam que o programa promoveu uma maior presença de médicos em áreas historicamente desassistidas, contribuindo para a redução de desigualdades no acesso à saúde.

A investigação sobre os efeitos do PMM nas taxas de mortalidade revela que o programa desempenhou um papel significativo na redução da mortalidade infantil, na mortalidade na primeira infância e na mortalidade por causas evitáveis. A pesquisa também revelou a vulnerabilidade do PMM a mudanças político-administrativas, como a saída dos médicos cubanos em 2018. Tal episódio demonstra como decisões políticas podem comprometer avanços em áreas sensíveis como a saúde, impactando negativamente o acesso da população a serviços essenciais.

O estudo reforça a necessidade de políticas públicas resilientes e sustentáveis, que combinem a formação de profissionais locais com o provimento emergencial, de modo a mitigar os impactos negativos de mudanças abruptas nas políticas. A continuidade do PMM, ou programas similares, deve ser apoiada por estratégias que atendam às necessidades regionais de maneira mais eficaz e que garantam a autonomia dos sistemas locais de saúde. Embora o estudo tenha apresentado avanços na compreensão dos efeitos do programa, destaca-se a necessidade de mais pesquisas para avaliar os impactos de longo prazo das mudanças estruturais no PMM e suas implicações para a saúde pública no Brasil.