

Distribuição geográfica dos médicos no estado da Bahia: Uma análise espacial de dados em *cross-section*

- Elaine dos Santos Simões. Doutoranda do Programa de Pós-graduação em Economia (PPGE/UFBA). E-mail: essimoes@hotmail.com
- Julyan Gleyvison Machado Gouveia Lins. Professor do Programa de Pós-graduação em Economia (PPGE/UFBA). E-mail: julyan.lins@ufba.br
- Stélio Coêlho Lombardi Filho. Professor do Programa de Pós-graduação em Economia (PPGE/UFBA). E-mail: stelio.filho@hotmail.com

REVISTA BRASILEIRA DE ESTUDOS REGIONAIS E URBANOS

Associação Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos (ABER)

e-ISSN 2447-7990



Revista Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos, pré-prova, p. 1-37

DOI: 10.54766/rberu.v19i4.1144

Recebido: 02/12/2024. Aceito: 28/05/2025.

**DISTRIBUIÇÃO GEOGRÁFICA DOS MÉDICOS NO ESTADO DA BAHIA: UMA ANÁLISE
ESPACIAL DE DADOS EM CROSS-SECTION**

**GEOGRAPHIC DISTRIBUTION OF DOCTORS IN THE STATE OF BAHIA: A SPATIAL
ANALYSIS OF CROSS-SECTION DATA**

Elaine dos Santos Simões

Doutoranda do Programa de Pós-graduação em Economia (PPGE/UFBA) – E-mail:
essimoes@hotmail.com – ORCID: <https://orcid.org/0009-0009-3925-4490>

Julyan Gleyvison Machado Gouveia Lins

Professor do Programa de Pós-graduação em Economia (PPGE/UFBA) – E-mail: julyan.lins@ufba.br
– ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3207-6363>

Stélio Coêlho Lombardi Filho

Professor do Programa de Pós-graduação em Economia (PPGE/UFBA) – E-mail:
stelio.filho@hotmail.com – ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7753-5351>

DISTRIBUIÇÃO GEOGRÁFICA DOS MÉDICOS NO ESTADO DA BAHIA: UMA ANÁLISE ESPACIAL DE DADOS EM CROSS-SECTION

GEOGRAPHIC DISTRIBUTION OF DOCTORS IN THE STATE OF BAHIA: A SPATIAL ANALYSIS OF CROSS-SECTION DATA

Resumo

O objetivo da pesquisa foi identificar e analisar os principais determinantes da distribuição espacial dos médicos no estado da Bahia. Tem-se observado grande desigualdade na distribuição geográfica dos médicos no Brasil e no mundo, ensejando amplos debates acerca do tema. A partir dos dados do CNES/DATASUS e do INEP/MEC, nos anos de 2010 e 2022, foi realizada uma Análise Exploratória de Dados Espaciais, verificando que o indicador médico por mil habitantes, bem como alguns fatores que refletem na sua aglomeração, são autocorrelacionados espacialmente nos municípios baianos. Posteriormente, foi realizada uma análise espacial em dados cross-section, por meio do modelo espacial Durbin (SDM), contemplando os 417 municípios do Estado da Bahia, observados no ano de 2010 e 2022. Os resultados indicaram que a quantidade de equipamentos hospitalares, leitos hospitalares, demais estabelecimentos de saúde, população, renda per capita e faculdades de medicina foram os principais determinantes da distribuição dos médicos no território baiano.

Palavras-chave: Médicos; Bahia; Durbin.

Abstract

The objective of the research was to identify and analyze the main determinants of the spatial distribution of doctors in the state of Bahia. Great inequality has been observed in the geographic distribution of doctors in Brazil and in the world, giving rise to broad debates on the subject. Using data from CNES/DATASUS and INEP/MEC, in the years 2010 and 2022, an Exploratory Analysis of Spatial Data was conducted, verifying that the medical physician-to-population ratio and some factors that reflect on its agglomeration, are spatially autocorrelated in Bahian municipalities. Subsequently, a spatial analysis was conducted on cross-sectional data using the Durbin Spatial Model (SDM) covering the 417 municipalities of the state of Bahia, observed in the year 2010 and 2022. The results indicated that the quantity of hospital equipment, hospital beds, other healthcare facilities, population, per capita income, and medical schools were the main determinants of physician distribution in the Bahian territory.

Keywords: Physicians; Bahia; Durbin.

JEL: C21; I10; R10.

1 Introdução

É sabido que as condições de saúde da população estão atreladas ao nível de desenvolvimento econômico, bem como diretamente associadas ao bem-estar social (Ervilha et al., 2013; Pelegriani & Castro, 2012; WHO, 2010). Porém, entre países e regiões com diferentes níveis de renda, é notório grandes divergências em relação ao acesso à saúde, o que reflete no aprofundamento das disparidades entre localidades mais vulneráveis quando comparadas às regiões mais ricas (Amaral et al., 2023; Andrade et al., 2019; Girardi et al., 2011; Nassar et al., 2021; A. Oliveira et al., 2020; Póvoa & Andrade, 2006).

Neste sentido, os sistemas públicos de saúde, entendidos aqui como todas as organizações, instituições e recursos que se dedicam à produção de ações de saúde, devem estabelecer como objetivo, além da melhoria e proteção à saúde, o alcance de uma cobertura universal acessível e capaz de reduzir desigualdades (WHO, 2000). Essa ideia tem sido defendida pela Organização Mundial de Saúde (OMS) como “novo universalismo”, e há décadas expandiu sua preocupação tradicional vinculada ao bem-estar físico e mental das pessoas, passando a enfatizar um sistema de saúde que responda igualmente bem a todos, sem distinção (WHO, 2000). Essa nova perspectiva configura-se como objeto de preocupação e de amplos debates acerca da equidade do acesso aos serviços de saúde (Girardi et al., 2011; Machado & da Cruz Lima, 2021; Nogueira et al., 2016; Pinto, 2015; Póvoa & Andrade, 2006; Stralen et al., 2017).

No Brasil, o direito à saúde aparece como dever do Estado, tendo sido assegurado a todos por meio da Promulgação da Constituição Federal de 1988, sob os princípios norteadores da universalidade e da equidade de acesso (art.196, CF). Para tanto, o Sistema Único de Saúde (SUS) foi implementado como garantia desse direito, com condão de ampla cobertura integral das necessidades médicas e tratamento igualitário (Amaral et al., 2023; Machado & da Cruz Lima, 2021).

No esteio deste processo, é importante destacar a ideia da distribuição espacial equitativa de médicos, uma vez que estes, enquanto importantes provedores diretos dos serviços de saúde, surgem como um fator associado à noção de equidade de acesso. Contudo, o que se tem observado é uma grande desigualdade na distribuição geográfica dos médicos no Brasil (Girardi et al., 2011; Pinto, 2015; Póvoa & Andrade, 2006; Scheffer, 2023). Evidências na literatura apontam que a distribuição não equitativa dos médicos se mostra como um fator de desigualdade no acesso aos serviços de saúde (Amaral et al., 2023; Andrade et al., 2019). Girardi et al. (2011), por exemplo, destacam que a carência e má distribuição geográfica e social de profissionais de saúde, em especial dos médicos, aparece como um sério problema que persiste ao longo do tempo e é resistente às diversas estratégias definidas para o seu enfrentamento em grande parte dos países.

A desigualdade distributiva dos médicos revela-se como reflexo do processo da preferência desses profissionais em fixar-se em áreas mais desenvolvidas economicamente e de maior densidade populacional, resultando na tendência de concentração de serviços de saúde em centros urbanos e na escassez em áreas menos desenvolvidas e rurais (Andrade et al., 2019; Póvoa & Andrade, 2006; Stralen et al., 2017). Logo, as áreas de maior vulnerabilidade social, tais como as mais isoladas e remotas, juntamente com os segmentos mais pobres e desprotegidos das populações, são mais sensíveis

à insegurança assistencial ocasionada pela falta ou escassez de profissionais de saúde (Girardi et al., 2011; A. Oliveira et al., 2020).

As discussões em torno da escolha locacional dos profissionais médicos apontam que os fatores que exercem maior influência estão atrelados aos aspectos de natureza social e econômica do indivíduo. Nesse cenário, aparece associado a ideia da realização profissional, a influência do cônjuge, preferências pessoais atreladas à busca de maximização de rendas, bem como a existência de programa de residência médica e escolas de medicina, entre outros (Pinto, 2015; Póvoa & Andrade, 2006; Reis et al., 2021). Diante disso, Pinto (2015) aponta ainda que a distribuição espacial dos médicos pode ser analisada a partir dos argumentos da economia espacial, dado que há na literatura econômica determinantes espaciais que explicam a concentração da atividade produtiva no espaço.

No que tange à insuficiência de médicos por habitantes, em relação às regiões do Brasil, a maior carência ocorre nos municípios da região Nordeste, onde 49,3% da população residem em áreas com escassez desse profissional. No caso específico da Bahia, que está situada entre os três estados ¹ com pior indicador de médicos/1000 hab., observa-se uma distribuição não equitativa dos médicos e escassez de profissionais nos seus municípios. Esta situação se agrava pelo fato de que a Bahia é o estado mais populoso da região Nordeste, com uma população atual de quase 15 milhões de habitantes, e de larga extensão territorial (Scheffer, 2023). Além disso, como a região Nordeste tem historicamente apresentado as maiores taxas de pobreza do Brasil, a Bahia não foge à regra, sendo o que mais concentra municípios abaixo da linha da pobreza, quando comparado aos demais estados dessa região (Nogueira et al., 2016; Silva et al., 2013).

Tendo em vista o exposto, este trabalho tem como objetivo principal identificar e analisar os principais determinantes da distribuição espacial dos médicos no estado da Bahia. Mais especificamente, busca-se: (i) apresentar uma revisão de literatura acerca da distribuição espacial dos profissionais médicos; (ii) analisar a distribuição geográfica e a mudança temporal dos profissionais de medicina nos municípios baianos; e (iii) utilizar um modelo econométrico de escolha locacional dos médicos, que relacione a quantidade de médicos a um conjunto de determinantes relevantes. Com base no instrumental da econometria espacial, este modelo locacional será usado para mensurar os efeitos dos principais determinantes da concentração da atividade médica ², bem como medir os processos de *spillover* espacial (impactos diretos e indiretos) desta concentração.

Face o exposto, o estudo da distribuição espacial dos médicos justifica-se ao verificar o olhar mais amplo dos reflexos da distribuição não equitativa desses profissionais na sociedade baiana, tendo em vista tratar-se de fator que se expande no sistema econômico e social, envolvendo aspectos atrelados ao desenvolvimento econômico e ao bem-estar social dos indivíduos.

Compreender os fatores associados à distribuição desses profissionais pode contribuir para a formulação de políticas públicas visando atrair e fixar os médicos em áreas rurais e regiões mais carentes e de difícil acesso. Além disso, a pesquisa torna-se relevante para evidência empírica

¹ Os três estados do Nordeste com piores indicadores são o Maranhão, seguido do Piauí e da Bahia, com indicador (1,22); (1,81); (1,84) médicos/1000 habitante, respectivamente (Scheffer, 2023).

² Para efeito desse estudo, são considerados os médicos atuantes no setor público e no setor privado.

da importância da equidade no SUS, particularidade que deve ser observada para a redução das desigualdades no acesso aos serviços de saúde.

2 Revisão da Literatura

A discussão acerca da desigual distribuição espacial dos médicos tem atraído a atenção de muitos pesquisadores, sendo objeto de diversos trabalhos da literatura internacional (Benham et al., 1968; Çalışkan, 2013; Cooper et al., 1977; Eisenberg & Cantwell, 1976; Falcettoni, 2018; Fein, 1954; Foley, 1977; Hara et al., 2017; Jud & Harrison, 1975; Willis-Shattuck et al., 2008) e nacional (Amaral et al., 2023; Girardi et al., 2011; Nogueira et al., 2016; Póvoa & Andrade, 2006; Reis et al., 2021; Scheffer, 2023). Nesse contexto, há um amplo debate acerca dos fatores que exercem influência na escolha locacional dos médicos, centrado principalmente nas decisões desses profissionais entre deslocar-se para áreas rurais ou remotas, ou permanecer em centros urbanos e em áreas mais desenvolvidas. Os principais fatores motivacionais que refletem na concentração dos médicos em determinadas regiões estão atrelados, principalmente, às razões de ordem financeira, profissional e pessoal (Benham et al., 1968; Çalışkan, 2013; Cooper et al., 1977; Girardi et al., 2011; Holmes & Miller, 1986; Jud & Harrison, 1975; Pinto, 2015; Póvoa & Andrade, 2006; Reis et al., 2021; Willis-Shattuck et al., 2008).

Sob esse aspecto, Willis-Shattuck et al. (2008) indicam que, entre as motivações atribuídas às decisões locais dos médicos em países africanos, estão incluídas: retorno financeiro, desenvolvimento de carreira, educação continuada, infraestrutura hospitalar e disponibilidade de recursos, relação positiva de trabalho e reconhecimento ou valorização pessoal, bem como fatores sociais e seus efeitos na vida familiar. Jud e Harrison (1975), por outro lado, ao analisar os fatores da distribuição espacial dos médicos nos Estados Unidos, apontam que a renda esperada, as oportunidades culturais, recreativas e profissionais, e os laços familiares desempenham um papel importante na decisão de localização dos médicos.

Nesse contexto, é importante destacar os fatores levantados pela literatura que dificultam a ida ou permanência dos profissionais de medicina nas áreas rurais. Em relação às razões de ordem profissional, Willis-Shattuck et al. (2008) destacam que o desenvolvimento da carreira aparece como fator de resistência para os profissionais de medicina trabalharem em áreas rurais, uma vez que as oportunidades de progresso são tipicamente maiores em regiões mais urbanizadas. De acordo com Çalışkan (2013) o clima profissional e as condições de trabalho caracterizadas pela presença de tecnologia avançada, que podem variar entre hospitais e centros médicos rurais e urbanos, também surgem como condições que refletem na concentração da distribuição espacial dos médicos.

A presença de uma escola de medicina em uma região, também surge como fator associado à escolha de localização dos médicos, uma vez que aparece atrelada à ideia de desenvolvimento profissional e perspectiva de educação continuada (Çalışkan, 2013; Cooper et al., 1977; Eisenberg & Cantwell, 1976; Jud & Harrison, 1975). Vários estudos apontam ainda que, graduados em escolas de medicina situadas distantes das principais áreas urbanas possuem uma maior probabilidade de

optarem por praticar sua profissão em áreas rurais (Çalışkan, 2013; Falcettoni, 2018; Pinto, 2015). Ademais, a presença de hospitais universitários em áreas rurais, também pode ser vista como um fator preponderante na distribuição dos médicos, uma vez que equipamentos médico-tecnológicos complexos e a necessidade de qualificação da formação dos médicos atraem tais profissionais para essas regiões (Benham et al., 1968; Çalışkan, 2013; Falcettoni, 2018).

Outro fator destacado pela literatura como determinante na distribuição espacial dos médicos é a disponibilidade de leitos hospitalares. Há evidências de relação positiva entre a existência de leitos hospitalares e a distribuição dos médicos, representando uma medida adicional das vantagens em praticar a medicina em dadas regiões (Çalışkan, 2013; Eisenberg & Cantwell, 1976; Pinto, 2015).

No que tange ao aspecto de natureza econômica, a literatura aponta que os médicos tendem a se localizar em áreas onde é possível auferir maiores rendimentos (Benham et al., 1968; Çalışkan, 2013; Eisenberg & Cantwell, 1976; Jud & Harrison, 1975; Pinto, 2015; Póvoa & Andrade, 2006). Em tal perspectiva, Benham et al. (1968) apontam que o número per capita dos médicos tende a aumentar nas regiões onde seu rendimento médio é inicialmente elevado, destacando, entretanto, que o processo desse movimento, ao aumentar a quantidade de médicos em dada localidade, tende a reduzir os rendimentos relativos desses profissionais nessas regiões, devido a ideia de competição e a correção do desequilíbrio inicial.

Os debates teóricos acerca dos rendimentos esperados dos médicos apontam ainda que a densidade populacional da região também aparece como determinante que molda as decisões de localização dos médicos, uma vez que a população é vista como medida direta do tamanho de mercado, representando um indicador de demanda por cuidados de saúde (Benham et al., 1968; Çalışkan, 2013; Eisenberg & Cantwell, 1976; Foley, 1977; Jud & Harrison, 1975). Diante disso, o estudo de Benham et al. (1968) sugere que o tamanho da população reflete nas escolhas locacionais dos médicos, dada a atração da força de procura, representada pela sua relação com número de pessoas a serem atendidas.

Çalışkan (2013) destaca também que a condição socioeconômica de um dado local é um importante determinante da escolha da localidade para a prática da medicina, sendo as regiões metropolitanas e urbanas, as preferidas pelos médicos, devido aos seus altos níveis de desenvolvimento econômico. Tais regiões, propiciam um grande potencial de demanda por serviços médicos, assim como para diversos bens e serviços. Adicionalmente, nem os especialistas nem os clínicos gerais preferem lugares com baixos níveis de recursos naturais, mensurados aqui pelo tamanho da população, disponibilidade de instalações médicas e renda. Esse entendimento, corrobora a ideia trazida em estudos anteriores, como Jud e Harrison (1975), que ressaltam que os médicos tendem a se localizar em áreas mais urbanas, considerando que o poder de atração do aumento na renda per capita e na população é relativamente mais forte nessas áreas.

Do ponto de vista dos aspectos pessoais e sociais do indivíduo, a influência do cônjuge tem sido abordada por parte da literatura, como importante fator que norteiam as decisões de localização dos médicos (Çalışkan, 2013; Holmes & Miller, 1986; Pinto, 2015; Póvoa & Andrade, 2006; Willis-Shattuck et al., 2008). Esses estudos destacam que um médico casado e com filhos, além de sua expectativa individual sobre renda e a oportunidades de carreira, também leva em consideração as

expectativas da família na hora de decidir o local para o exercício profissional. A falta de oportunidades profissionais para o parceiro (a), aparece como um entrave que dificulta a escolha para atuar em pequenas comunidades.

Ainda em relação às motivações individuais que refletem na distribuição espacial dos médicos, muitos estudos têm abordado a ideia do contato ou exposição prévia como fator que molda a decisão dos médicos sobre onde exercer a sua profissão (Benham et al., 1968; Çalışkan, 2013; Cooper et al., 1977; Eisenberg & Cantwell, 1976; Holmes & Miller, 1986; Pinto, 2015; Póvoa & Andrade, 2006). Nesse sentido, a literatura sugere que os médicos tendem a se instalar em áreas semelhantes às aquelas em que foram criados, tendo sido apontado que os estudantes de medicina que foram criados em áreas rurais têm maior probabilidade de se estabelecerem em uma área similar (Benham et al., 1968; Cooper et al., 1977; Eisenberg & Cantwell, 1976; Holmes & Miller, 1986).

Finalmente, corroborando a literatura internacional, estudos empíricos realizados para o caso brasileiro, indicam que as condições socioeconômicas, a influência do cônjuge, a renda per capita, leitos hospitalares, hospitais, equipamentos, demais estabelecimentos de saúde e faculdades de medicina, são fatores que exercem influência na decisão locacional dos médicos no Brasil (Pinto, 2015; Póvoa & Andrade, 2006).

3 Metodologia

3.1 Especificação do Modelo Econométrico

Para efeito desse estudo, será utilizado o instrumental da econometria espacial, uma vez que em modelos clássicos de regressão linear (MCRL) os efeitos espaciais, como a dependência e a heterogeneidade espacial, não são levados em consideração (Almeida, 2012; Anselin, 1988; Silva et al., 2013; Vieira, 2009). Do ponto de vista metodológico, a dependência espacial (ou autocorrelação espacial, como também é conhecida, é incorporada ao modelo por meio de uma especificação de uma matriz de ponderação ou peso espacial (W). A literatura aponta, que para verificar se os dados apresentam ou não dependência espacial, a Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE) torna-se necessária, precedendo o processo de modelagem econométrico-espacial (Almeida, 2012).

A matriz de ponderação espacial (W) é uma matriz quadrada de ordem $n \times n$, em que os pesos espaciais, W_{ij} , representam o grau de conexão entre as regiões de acordo com determinado critério de proximidade, evidenciando a influência da região j sobre a região i (Almeida, 2012; Anselin, 2003). Nesse contexto, para cada ponto no espaço é definido um conjunto de vizinhança que interage com ele, onde a matriz pode ser definida a partir de diferentes critérios de proximidade geográfica (Almeida, 2012; Anselin & Bera, 1998; Silva et al., 2013; Vieira, 2009).

Nesse contexto, para definir a matriz de pesos espaciais que melhor represente a verdadeira correlação espacial do fenômeno em estudo, deverá ser utilizada a matriz que apresente o maior valor de autocorrelação espacial entre os dados (Vieira, 2009). Na literatura, existe o procedimento de Baumont (Almeida, 2012) que visa capturar a matriz W que incorpora a maior dependência espacial

por meio do teste de diagnóstico. Para tanto, (i) estima-se o modelo clássico de regressão linear; (ii) testam-se os resíduos desse modelo para autocorrelação espacial, via I de Moran, para um conjunto de matrizes W ; (iii) seleciona a matriz W que obteve o maior I de Moran.

Após especificação da matriz de pesos espaciais para identificar se os dados possuem dependência e heterogeneidade espacial, será realizada, a priori, a Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE). Trata-se de técnica que auxilia na descrição da distribuição espacial, identificação dos padrões de associação espacial (*clusters*), assim como na identificação de localidades atípicas (*outliers*) (Anselin, 1995). Nesse sentido, por meio da AEDE é possível extrair medidas de autocorrelação espacial global e local, além de investigar a influência dos efeitos espaciais.

A literatura aponta, que o principal índice usado para fazer essa mensuração é o I de Moran (Almeida, 2012; Anselin, 2003; Silva et al., 2013). Assim, para o coeficiente de autocorrelação espacial global, o I de Moran é definido algebricamente como:

$$I = \frac{n}{S_0} \cdot \frac{\sum_i \sum_j W_{ij} z_i z_j}{\sum_{i=1}^n z_i^2} \quad (1)$$

Em que, neste estudo, n é o número de municípios; z corresponde aos valores da variável de interesse padronizada no município de interesse; e Wz consiste nos valores médios da variável de interesse padronizados nos municípios vizinhos, tendo em vista a matriz de ponderação espacial (W).

É importante notar, que o I de Moran varia entre -1 e 1 , tendo um valor esperado de $-[1/(n-1)]$, indicando que para valores próximos de zero, há inexistência de autocorrelação espacial, ou seja, quanto mais próximo do valor unitário, mais autocorrelacionado estará. Nesse contexto, na medida em que o I de Moran seja superior ao valor esperado, há indicação de autocorrelação positiva; entretanto, sendo o I de Moran inferior ao valor esperado, há indicação de autocorrelação negativa (Almeida, 2012; Silva et al., 2013; Vieira, 2009).

Tendo em vista que o índice de autocorrelação global considera todo o conjunto das unidades espaciais, é possível que haja autocorrelação espacial entre algumas unidades espaciais e em outras não, configurando a formação de *clusters* espaciais. Dessa forma, padrões de comportamento locais podem ser omitidos quando da análise da autocorrelação global. Para tanto, a literatura sugere também, a análise por meio dos indicadores LISA (*local indicator of spatial analysis*) (Almeida, 2012). Assim, o I de Moran Local é dado pela seguinte forma algébrica (Anselin, 1995):

$$I_i = z_i \sum_{j=1}^J w_{ij} z_j \quad (2)$$

Nesse contexto, tem-se que: (i) se I de Moran Local > 0 , há indicação de *clusters* com valores similares ao redor de i ; (ii) se I de Moran Local < 0 , há indicação de *clusters* de valores diferentes ao redor de i ; (iii) se I de Moran Local $= 0$, indica ausência de *cluster*.

Outra alternativa para se visualizar a dependência espacial é por meio do diagrama de dispersão de Moran, o qual representa graficamente o coeficiente da regressão da variável em análise com valores normalizados sobre a média dos vizinhos, cujo coeficiente de inclinação é o I de Moran global (Almeida, 2012; Silva et al., 2013; Tyszler, 2006).

O diagrama é dividido em quatro quadrantes que representam o tipo de associação linear espacial: Alto-Alto (AA), significa que regiões apresentam valor alto da variável de interesse, rodeadas por regiões (vizinhança) que apresentam também valores altos; Baixo-Alto (BA), representa regiões com baixo valor, cercadas por locais com altos valores; Baixo-Baixo (BB), regiões com baixos valores, circundado também por regiões com baixos valores; e Alto-Baixo (AB), trata-se da regiões com alto valor da variável em estudo, vizinhas de regiões com baixos valores (Almeida, 2012; Pinto, 2015; Tyszler, 2006).

Assim, as regiões aglutinadas nos quadrantes 1 (AA) e 3 (BB) indicam correlação positiva, com regiões e média da vizinhança apresentando valores semelhantes, ou seja, entendida como regiões formadas por *clusters* com valores similares. Por sua vez, as aglutinações ao longo dos quadrantes 2 (BA) e 4 (AB) indicam autocorrelação espacial negativa, onde tem-se ocorrência dos *outliers*, caracterizadas pelas observações que não seguem o processo de dependência espacial predominante da dependência espacial dos demais dados (Silva et al., 2013; Tyszler, 2006).

Tendo sido confirmada a presença de dependência espacial após a AEDE, tem-se a especificação dos modelos econométricos espaciais, os quais, como já ressaltado, incorporam o componente espacial em sua modelagem. Nesse contexto, em tais modelos, a dependência espacial pode ser encontrada nas variáveis dependentes, nas variáveis independentes, no termo de erro ou ainda em mais de uma variável simultaneamente (LeSage & Pace, 2009; Tyszler, 2006).

Em análises espaciais, a presença de autocorrelação espacial faz com que a estimação pelo método dos Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) seja inapropriada (Almeida, 2012; Tyszler, 2006). Assim, havendo autocorrelação na variável dependente, as estimativas de MQO serão viesadas e inconsistentes. Por sua vez, caso a autocorrelação esteja presente no termo do erro, não há viés e nem inconsistência, porém o estimador de MQO perde sua eficiência (Golgher, 2015; Vieira, 2009).

Nesse contexto, os principais modelos econométrico-espaciais são caracterizados de acordo com presença de dependência espacial: se na variável dependente (Wy), independente (Wx), no termo de erro ($W\xi$ ou $W\varepsilon$), ou em ambas variáveis conjuntamente e, ainda se de alcance global ou local (LeSage & Pace, 2009; Vieira, 2009).

Neste artigo, o modelo utilizado foi o *Spatial Durbin Model* - SDM, que incorpora a dependência espacial na variável dependente e nas variáveis independentes. Trata-se de modelo de dependência espacial de alcance global e local, em que a variável explicativa de i (X_i) afeta os y_j mais próximos (efeito local), havendo ainda uma interação espacial entre a variável dependente das regiões i e j , caracterizando a ideia do efeito global (Almeida, 2012; Golgher, 2015). Esse modelo é expresso conforme segue:

$$y = \rho Wy + X\beta + WX\tau + \varepsilon \quad (3)$$

Sendo sua forma reduzida dada por:

$$y = (I - \rho W)^{-1}(X\beta + WX\tau + \varepsilon) \quad (4)$$

Insta frisar, que alguns modelos são casos particulares do modelo espacial de Durbin, sendo resultado de quando se incluem alguma restrição ao modelo. Assim, partindo do modelo contido na equação (3), se $\tau = 0$, tem-se o modelo SAR; se $\tau = -\rho\beta$, obtém-se o modelo espacial SEM. A literatura define, que nesses casos, os modelos são *nested*, ou seja, tem-se que os modelos SAR e SEM são *nested* do modelo SDM (Golgher, 2015).

Tem-se ainda, o modelo Durbin com erro espacial (*Spatial Durbin Error Model* - SDEM), o qual além de incorporar a dependência espacial nas variáveis explicativas, considera também correlação espacial observada no termo de erro, seja em razão de variáveis omitidas no modelo ou por outras razões. Assim, neste caso, a variável explicativa de i (X_i) afeta os y_j mais próximos (efeito local) e além disso, ξ_i afeta os erros de seus j vizinhos e vice-versa (efeito global) (Almeida, 2012; Golgher, 2015). Sua equação pode ser visualizada como segue:

$$y = X\beta + WX\tau + \xi \quad (5a)$$

$$\xi = \lambda W\xi + \varepsilon \quad (5b)$$

Nesse sentido, diante de tais modelos econométricos e as dependências espaciais atreladas a tais especificações, a literatura aponta a necessidade de realização de testes de especificações para identificar qual estrutura de dependência espacial está presente no modelo (Almeida, 2012; Anselin, 2003; Vieira, 2009).

Assim, a presença de algum grau de dependência espacial pode ser verificada por meio de determinados testes, como o I de Moran, aplicado a resíduos de uma regressão linear, ou o teste de *Wald*, *Likelihood Ratio*, baseados na estimação por máxima verossimilhança e o Multiplicador de Lagrange (LM) (Tyszler, 2006; Vieira, 2009).

É importante destacar que a estatística do I de Moran, embora seja capaz de identificar a presença de autocorrelação espacial, não é capaz de detectar qual é o tipo de autocorrelação espacial predominante. Ou seja, em quais variáveis (se na variável dependente, independente, no termo de erro, ou em um conjunto de mais de uma delas) a dependência espacial apresenta-se no modelo (Silva et al., 2013; Vieira, 2009).

Nesse sentido, para a escolha da especificação mais adequada, de modo identificar o tipo predominante de autocorrelação presente na regressão, os testes de Multiplicador de Lagrange (LM) são os mais indicados pela literatura (Anselin, 2003; Vieira, 2009). Trata-se de teste assintótico, o qual analisa a defasagem espacial, com base apenas na hipótese nula, podendo ser verificado em versões tradicionais e robustas, permitindo ainda, detectar a defasagem espacial tanto na variável dependente quanto no termo de erro espacial (Anselin, 2003; Vieira, 2009).

Assim, a estratégia de especificação para indicar o modelo econométrico mais apropriado baseia-se nos seguintes procedimentos: (i) estima-se o MCRL pelo método de MQO; (ii) testa-se a

presença de dependência espacial por meio das versões tradicionais (LM_{lag} e LM_{err}); (iii) se ambos os testes forem não significantes, o modelo não apresenta autocorrelação espacial e, dessa forma, o MCRL é o mais apropriado; (iv) caso os dois testes sejam significantes, calculam-se as versões robustas desses testes LM_{lag}^{rob} e LM_{err}^{rob} , e estima-se o modelo mais significativo; (v) caso apenas um dos testes seja significativo, o modelo mais adequado é o que foi significativo (Almeida, 2012; Silva et al., 2013; Vieira, 2009).

Destaca-se ainda, conforme ressaltam LeSage e Pace (2009), as repercussões espaciais surgem como resultado de impactos que passam pelas regiões vizinhas e retornam para a própria região. Dessa forma os resultados dos modelos espaciais podem ser traduzidos por meios dos impactos estimados traduzidos em seus efeitos diretos, indiretos e totais. Assim, os autores estabeleceram as medidas sumárias que podem ser calculadas como a média dos impactos em todas as regiões, sendo: (i) o efeito direto médio - medida sumária que representa uma média dos efeitos de uma região “i” sobre ela mesma; (ii) o efeito total médio - medida que captura o impacto médio de todas as regiões incorporadas na matriz de vizinhança sobre uma determinada região “i”, incluindo o seu próprio efeito; e (iii) o efeito indireto, o qual mensura a influência das observações vizinhas sobre a região “i”, sendo a diferença entre os efeitos total e o direto.

Assim, a estratégia empírica adotada neste trabalho tentará contornar problemas de endogeneidade oriunda de variável espacial relevante omitida, partindo da seguinte especificação:

$$Y = X\beta + \rho WY + WX\tau + \varepsilon \quad (6)$$

A variável de interesse Y definida como o número de médicos totais depende de uma matriz X de variáveis explicativas observadas para cada município do estado da Bahia que compreende: “Equipamentos hospitalares por mil habitantes”; “Leitos hospitalares por mil habitantes”; “Estabelecimentos de Saúde”; “Faculdades de medicina”; “Taxa de Envelhecimento da População”; “População” e “Renda per capita”. Tais variáveis seguem justificadas e indicadas no Quadro 1.

Além disso, o trabalho parte da hipótese de que a distribuição dos médicos nos municípios é derivada de um processo em que há dependência espacial, e esta distribuição dependerá de características observadas da vizinhança j , de cada município i . Esta dependência espacial pode ser capturada de duas maneiras: i) a variável dependente será função de si defasada espacialmente (representada por WY); ii) a variável dependente será função do conjunto de características explicativas observadas e também defasadas espacialmente (representadas por WX). Por fim, $\varepsilon \sim \mathcal{N}(0, 1)$, representa o termo de erro aleatório.

Para mensurar os efeitos dos determinantes da concentração espacial dos médicos no estado da Bahia, inicia-se com um modelo básico de regressão linear, não espacial, onde se assume que $\rho = 0$ e $\tau = 0$. Tal modelo servirá de base para estruturar, posteriormente, o modelo espacial a partir de teste estatístico, e da verificação posterior da acomodação da dependência espacial. Neste trabalho, ainda que possa existir diferenciação no padrão de distribuição espacial de médicos especialistas e clínicos gerais, a estimação considerará em seu modelo, apenas médicos totais como variável de interesse.

3.2 Fonte e Tratamento dos Dados

Os dados referentes às variáveis utilizadas na pesquisa foram obtidos do Censo Demográfico de 2010 e 2022 do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), disponibilizadas no Atlas do Desenvolvimento Humano do Brasil (PNUD). As variáveis referentes aos indicadores de oferta e infraestrutura de serviços de saúde, bem como dos profissionais médicos nos municípios, foram obtidas no Cadastro Nacional de Estabelecimentos de Saúde (CNES) do Ministério da Saúde (DATASUS). O indicador de escolas de medicina foi obtido por meio do banco de dados do Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira do Ministério da Educação (INEP/MEC). Ambos conjuntos de dados foram coletados referentes ao ano de 2010 e 2022. Desse modo, com base nos dados CNES/DATASUS e INEP/MEC referentes aos anos de 2010 e 2022, foi realizada uma Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE). Posteriormente, foi realizada uma análise espacial em dados cross-section, por meio do modelo espacial Durbin (SDM), a partir da base de dados do Censo demográfico do IBGE, CNES/DATASUS e INEP/MEC referentes aos 417 municípios do Estado da Bahia, observados no ano de 2010 e 2022. É importante pontuar que para efeito desse estudo, são considerados os médicos atuantes no setor público e no setor privado.

O Quadro 1 apresenta as variáveis utilizadas no modelo econométrico-espacial, ao passo que a Tabela 1 exhibe as estatísticas descritivas das mesmas. Destaca-se que para efeito da análise descritiva, foram consideradas apenas o número total de médicos e faculdades de medicina, ao passo que na AEDE foi considerada apenas o número total de médicos nos municípios baianos.

Quadro 1 - Descrição das variáveis utilizadas nas análises estatísticas e no modelo econométrico

Variável Dependente	Descrição	Literatura	Fonte e ano
médicos totais	Corresponde ao conjunto de médicos especialistas e clínicos gerais. Para 2010, foi utilizada a população medida pelo Censo; para 2022, a prévia do Censo Demográfico 2022 (dados até 25/12/2022).	Benham et al. (1968); Pinto (2015); Jud e Harrisson (1975); Póvoa e Andrade (2006)	DataSus (Ministério da Saúde), 2010 e 2022
equipamentos mil	Total de equipamentos hospitalares por mil habitantes. Cálculo baseado na população censitária de 2010 e prévia de 2022.	Pinto (2015)	DataSus (Ministério da Saúde), 2010 e 2022

Continua na próxima página

Continuação do Quadro 1

Variáveis Explicativas	Descrição	Literatura	Fonte e ano
leitos hospitalares mil	Total de leitos hospitalares por mil habitantes. População de referência: Censo 2010 e prévia de 2022.	Benham et al. (1968); Pinto (2015); Jud e Harrison (1975); Póvoa e Andrade (2006)	DataSus (Ministério da Saúde), 2010 e 2022
demais estabelecimentos saúde	Unidades provedoras de serviços de saúde: postos, UBSs, UPAs, centros de imunização, etc.	Pinto (2015)	DataSus (Ministério da Saúde), 2010 e 2022
faculdades medicina	Número de vagas em cursos de medicina no município, usado como <i>proxy</i> de infraestrutura de formação médica.	Benham et al. (1968); Jud e Harrison (1975); Pinto (2015)	INEP/MEC, 2010 e 2022
taxa envelhecimento	Taxa de envelhecimento da população municipal. Captura a necessidade potencial de serviços de saúde.	Pinto (2015)	Censo, 2010 e 2022
log população	Logaritmo da população total do município. Serve como <i>proxy</i> para demanda por serviços de saúde.	Benham et al. (1968); Jud e Harrison (1975); Pinto (2015); Póvoa e Andrade (2006)	Censo, 2010 e 2022
log renda per capita	Logaritmo da renda per capita. Para 2022, usada como <i>proxy</i> a renda do PIB per capita de 2021, por indisponibilidade da renda per capita atualizada.	Benham et al. (1968); Jud e Harrison (1975); Pinto (2015)	Censo, 2010 e 2022 IBGE, 2021

Fonte: Elaboração própria.

Tabela 1 - Estatísticas descritivas das variáveis consideradas no modelo econométrico-espacial (2010 e 2022).

2010				
Variáveis	Mínimo	Máximo	Média	Desvio-Padrão
médicos totais	0,00	3,05	0,48	0,37
equipamentos mil	0,10	9,17	1,99	1,56
leitos hospitalares mil	0,00	6,70	1,76	1,36
demais estabelecimentos saúde	1,00	2.605	29,41	133,75
faculdades medicina	0,00	460,00	1,41	22,73
log população	7,87	14,80	9,84	0,80
log renda per capita	R\$ 4,91	R\$ 6,94	R\$ 5,66	R\$ 0,28
taxa envelhecimento	1,50	14,61	8,36	1,81

2022				
Variáveis	Mínimo	Máximo	Média	Desvio-Padrão
médicos totais	0,00	4,02	0,69	0,54
equipamentos mil	0,36	21.262	4,67	3,67
leitos hospitalares mil	0,00	9,99	1,62	1,30
demais estabelecimentos saúde	4,00	3.701	48,58	198,82
faculdades medicina	0,00	1.616	12,28	96,26
log população	8,14	14,70	9,83	0,83
log pib per capita	R\$ 8,81	R\$ 12,68	R\$ 9,50	R\$ 0,55
taxa envelhecimento	11,85	136,99	58,45	16,16

Fonte: Elaboração própria.

4 Resultados

4.1 Análise Descritiva

De acordo com os dados da Tabela 2, no ano de 2010, verifica-se que a região Sudeste apresentava a maior concentração dos médicos do Brasil, com percentual de 54,69%, ou seja, mais da metade dos profissionais de medicina do país. Ao observar as regiões Sul e Sudeste juntas, aproximadamente, 70% dos médicos estavam concentrados nessas regiões. As regiões Norte e Centro-Oeste apresentavam os menores indicadores de médicos, com apenas 4,3% e 7,61%, respectivamente. Na região Nordeste, estavam presentes 18,07% do total dos médicos do país. Em 2022, embora tenha sido observado um incremento no número de médicos em todas as regiões, a distribuição percentual desses profissionais não apresentou mudanças, evidenciando o mesmo padrão de desigualdade observado em 2010 referente à concentração dos médicos no território brasileiro.

Tabela 2 - Distribuição percentual dos médicos por região no Brasil, 2010 e 2022.

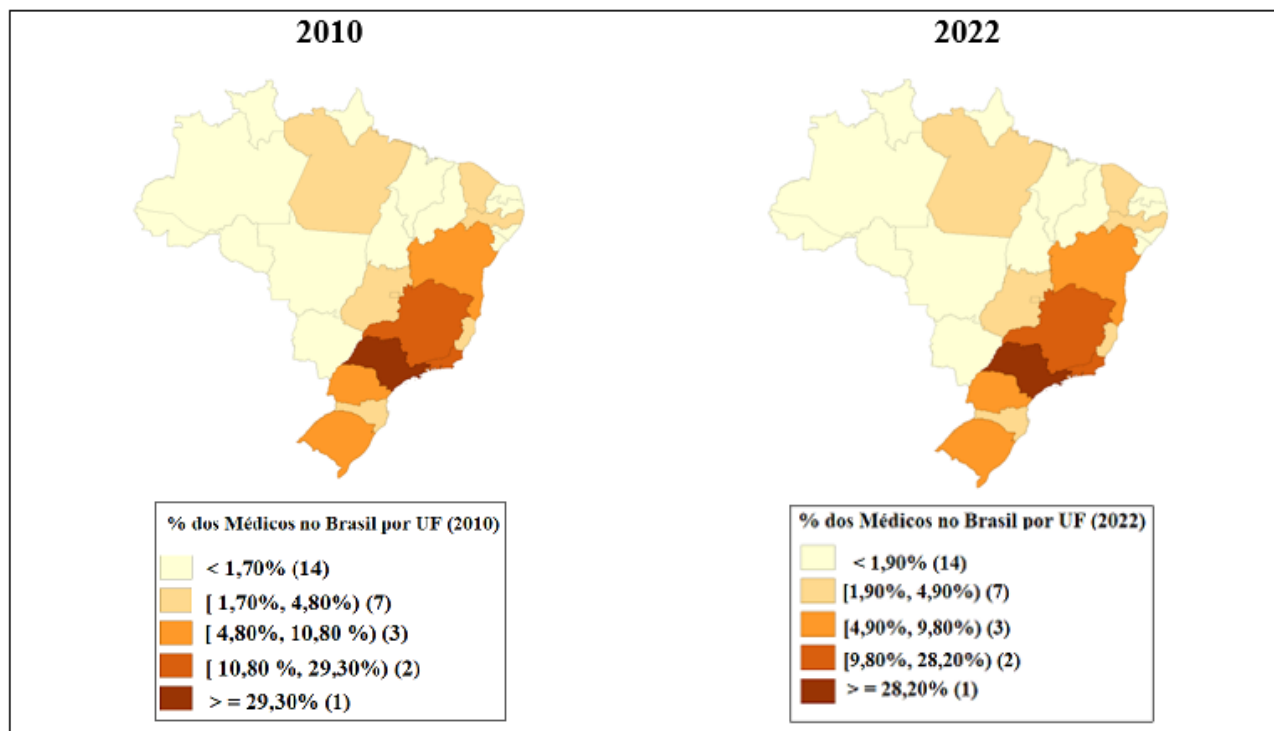
Região	2010		2022		Incremento (%)
	Nº Médicos	Médicos (%)	Nº Médicos	Médicos (%)	2010-2022
Região Norte	12.706	4,30%	23.165	4,78%	82,32%
Região Nordeste	53.390	18,07%	91.048	18,79%	70,53%
Região Sudeste	161.607	54,69%	248.964	51,37%	54,06%
Região Sul	45.313	15,33%	80.468	16,60%	77,58%
Região Centro-Oeste	22.472	7,61%	40.995	8,46%	82,43%
Total	295.488	100 %	484.640	100 %	64,01 %

Fonte: Elaboração própria. Dados DATASUS - CNES, 2010 e 2022 (Segundo CBO 2002).

Sob a ótica das Unidades Federativas (Figura 1), verifica-se que a concentração dos médicos também pode ser observada entre os estados. Novamente, o panorama da distribuição espacial dos médicos no Brasil por UF exibe um cenário similar nos dois anos analisados. São Paulo, Rio de Janeiro, Minas Gerais e Rio Grande do Sul registraram a maior concentração desses profissionais em relação aos demais, nos dois períodos analisados. Essa maior concentração pode ser explicada pelo cenário econômico e social desses estados, que pode favorecer a retenção dos profissionais de medicina.

Em relação à região Nordeste (Tabela 3), observa-se no ano de 2010, que Bahia (26,71%), Pernambuco (20,11%) e Ceará (14,95%) eram os estados com maiores concentrações de médicos dessa região, ao passo que Piauí (4,93%) e Sergipe (4,89%) registraram as menores disponibilidades desses profissionais. Nota-se que, entre os anos de 2010 e 2022, houve um incremento relevante do número de médicos em todos estados do Nordeste, sem que houvesse, contudo, mudança no padrão da concentração dos médicos, persistindo a ideia de desigualdade da distribuição dos médicos ao longo do espaço geográfico.

Figura 1 – Distribuição percentual dos médicos no Brasil, por Unidade da Federação, 2010 e 2022



Elaboração própria. Dados DATASUS-CNES, 2010 e 2022 (Segundo CBO 2002).

Tabela 3 - Distribuição percentual dos médicos na região nordeste do Brasil, 2010 e 2022

Região Nordeste	2010	2022	Incremento (%)
	Médicos (%)	Médicos (%)	2010-2022
Maranhão	7,04%	7,69%	86,09%
Piauí	4,93%	5,33%	84,23%
Ceará	14,95%	15,70%	79,16%
Rio Grande do Norte	7,21%	7,17%	69,52%
Paraíba	8,12%	8,22%	72,58%
Pernambuco	20,11%	19,02%	61,28%
Alagoas	6,04%	6,02%	63,09%
Sergipe	4,89%	5,02%	74,99%
Bahia	26,71%	25,85%	65,02%
Total	100,00%	100,00%	70,53%

Fonte: Elaboração própria. Dados DATASUS-CNES, 2010 e 2022 (Segundo CBO 2002).

Ao analisar o estado da Bahia, verifica-se que o cenário é bastante similar aos cenários nacional e regional. Das 32 microrregiões da Bahia, apenas a microrregião de Salvador concentra mais da metade dos médicos do estado, com índice de 52,50% em 2010 e 50,06% em 2022 (Tabela 4). Essa microrregião abrange os municípios de Madre de Deus, Vera Cruz, Dias d'Ávila, Simões Filho, São Francisco do Conde, Salvador, Camaçari, Itaparica, Lauro de Freitas e Candeias, destacando que desses municípios, aproximadamente, 50% dos médicos estão concentrados em Salvador, Camaçari e Lauro de Freitas, nos dois períodos analisados. As microrregiões de Feira de Santana e Ilhéus-Itabuna apresentaram indicadores melhores em relação às demais, entretanto muito aquém ao indicador registrado pela microrregião de Salvador. São regiões em que há presença de faculdades de medicina

e condições socioeconômicas que favorecem a disponibilidade de médicos nessas localidades. É de se destacar ainda que, assim como no cenário nacional e regional, em 2022 houve uma evolução dos números de médicos nas microrregiões baiana, com exceção da microrregião de Entre Rios ³, reflexo da queda do número de médicos dos municípios do Conde e de Entre Rios.

Tabela 4 - Distribuição percentual dos médicos no estado da Bahia, por microrregiões, 2010 e 2022

Microrregiões da Bahia	2010	2022	Incremento (%)
	Médicos (%)	Médicos (%)	2010-2022
Barreiras	1,85%	2,22%	97,73%
Cotegipe	0,18%	0,27%	142,31%
Santa Maria da Vitória	0,46%	0,49%	78,46%
Juazeiro	2,62%	3,23%	103,75%
Paulo Afonso	0,89%	0,96%	65,35%
Barra	0,42%	0,42%	65,00%
Bom Jesus da Lapa	0,41%	0,57%	128,81%
Senhor do Bonfim	0,79%	0,90%	89,29%
Irecê	1,17%	1,45%	104,79%
Jacobina	0,97%	0,99%	69,57%
Itaberaba	0,86%	0,69%	31,71%
Feira de Santana	6,37%	7,31%	89,22%
Jeremoabo	0,30%	0,21%	13,95%
Euclides da Cunha	0,67%	0,67%	66,32%
Ribeira do Pombal	0,76%	0,84%	80,73%
Serrinha	1,42%	1,29%	50,50%
Alagoinhas	1,84%	2,04%	82,82%
Entre Rios	0,63%	0,32%	-16,67%
Catu	1,18%	0,88%	23,81%
Santo Antônio de Jesus	2,78%	2,35%	39,90%
Salvador	52,50%	50,06%	57,33%
Boquira	0,47%	0,47%	65,67%
Seabra	0,79%	0,68%	40,71%
Jequié	2,21%	2,22%	66,03%
Livramento do Brumado	0,36%	0,38%	71,15%
Guanambi	1,63%	2,03%	104,72%
Brumado	1,02%	1,00%	61,64%
Vitória da Conquista	3,32%	4,30%	113,29%
Itapetinga	0,66%	0,65%	63,83%

Continua na próxima página

³ Fazem parte da Microrregião de Entre Rios os seguintes municípios: Conde; Esplanada; Cardeal da Silva; Jandaíra e Entre Rios.

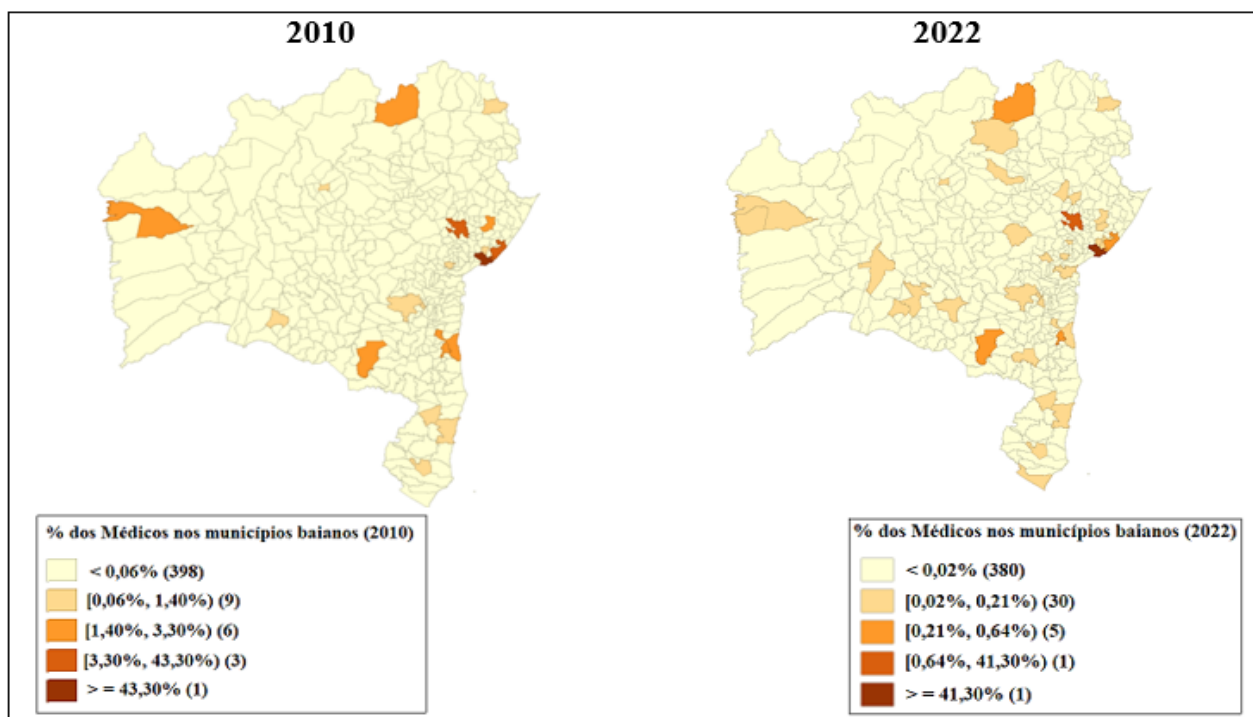
Microrregiões da Bahia	Médicos (%)	Médicos (%)	2010-2022
Valença	0,71%	0,62%	44,55%
Ilhéus-Itabuna	5,74%	5,56%	59,83%
Porto Seguro	4,00%	3,99%	64,45%
Total	(14.260) 100%	(23.532) 100%	65,02%

Fonte: Elaboração própria. Dados DATASUS-CNES, 2010 e 2022 (Segundo CBO 2002).

Ao analisar o estado da Bahia, verifica-se que o cenário é bastante similar aos cenários nacional e regional. A distribuição espacial nos municípios baianos aponta que a sua maioria possui baixo percentual da presença desses profissionais ao longo do território, enquanto que a minoria registra alto índice de concentração. A Figura 2 demonstra, no ano de 2010, que dos 417 municípios, 398 concentravam apenas cerca de 0,06% do total médicos do estado, e que somente o município de Salvador absorvia 43,30% desses profissionais. O cenário no ano de 2022, 12 anos depois, é semelhante, não apresentando alterações na configuração da distribuição espacial dos médicos, revelando a permanência da desigualdade em relação à oferta desses profissionais no estado.

É possível observar ainda, conforme dados da Tabela 5, que em 2022, enquanto alguns municípios tiveram crescimento substancial no número de médicos, outros registraram redução do seu quantitativo. O município de Salvador apresentou aumento de 3.530 médicos, representando um crescimento de 57,10% em relação ao ano de 2010. Os municípios de Feira de Santana, Vitória da Conquista, Juazeiro e Ilhéus, mais que dobraram esses números em seus territórios. Alagoinhas e Barreiras apresentaram aumento desses profissionais de mais de 90%, com índices de 96,5% e 91,7%, respectivamente. Os municípios de Camaçari, Lauro de Freitas e Itabuna estão entre os 10 municípios com maiores incrementos desses números, os quais apresentaram 72,30%; 52,81% e 58,96%, respectivamente.

Figura 2 – Distribuição percentual dos médicos nos municípios baianos, 2010 e 2022



Fonte: Elaboração própria. Dados DATASUS-CNES, 2010 e 2022 (Segundo CBO 2002).

Nesse cenário, políticas públicas instituídas ao longo do período de análise teve importantes influências sobre a distribuição e fixação de médicos entre regiões e intrarregiões do Brasil. Em 2013, o Governo Federal brasileiro instituiu o Programa Mais Médico, por meio da Medida Provisória nº 621/2013, o qual dentre os seus objetivos, destaca-se o provimento emergencial de médicos em áreas remotas ou de difícil acesso e/ou populações de maior vulnerabilidade social e econômica, por meio de um plano de expansão dos cursos de graduação e residência médica e mudanças na forma da formação de médicos e especialistas, com novos cursos abertos no interior do país (A. Oliveira et al., 2020).

Com o Programa Mais Médicos (2013), houve uma expansão do número de cursos de medicina e das vagas de graduação em todo território brasileiro, contudo a distribuição permanece concentrada nas regiões Sul e Sudeste, tendo essa desigualdade na oferta de escolas médicas fortes contribuições para o padrão da composição dos médicos que se revela nas diversas regiões do Brasil (Nassar et al., 2021; B. L. C. A. Oliveira et al., 2019). Assim, a análise descritiva segue considerando a presença das faculdades de medicina no Brasil, entre suas regiões, UFs e municípios do estado da Bahia, um dos fatores que pode influenciar na concentração dos profissionais médicos no espaço geográfico.

Tabela 5 - Os 10 Municípios baianos com maiores incrementos e as 10 maiores reduções do número de médicos, 2010 e 2022

Maiores Incrementos				
Municípios	Médicos (2010)	Médicos (2022)	Variação (nº absoluto)	Variação (%)
Salvador	6.181	9.711	3.530	57,11%
Feira de Santana	706	1.501	795	112,61%
Vitória da Conquista	323	806	483	149,54%
Camaçari	473	815	342	72,30%
Juazeiro	297	609	312	105,05%
Lauro de Freitas	498	761	263	52,81%
Ilhéus	207	440	233	112,56%
Alagoinhas	200	393	193	96,50%
Barreiras	205	393	188	91,71%
Itabuna	307	488	181	58,96%

Maiores reduções				
Municípios	Médicos (2010)	Médicos (2022)	Variação (nº absoluto)	Variação (%)
Entre Rios	50	19	-31	-62,00%
Nova Viçosa	36	17	-19	-52,78%
Castro Alves	25	16	-9	-36,00%
Ipirá	31	23	-8	-25,81%
Cordeiros	10	2	-8	-80,00%
Vereda	9	1	-8	-88,89%
Barro Preto	12	5	-7	-58,33%
Riachão do Jacuípe	20	14	-6	-30,00%
Tapiramutá	8	2	-6	-75,00%
Vera Cruz	23	19	-4	-17,39%

Fonte: Elaboração própria. Dados DATASUS-CNES, 2010 e 2022 (Segundo CBO 2002).

Nesse diapasão, em relação às faculdades de medicina no Brasil, entre os anos de 2010 e 2022, verifica-se que o número mais que dobrou, tendo sido observado que a região Sudeste concentra maior parte desse número (Tabela 6). Em 2010, as regiões Sul e Sudeste juntas concentraram cerca de 61,88% do total das faculdades de medicina do país, sendo reflexo do contexto socioeconômico característicos dessas regiões. As regiões Norte e Centro-oeste registraram os menores indicadores em relação a presença das escolas de medicina existente no Brasil, com 10,55% e 6,63%, respectivamente. Em relação a região Nordeste, o índice de participação foi de 20,99% do total. É de se destacar, que o cenário apresentado em relação a distribuição geográfica das faculdades de medicina no Brasil repete o mesmo formato apresentado acerca da distribuição espacial dos médicos, bem como em relação aos estabelecimentos de saúde.

Tabela 6 - Distribuição percentual das faculdades de medicina no Brasil, por Região e Unidade da Federação, 2010 e 2022.

Região e Unidade da Federação	2010	2022
	Faculdades de Medicina (%)	Faculdades de Medicina (%)
Região Norte	10,50%	11,03%
Rondônia	2,21%	2,56%

Continua na próxima página

Região e Unidade da Federação	2010	2022
	Faculdades de Medicina (%)	Faculdades de Medicina (%)
Acre	0,55%	0,77%
Amazonas	1,66%	1,79%
Roraima	0,55%	0,51%
Pará	2,21%	3,08%
Amapá	0,55%	0,26%
Tocantins	2,76%	2,05%
Região Nordeste	20,99%	26,15%
Maranhão	1,66%	3,08%
Piauí	2,21%	2,05%
Ceará	3,87%	3,08%
Rio Grande do Norte	1,66%	1,54%
Paraíba	3,31%	2,31%
Pernambuco	2,21%	3,85%
Alagoas	1,10%	1,28%
Sergipe	1,10%	1,03%
Bahia	3,87%	7,95%
Região Sudeste	44,75%	38,72%
Minas Gerais	15,47%	12,56%
Espírito Santo	2,76%	1,54%
Rio de Janeiro	9,94%	5,64%
São Paulo	16,57%	18,97%
Região Sul	17,13%	14,87%
Paraná	5,52%	5,38%
Santa Catarina	5,52%	4,36%
Rio Grande do Sul	6,08%	5,13%
Região Centro-Oeste	6,63%	9,23%
Mato Grosso do Sul	1,66%	1,54%
Mato Grosso	1,10%	2,05%
Goiás	1,66%	4,10%
Distrito Federal	2,21%	1,54%
Total	100,00%	100,00%

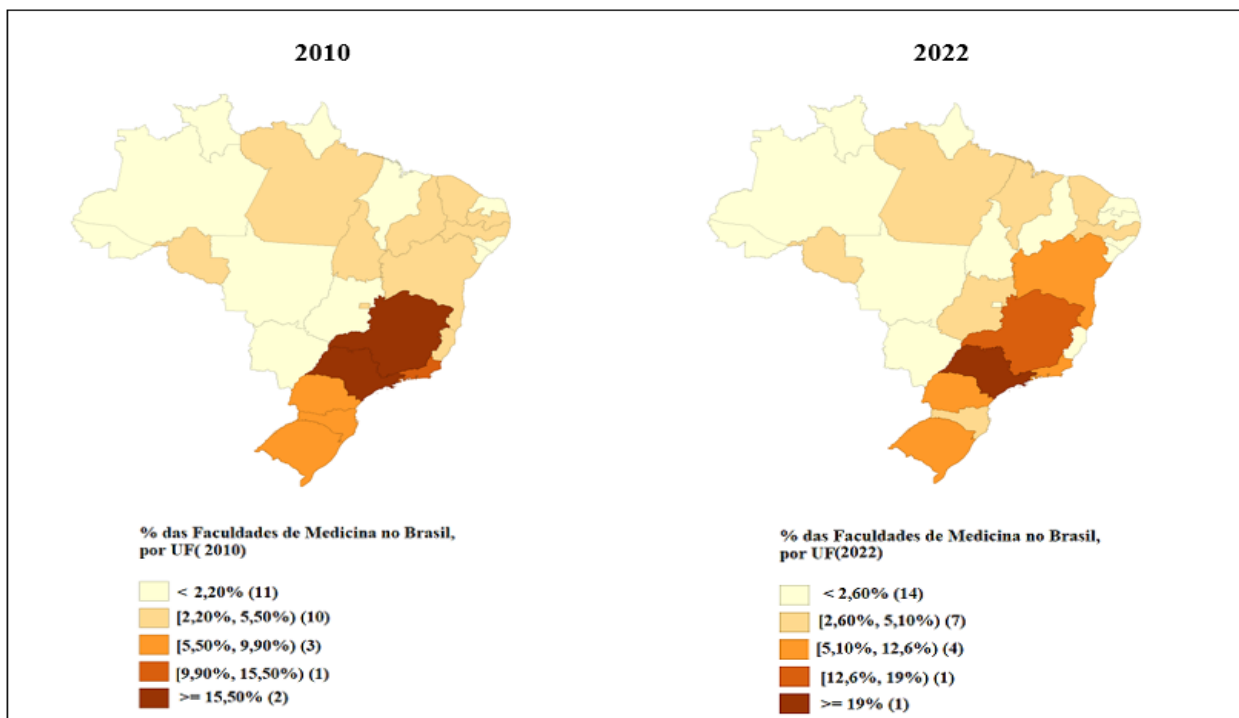
Fonte: Elaboração própria. Dados INEP 2010 e 2022.

No âmbito estadual, no ano de 2010, ainda conforme dados da Tabela 6, as faculdades de medicina encontram-se concentradas nos estados de São Paulo (16,57%), Minas Gerais (15,47%) e Rio de Janeiro (9,94%), estados caracterizados com condições socioeconômicas mais elevadas. Os menores índices de concentração foram observados nos estados do Acre, Roraima e Amapá, com 0,55%, cada estado, do total das escolas de medicina presentes no país. Em 2022, a concentração das escolas de medicina permanece nos estados de São Paulo (18,97%) e Minas Gerais (12,56%), mas ao invés do Rio de Janeiro (5,64%), surge o estado da Bahia (7,95%), como terceiro estado que

mais concentra escolas de medicina do país. Ainda em relação a esse período, os estados que menos concentram escolas de medicina, continuaram sendo observados no Amapá (0,26%), Roraima (0,51%) e Acre (0,77%). Por meio da Figura 3, é possível verificar esse padrão de concentração das faculdades de medicina ao longo do território brasileiro.

Na perspectiva regional (Tabela 7), em 2010, observa-se a concentração das escolas de medicina entre os estados da Bahia (18,42%), Ceará (18,42%) e Paraíba (15,79%), sendo os estados de Alagoas (5,26%) e Sergipe (5,26%) os quais apresentaram menor índice de concentração. Piauí e Pernambuco registraram participações iguais a 10,53% e os estados de Maranhão e Rio Grande do Norte iguais a 7,89%. Em 2022, a distribuição apresentou-se de forma ainda mais concentrada, estando a Bahia com 30,39% do total das escolas de medicina presentes na região Nordeste. Pernambuco aparece em segundo lugar em relação à essa concentração, com 14,71% desse total, enquanto que Alagoas (4,90%) e Sergipe (3,92%) continuam sendo os estados que registraram menores percentuais. Nota-se ainda, que os estados da Paraíba, Ceará, Piauí e Rio Grande do Norte reduziram sua participação do total de faculdades de medicina presente na região, passando a registrar 8,82%, 11,76%, 7,84% e 5,88%, respectivamente. Esse cenário é similar ao quanto apresentado em relação à distribuição geográfica dos médicos e dos estabelecimentos de saúde.

Figura 3 – Distribuição percentual das faculdades de medicina no Brasil, por Unidade da Federação, ano 2010 e 2022



Fonte:Elaboração própria. Dados INEP 2010 e 2022.

Tabela 7 - Distribuição percentual das faculdades de medicina, região nordeste do Brasil, 2010 e 2022

Região Nordeste	2010		2022		Variação (%) 2010–2022
	Total de Faculdades de Medicina	Faculdades de Medicina (%)	Total de Faculdades de Medicina	Faculdades de Medicina (%)	
Maranhão	3	7,89%	12	11,76%	300,00%
Piauí	4	10,53%	8	7,84%	100,00%
Ceará	7	18,42%	12	11,76%	71,43%
Rio Grande do Norte	3	7,89%	6	5,88%	100,00%
Paraíba	6	15,79%	9	8,82%	50,00%
Pernambuco	4	10,53%	15	14,71%	275,00%
Alagoas	2	5,26%	5	4,90%	150,00%
Sergipe	2	5,26%	4	3,92%	100,00%
Bahia	7	18,42%	31	30,39%	342,86%
Total	38	100,00%	102	100,00%	168,42%

Fonte: Elaboração própria. Dados INEP 2010 e 2022.

Em relação ao Estado da Bahia (Tabela 8), verifica-se, entre os anos de 2010 e 2022, um avanço do número de faculdades de medicina presente em seus municípios, passando de 7 para 31 instituições de ensino. Enquanto em 2010, apenas 5 municípios registraram a presença de escola de medicina em seus territórios, em 2022, esse número aumentou para 20, ou seja, além dos municípios de Feira de Santana, Ilhéus, Jequié, Salvador e Vitória da Conquista, em 2022, os municípios de Alagoinhas, Barreiras, Brumado, Eunápolis, Guanambi, Irecê, Itabuna, Jacobina, Juazeiro, Lauro de Freitas, Paulo Afonso, Porto Seguro, Santo Antônio de Jesus, Teixeira de Freitas e Valença passaram a possuir a presença dessas instituições. É importante ressaltar que, considerando a existência de 417 municípios no estado baiano, trata-se de um número relativamente baixo, uma vez que corresponde 4,80% desse total, ou seja, cerca de 95,2% dos municípios do estado Bahia não a possuem a presença dessas instituições. Das 31 faculdades de medicina registradas em 2022, 19,35% está concentrada no município de Salvador.

Tabela 8 – Distribuição das faculdades de medicina nos municípios baianos, 2010 e 2022

Municípios	2010		2022		Incremento 2010–2022
	Nª Faculdade de Medicina	Faculdade de Medicina (%)	Nª Faculdade de Medicina	Faculdade de Medicina (%)	
Alagoinhas	0	0,00%	1	3,23%	1
Barreiras	0	0,00%	2	6,45%	2
Brumado	0	0,00%	1	3,23%	1
Eunápolis	0	0,00%	2	6,45%	2
Feira de Santana	1	14,29%	2	6,45%	1
Guanambi	0	0,00%	2	6,45%	2
Ilhéus	1	14,29%	1	3,23%	0
Irecê	0	0,00%	1	3,23%	1

Continuação da Tabela 8 – Distribuição das faculdades de medicina

Municípios	2010		2022		Incremento 2010–2022
	N ^a Faculdade de Medicina	Faculdade de Medicina (%)	N ^a Faculdade de Medicina	Faculdade de Medicina (%)	
Itabuna	0	0,00%	1	3,23%	1
Jacobina	0	0,00%	1	3,23%	1
Jequié	1	14,29%	1	3,23%	0
Juazeiro	0	0,00%	1	3,23%	1
Lauro de Freitas	0	0,00%	1	3,23%	1
Paulo Afonso	0	0,00%	1	3,23%	1
Porto Seguro	0	0,00%	1	3,23%	1
Salvador	3	42,86%	6	19,35%	3
Santo Antônio de Jesus	0	0,00%	1	3,23%	1
Teixeira de Freitas	0	0,00%	1	3,23%	1
Valença	0	0,00%	1	3,23%	1
Vitória da Conquista	1	14,29%	3	9,68%	2
Total	7	100,00%	31	100,00%	24

Fonte: Elaboração própria. Dados INEP 2010 e 2022.

4.2 Análise Exploratória De Dados Espaciais (AEDE)

Para a definição da matriz de pesos espaciais (W), foram testadas as matrizes tipo *queen*, *rook*, *k-nearest neighbour* e distância inversa, para o conjunto de dados de 2010 e 2022, conforme modelo proposto por Baumont (Almeida, 2012)⁴. Das evidências estatísticas exibidas na Tabela 9, é possível rejeitar a hipótese nula de aleatoriedade espacial em nível de significância de 0,001%. Os resultados demonstraram que a matriz do tipo *queen* apresentou melhor coeficientes do I de Moran, para ambos os períodos de análise. Nesse sentido, o critério de contiguidade *queen* para definição da matriz de pesos espaciais será utilizada em toda a análise ao longo desta pesquisa, uma vez que seu I de Moran foi o de maior coeficiente e também pelo fato ser o mais recomendado, na prática, pela literatura (Anselin & Rey, 2014).

Tabela 9 - Coeficientes I de Moran para os resíduos do MQO (2010 e 2022)

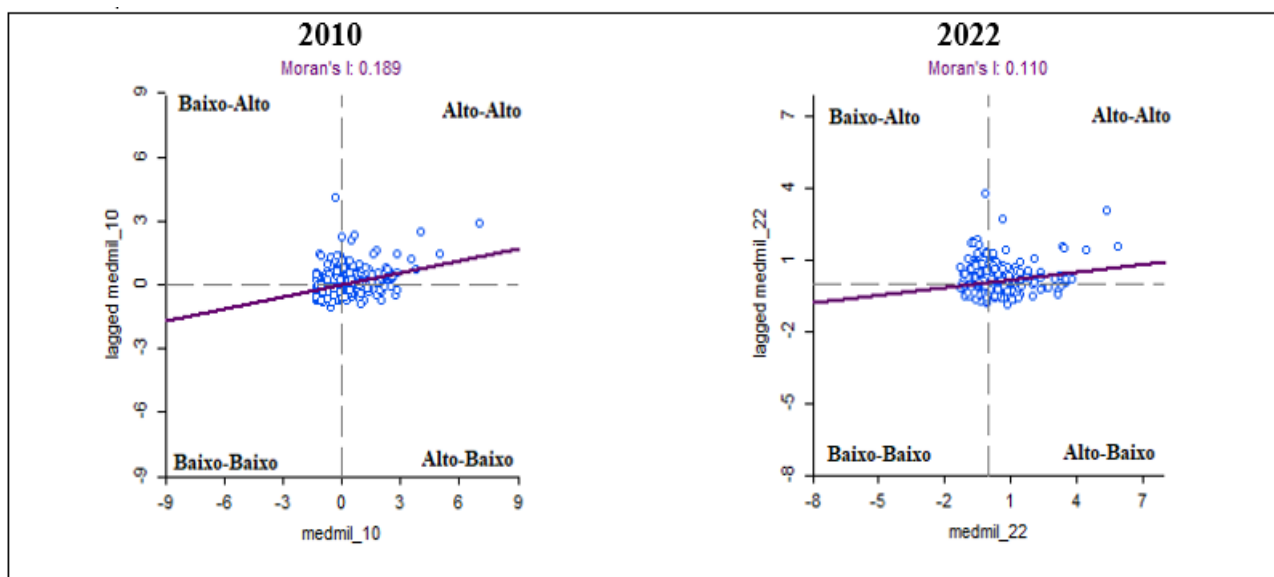
Convenção da matriz	2010		2022	
	I	$E[I]$	I	$E[I]$
<i>queen</i>	0,036	-0,0024	0,041	-0,0024
<i>rook</i>	0,035	-0,0024	0,007	-0,0024
<i>k-nearest neighbour</i>	0,021	-0,0024	0,018	-0,0024
Distância Inversa	0,015	-0,0024	0,033	-0,0024

Fonte: Elaboração própria com base nos dados da pesquisa. Pseudossignificância empírica baseada em 999 permutações aleatórias.

⁴ Ver seção 3 – Metodologia

Definida a matriz de pesos espaciais (W), foram realizados os testes I de Moran Global e o I de Moran Local (LISA), ambos univariados, visando identificar a existência de autocorrelação espacial nos dados, bem como a presença de *cluster* e *outliers*. Em relação ao número de médicos nos municípios baianos, o teste de distribuição aleatória do índice de Moran Global e o teste de permutação aleatória levaram à rejeição da hipótese nula de não existência da autocorrelação na região em estudo. Assim, no ano de 2010, o coeficiente estimado de 0,189 foi maior que seu valor esperado $E[I] = -0,0024$, o que fornece clara indicação de que a presença de médicos é autocorrelacionada positivamente nos municípios do estado da Bahia. No ano de 2022, verifica-se também a autocorrelação espacial referente ao número de médicos, embora mais suave do que o apresentado em 2010, tendo em vista, o coeficiente estimado (0,110) ter sido inferior. Esses resultados podem ser observados no diagrama de dispersão de Moran, conforme Figura 4.

Figura 4 – Coeficientes do I de Moran Global para médicos por mil habitantes nos municípios baianos, 2010 e 2022



Fonte: Elaboração própria. Dados DATASUS-CNES, 2010 e 2022 (Segundo CBO 2002). Pseudo significância empírica baseada em 999 permutações aleatórias, $E[I] = -0,0024$.

A estatísticas do I de Moran Local (índice LISA) revela a presença de *clusters* e *outliers* nos municípios baianos. Assim, nos dois períodos analisados, conforme Figura 5, é possível observar a existência de concentrações espaciais estatisticamente significativas (5%), em que o número de médicos por mil habitantes está espacialmente correlacionado.

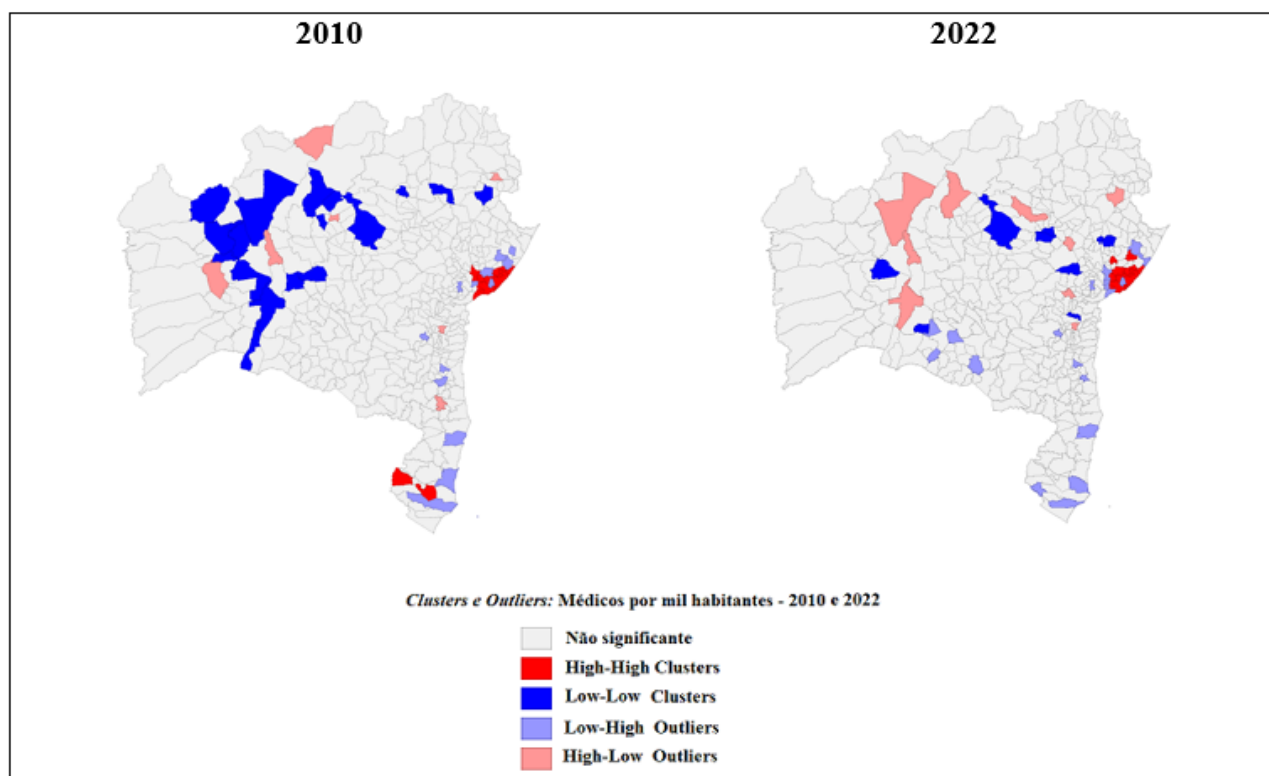
Os resultados demonstram que a presença dos *clusters* podem ser verificados nos municípios classificados como *High-High* (Alto-Alto) e *Low-Low* (Baixo-Baixo). No primeiro caso, tratam-se dos municípios com presença de altas taxas de médicos por mil habitantes, circundados por municípios com média de médicos por mil habitantes também alta. Em 2010, esses resultados foram verificados nos municípios de Camaçari; Candeias, Dias d'Ávila; Itanhém, Itaparica, Lauro de Freitas; Madre de Deus; Mata de São João; Salvador; Santo Amaro; São Francisco do Conde; Teixeira de Freitas e Vera Cruz. Em 2022, no lugar dos municípios de Itanhém, Santo Amaro, Teixeira de Freitas e Vera Cruz, surgem na lista, os municípios de Araçás, São Sebastião do Passé e Teodoro Sampaio,

permanecendo iguais, os demais municípios. Esses municípios são caracterizados por apresentar um nível populacional ou renda per capita mais elevadas ou ainda está próximo de centros industriais, o que reflete na presença de agrupamento tipo *High-High* em tais regiões.

Os municípios classificados como *Low-Low* são aqueles registrados com baixas taxas de médicos por mil habitantes, cuja média de médicos por mil habitantes dos vizinhos também são baixas. No ano de 2010, esse cenário foi observado nos municípios da Barra; Bom Jesus da Lapa; Boquira; Brejolândia; Cansanção; Cotegipe; Cristópolis; Ibitiara; Itaguaçu da Bahia; Jussara; Malhada; Morro do Chapéu; Pindobaçu; Ribeira do Pombal; Santa Rita de Cássia; Sítio do Mato; Uibaí; Wanderley. Tratam-se de municípios com baixa renda per capita, baixo número populacional. Tais características podem explicar, nesta área da Bahia, a existência de agrupamento do tipo *Low-Low*. Em 2022, além Brejolândia e Morro do Chapéu, presentes no ano de 2010, fazem parte desse agrupamento, os municípios de Água Fria, Lamarão, Mairi, Matina, Rafael Jambeiro, Teolândia e Várzea da Roça.

Em relação aos *outliers*, é possível observá-los nos municípios classificados como *Low-High* (Baixo-Alto) e *High-Low* (Alto-Baixo). Nesse sentido, em 2010, os municípios de Simões Filho, Araçás, Caravelas, Cardeal da Silva, Itajuípe, Itanagra, Itapé, Jitaúna, Prado, Santa Cruz Cabralia, São Felipe, São Sebastião do Passé e Saubara foram aqueles que apresentaram baixas taxas de médicos por mil habitantes cercados por municípios com média alta (*Low-High*). No ano de 2022, para esse agrupamento, destacam-se, Alcobaça, Buerarema, Entre Rios, Igaporã, Itajuípe, Jitaúna, Lagoa Real, Lajedão, Nova Viçosa, Pindaí, Presidente Jânio Quadros, Salinas da Margarida, Santa Cruz Cabralia, Santo Amaro, São Felipe, Saubara, Simões Filho e Vera Cruz. Já os municípios que apresentaram alta taxas de médicos por mil habitantes, vizinhos de municípios com média baixas (*High-Low*) foram, em 2010, Antas, Baianópolis, Camacan, Gandu, Ibotirama, Irecê, Remanso, tendo sido observado em 2022, que os municípios de Amargosa, Barra, Bom Jesus da Lapa, Gandu, Ibotirama, Itaguaçu da Bahia, Jacobina, Pé de Serra, Ribeira do Pombal fizeram parte desse agrupamento.

Figura 5 – *I* de Moran Local: presença de *clusters* e *outliers* nos municípios baianos para médicos por mil habitantes, 2010 e 2022



Fonte: Elaboração própria. Dados DATASUS-CNES, 2010 e 2022 (Segundo CBO 2002).

4.3 Resultado dos Modelos Econométricos

A fim de assegurar a melhor escolha do modelo econométrico-espacial a ser utilizado nesta pesquisa, foram utilizadas técnicas estatísticas com base no teste do Multiplicador de Lagrange (LM) e do teste de Razão de Verossimilhança (LR). Nesse sentido, primeiramente foi realizada a estimação por MQO e, em seguida, os testes LM visando averiguar se os efeitos da dependência espacial encontram-se na variável dependente ou no termo de erro (Almeida, 2012; Golgher, 2015).

Os resultados da estimação por MQO utilizando médicos totais por mil habitantes como variável dependente são apresentados na Tabela 10, ao passo que na Tabela 11 tem-se os resultados dos testes LM. Para ambos os períodos, os resultados indicaram que não há significância estatística para o LM (erro), enquanto que o LM (*lag*) mostrou-se significativo. Portanto, tais estatísticas sugerem que a dependência espacial está presente na variável dependente, sendo o modelo SAR apropriado nesse caso. Destaca-se que, como foi possível observar a significância estatística dos testes LM em sua versão não robusta, não foi necessário observar os resultados das versões robustas (Anselin, 2003; Golgher, 2015).

Tabela 10 - Resultados da regressão por MQO para médicos totais por mil habitantes.

Variáveis	2010		2022	
	coeficientes	p-valor	coeficientes	p-valor
constante	-1,1310	0,011	-2,1487	0,000
equipamentos mil	0,0763	0,000	0,0654	0,000
leitos hospitalares mil	0,0447	0,000	0,0380	0,005
taxa envelhecimento	-0,0030	0,709	0,0009	0,467
demais estabelecimentos saúde	0,0022	0,000	-0,0004	0,053
faculdades medicina	0,0012	0,021	0,0021	0,000
log população	-0,0233	0,384	0,1242	0,000
log renda <i>per capita</i>	0,2793	0,000	0,1256	0,000
Diagnóstico da regressão				
R ²	0,512		0,617	
R ² Ajustado	0,503		0,610	
Teste F	61,220		94,050	
P-valor teste F	0,000		0,000	
Log likelihood	-24		-130,88	
<i>Breush-Pagan</i>	0,000		0,000	
<i>Jarque-Bera</i>	0,000		0,000	

Fonte: Elaboração própria.

Tabela 11 - Diagnóstico de dependência espacial para médicos totais por mil habitantes

	2010		2022	
	Estatística de Teste	p-valor	Estatística de Teste	p-valor
LM(erro)	14,971	0,221	0,008	0,928
LM(lag)	14,424	0,000	5,856	0,016
RLM (erro robusto)	67,035	0,010	5,694	0,017
RLM(lag robusto)	19,630	0,000	11,542	0,001

Fonte: Elaboração própria.

Considerando que o modelo SAR é *nested* do modelo SDM, estimou-se os dois modelos, para 2010 e 2022, comparando-os por meio do teste LR, a fim de verificar o melhor modelo para a especificação deste trabalho. Os resultados exibidos na Tabela 12 apontam que o modelo SDM é o que melhor se ajusta aos dados para ambos os anos de análise, indicando que a dependência espacial também está correlacionada com alguma variável explicativa (Golgher, 2015).

Nesse ponto, é importante salientar o que a literatura tem destacado em relação ao modelo SDM: caso existam dúvidas teóricas em qual modelo utilizar, o modelo espacial de Durbin apresenta-se como a melhor escolha, uma vez que se estimarmos o modelo SDM e o processo gerador de dados real for de algum dos demais modelos, ainda assim todas as estimativas desse modelo serão não enviesadas e sem perda de eficiência (Golgher, 2015).

Tabela 12 - Teste da Razão de Verossimilhança para médicos totais por mil habitantes

	2010			2022		
	<i>Likelihood ratio</i>	Estatística de Teste	p-valor	<i>Likelihood ratio</i>	Estatística de Teste	p-valor
SAR	-17,1907			-128,22		
SDM	0,0004	34,820	0,000	-107,26	41,93	0,000

Fonte: Elaboração própria.

Os resultados do modelo SDM para médicos totais são apresentados na Tabela 13. Considerando o modelo SDM que captura os *spillovers* espaciais na variável dependente e nas variáveis explicativas, verificam-se, em 2010, que os valores dos coeficientes estimados apresentaram sinal esperado para as variáveis “equipamentos por mil habitantes”, “leitos hospitalares por mil habitantes”, “demais estabelecimentos de saúde” e “renda per capita”, enquanto que a variável “faculdades de medicina” que captura a disponibilidade de treinamentos para os profissionais médicos registrou sinal negativo, diferindo do quanto esperado, ainda que significativo. Em relação ao ano de 2022, as variáveis “equipamentos por mil habitantes”, “leitos hospitalares por mil habitantes”, “faculdades de medicina” e “população” apresentaram coeficientes estatisticamente significativos e ambas registrando sinal esperado.

Nesse sentido, verifica-se que em 2010, o aumento no número de médicos por mil habitantes em determinado município da Bahia está associado à presença, nos municípios vizinhos, de médicos e dos fatores que influenciam em sua aglomeração, tais como equipamentos, leitos hospitalares, demais estabelecimentos de saúde e renda per capita, enquanto que em 2022, ultrapassado um lapso temporal de 12 anos, a presença da faculdade de medicina e a população aparecem atreladas aos fatores que refletem na concentração espacial dos médicos nos municípios baianos, o que pode ser reflexo do perfil demográfico da população e do aumento da quantidade de cursos de medicina que registrada no período. Cabe destacar que tais variáveis também são apontadas pela literatura como motivos que moldam a escolha para o exercício profissional dos médicos (Benham et al., 1968; Çalışkan, 2013; Eisenberg & Cantwell, 1976; Jud & Harrison, 1975; Pinto, 2015; Póvoa & Andrade, 2006).

Algumas variáveis não apresentaram significância estatística, divergindo em relação ao ano de análise. A taxa de envelhecimento da população apresentou seu coeficiente insignificante estatisticamente para ambos os períodos, a população registrou insignificância estatística em 2010, enquanto que em 2022, demais estabelecimentos de saúde e a renda per capita foram insignificante estatisticamente, sugerindo, considerando cada período da análise, que não há evidência empírica suficiente para estabelecer uma associação em que essas variáveis possam influenciar no indicador de médicos totais por mil habitantes, em que pese o debate teórico sugerir que tais variáveis também aparece como determinante que molda às decisões de localização dos médicos (Benham et al., 1968; Çalışkan, 2013; Eisenberg & Cantwell, 1976; Jud & Harrison, 1975; Pinto, 2015; Póvoa & Andrade, 2006).

Tabela 13 - Resultados do modelo SDM para médicos totais por mil habitantes, 2010 e 2022

Variáveis	2010		2022	
	Coefficientes	p-valor	Coefficientes	p-valor
constante	-2,757	0,002	-3,0704	0,000
equipamentos mil	0,066	0,000	0,0639	0,000
leitos hospitalares mil	0,062	0,000	0,0475	0,000
taxa envelhecimento	-0,003	0,755	-0,0021	0,627
demais estabelecimentos saúde	0,003	0,000	0,0032	0,000
faculdades medicina	-0,012	0,000	0,0017	0,000
log população	-0,029	0,272	0,1063	0,000
log renda <i>per capita</i>	0,134	0,000	0,0281	0,001
<i>lag</i> equipamentos mil	0,037	0,118	-0,0092	0,434
<i>lag</i> leitos hospitalares mil	-0,071	0,001	-0,0613	0,049
<i>lag</i> taxa envelhecimento	-0,010	0,224	0,0007	0,974
<i>lag</i> demais estabelecimentos saúde	-0,001	0,344	-0,0004	0,737
<i>lag</i> faculdades medicina	0,007	0,164	0,0008	0,367
<i>lag</i> log população	0,098	0,054	-0,0388	0,480
<i>lag</i> log renda <i>per capita</i>	-0,025	0,342	0,0416	0,014
<i>lag</i> médicos totais	0,015	0,852	-0,0660	0,404

Fonte: Elaboração própria.

Dado que o impacto das mudanças em uma variável explicativa difere globalmente entre as regiões, torna-se necessário realizar uma avaliação sumária dos impactos destas variações (LeSage & Pace, 2009). Dessa forma, a Tabela 14 apresenta os resultados dos efeitos dos modelos estimados. Dos resultados apresentados, observa-se que, em 2010, a quantidade de equipamentos por mil habitantes exerce um efeito médio positivo direto e indireto, sugerindo que um aumento da quantidade de equipamentos hospitalares em um determinado município tem um impacto positivo no número de médicos e nos fatores que refletem na aglomeração da atividades desses profissionais (efeito direto), assim como, o aumento da quantidade de equipamentos em municípios vizinhos também está associado a um aumento do números de médicos no município observado (efeito indireto). Em 2022, é notado uma alteração apenas no que tange aos efeitos indiretos, indicando que ao longo do tempo quantidade de equipamentos hospitalares nos municípios vizinhos passou a influenciar numa menor quantidade de médicos por mil habitantes em dado município observado, indicando sentido contrário (efeito indireto negativo).

Em relação aos leitos hospitalares, para ambos os anos, também se observa um efeito médio direto positivo, indicando que aumentos na quantidade de leitos hospitalares refletem no aumento do número de médicos por mil habitantes no município observado. Foi observado ainda, a influência de efeito indireto negativo em relação a quantidade de leitos hospitalares, que no presente caso, possui sentido contrário, indicando que uma maior quantidade dessa variável nos municípios vizinhos, está

atrelada a uma menor quantidade de médicos por mil habitantes e dos fatores que refletem na sua aglomeração, em dado município observado. Destaca-se que o efeito indireto negativo ocorre aqui, dado a ideia de que os médicos preferem exercer sua profissão nos próprios municípios onde há efetivamente a presença dos leitos hospitalares e não nos municípios próximos, dado as vantagens da infraestrutura hospitalar, a perspectiva de crescimento profissional e capacitação continuada, importantes para a atração da atividade médica. Essa mesma ideia, também é válida em relação ao efeito indireto negativo observados acerca dos equipamentos hospitalares, no ano 2022. Por outro lado, nos dois períodos de análise, em relação aos demais estabelecimentos de saúde, o efeito total e o efeito direto apresentaram resultados nulos, indicando que essa variável, possivelmente, não afete a quantidade de médicos por mil habitantes e dos fatores que refletem na sua aglomeração nos municípios da Bahia.

Tabela 14 - Resultados dos efeitos direto, indireto e total do modelo SDM para médicos totais por mil habitantes.

Variáveis	2010			2022		
	Efeito Direto	Efeito Indir.	Efeito Total	Efeito Direto	Efeito Indir.	Efeito Total
equipamentos mil	0,019	0,022	0,041	0,064	-0,013	0,051
leitos hospitalares mil	0,033	-0,031	0,002	0,048	-0,036	0,012
taxa envelhecimento	-0,001	0,017	0,016	-0,002	0,006	0,004
demais estabelecimentos saúde	0,002	-0,001	0,000	-0,000	0,000	0,000
faculdades medicina	-0,002	0,002	0,000	0,000	0,002	0,002
log população	-0,037	0,050	0,014	0,107	-0,044	0,063
log renda <i>per capita</i>	0,077	0,149	0,226	0,025	0,227	0,253

Fonte: Elaboração própria.

Nesse sentido, é importante ressaltar, que essas variáveis visaram capturar a infraestrutura hospitalar e a oferta dos serviços de saúde nos municípios baianos, estando os resultados obtidos em consonância com literatura, uma vez que conforme destaca Benham e outros (1968), é amplamente aceita a ideia de que os médicos têm fortes preferências de localização, preferindo estar perto de hospitais e outras instalações médicas com maior infraestrutura. Destaca-se ainda, que resultados de estudos anteriores, também indicaram relação positiva entre a existência de leitos hospitalares e a distribuição dos médicos, representando uma medida adicional das vantagens em praticar em dadas regiões (Çalışkan, 2013; Jud & Harrison, 1975; Pinto, 2015; Póvoa & Andrade, 2006).

Nos dois períodos analisados, a presença de faculdade de medicina exerce um efeito médio indireto positivo, sugerindo que aumento da quantidade de faculdades de medicina em municípios vizinhos reflete em aumento do número de médicos por mil habitantes no município observado. Nessa linha, a literatura tem apontado que a presença dessas instituições também surge como fator atrelado à escolha de localização dos médicos, estando associado à ideia de desenvolvimento profissional e perspectiva de educação continuada (Çalışkan, 2013; Cooper et al., 1977; Pinto, 2015; Póvoa & Andrade, 2006).

Ainda em relação à variável “ faculdade de medicina” o efeito direto negativo observado no ano de 2010, não era o esperado, podendo ser justificado pelo reduzido número de escolas de medicina distribuídas nos municípios baianos. Em 2010, apenas 5 municípios registraram a presença de escola de medicina em seus territórios, sendo um total de apenas 7 instituições localizadas em Feira de Santana, Ilhéus, Jequié, Salvador e Vitória da Conquista, nas quais 3 delas estão localizadas em Salvador. Nesse contexto, ressalta-se que, considerando a existência de 417 municípios no estado baiano, trata-se de um número relativamente baixo, uma vez que corresponde 1,2% desse total, ou seja, cerca de 98,8% dos municípios do estado da Bahia não possuíam a presença dessas instituições. Assim, os resultados em relação ao ano de 2010 acerca dessa variável podem ter sido inesperados, dado as particularidades do contexto baiano nesse período. Entretanto, em 2022, essa variável apresentou um efeito direto positivo, como esperado, podendo ser reflexo do cenário observado nesse ano, no qual verificou-se um incremento do número de faculdades de medicina presente em seus municípios, passando de 7 para 31 instituições de ensino. Esse resultado indica que aumentos na quantidade de “faculdades de medicina” refletem em aumento do número de médicos por mil habitantes no município observado.

Em relação à população, no ano de 2022, é possível verificar um efeito médio direto positivo, indicando que a população do município reflete diretamente no número de médicos por mil habitantes no município de análise. Nota-se ainda, a influência de efeito médio indireto negativo em relação a quantidade de habitantes da população, indicando que aumentos da população nos municípios vizinhos, refletem em uma menor quantidade de médicos por mil dado município observado, revelando a mesma ideia trazida em relação presença dos leitos hospitalares e equipamentos hospitalares de que os médicos preferem exercer sua profissão nos próprios municípios onde há efetivamente a presença de mais habitantes. Isso corrobora como a literatura, tendo em vista debate teórico sugere que a densidade populacional de dada região também aparece como determinante que molda às decisões de localização dos médicos (Benham et al., 1968; Çalışkan, 2013; Eisenberg & Cantwell, 1976; Foley, 1977; Jud & Harrison, 1975; Pinto, 2015).

No que tange à renda *per capita*, no ano de 2010, observa-se a presença dos efeitos médios positivos diretos e indiretos, sugerindo que tal variável reflete no aumento dos números de médicos, bem como nos fatores atrelados à aglomeração da atividade médica, tanto nos municípios observados quanto nos municípios vizinhos. Tais resultados corroboram com a expectativa teórica de que os médicos tendem a se localizar em área onde é possível auferir maiores rendimentos, tendo em vista que a renda *per capita* de determinada região aparece como indicador de poder de consumo da população, estando associado ao potencial de demanda por serviços médicos, assim como para diversos bens e serviços e a um ganho potencial maior (Benham et al., 1968; Eisenberg & Cantwell, 1976; Pinto, 2015).

Como já ressaltado quando da discussão acerca dos coeficientes estimados no modelo SDM, a taxa de envelhecimento da população apresentou seu coeficiente insignificante estatisticamente para ambos os períodos, a população registrou insignificância estatística em 2010, enquanto que em 2022, demais estabelecimentos de saúde e a renda *per capita* foram insignificante estatisticamente, sugerindo, considerando cada período da análise, que não há evidenciação empírica suficiente para estabelecer uma associação em que essas variáveis possam influenciar no indicador de médicos totais por mil

habitantes, em que pese o debate teórico sugerir que tais variáveis também aparece como determinante que molda às decisões de localização dos médicos (Benham et al., 1968; Çalışkan, 2013; Eisenberg & Cantwell, 1976; Foley, 1977; Jud & Harrison, 1975; Pinto, 2015).

5 Considerações Finais

O objetivo desta pesquisa foi identificar e analisar os principais determinantes da distribuição espacial dos médicos no Estado da Bahia. Verificou-se que a preocupação em torno da concentração espacial dos médicos não é problema isolado, tendo atraído a atenção de diversos pesquisadores em âmbito internacional e nacional. Dessa forma, foi possível notar a existência de um amplo debate acerca dos fatores que exercem influência na escolha locacional dos médicos, centrado principalmente, nas decisões desses profissionais entre deslocar-se para áreas rurais ou remotas; ou permanecer em centros urbanos ou em áreas mais desenvolvidas. Também tem sido apontado que os principais fatores motivacionais que refletem na concentração dos médicos em determinadas regiões estão atrelados, principalmente, às razões de ordem pessoal, profissional e de remuneração.

Assim, com base nas evidências empíricas, foi possível observar um cenário bastante similar em relação ao padrão de distribuição espacial dos médicos com clara indicação de que a desigualdade em sua distribuição pode ser observada nos âmbitos nacional, regional e local, em especial, nos municípios baianos.

Como estratégia empírica, foi realizado a priori, a Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE). O *I* de Moran Global indicou que a presença de médicos nos municípios baianos é autocorrelacionado no espaço, tendo sido observado a presença de *clusters* e *outliers*, com municípios que possuem altos números de médicos por mil habitantes, vizinhos de municípios com média de número de médico por mil habitantes também elevada, e vice-versa. Também foi possível verificar municípios com alto indicador de médicos por mil habitantes, rodeados de municípios com média baixa. Esses resultados corroboram com a ideia da má distribuição dos médicos como prediz a literatura.

Ainda corroborando com a perspectiva teórica de que a má distribuição espacial persiste ao longo do tempo, foi verificado a existência de concentração em relação ao incremento do números de médicos nos municípios baianos, entre os anos de 2010 e 2022, por meio do *I* de Moran Global, que indicou autocorrelação espacial positiva, bem como pelo *I* de Moran Local, o qual demonstrou como esse incremento se concentrou no espaço.

A abordagem empírica utilizada para analisar os principais determinantes da distribuição espacial dos médicos no Estado da Bahia, foi pautada na estimação do modelo espacial Durbin, o qual melhor se ajustou aos dados. Dos resultados apresentados, foi possível verificar que a quantidade de equipamentos hospitalares, leitos hospitalares, estabelecimentos de saúde, população e renda per capita e faculdades de medicina foram os principais determinantes da distribuição dos médicos no território da Bahia. Tais fatores, são destacados pela literatura, como sendo fatores importantes de aglomeração da atividade profissional médica.

Nesse sentido, a conclusão mais relevante dessa pesquisa, é de que as evidências encontradas

demonstram que: i) a distribuição espacial dos médicos nos municípios baianos não é equitativa; ii) essa má distribuição permaneceu ao longo do tempo de análise. Dado o exposto, estudos como este podem contribuir para o debate de formulação de políticas públicas visando atrair e fixar os médicos em áreas rurais, regiões mais carentes e de difícil acesso. Assim, considerando a identificação dos municípios e regiões com escassez de profissionais médicos, este trabalho pode contribuir para elaboração de políticas sociais e econômicas que visem reduzir as desigualdades no acesso aos serviços de saúde, alcançar uma cobertura universal acessível e melhorar a situação dos mais desfavorecidos.

Por fim, é importante pontuar que a grande limitação desse estudo esteve centrada na construção da base de dados, tendo em vista a ausência de dados para grande parte dos municípios baianos, dificultando a inclusão de outras variáveis no modelo que capturasse a oferta e infraestrutura de serviço de saúde. Outro fator limitador está atrelado aos dados do Censo de 2022, considerando que ainda não se encontra em sua disponibilidade completa, dificultando a inclusão de outras variáveis no modelo que capture o perfil socioeconômico e demográfico dos municípios baianos. Dessa forma, como proposta para pesquisa futura a ampliação do período de análise por meio de painel de dados, por exemplo, e a inclusão de novas variáveis no modelo permitirá ampliar os resultados encontrados e fortalecer o debate acerca da equidade de acesso aos serviços de saúde.

Referências

- Almeida, E. (2012). *Econometria Espacial*. Alínea.
- Amaral, P., Luz, L., Cardoso, F., & Freitas, R. (2023). Distribuição espacial de equipamentos de mamografia no Brasil. *Revista Brasileira de Estudos Urbanos e Regionais*, 19, 326–341.
- Andrade, L. R., Pinto, I. C. d. M., Soares, C. L. M., & da Silva, V. O. (2019). Provimento e fixação de médicos na atenção primária à saúde no estado da Bahia. *Revista de Administração Pública*, 53, 505–519.
- Anselin, L. (1988). *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Springer Science & Business Media.
- Anselin, L. (1995). Local Indicators of Spatial Association — LISA. *Geographical Analysis*, 27(2), 93–115.
- Anselin, L. (2003). Spatial Econometrics. Em B. H. Baltagi (Ed.), *A Companion to Theoretical Econometrics* (pp. 310–330). Blackwell Publishing Ltd.
- Anselin, L., & Bera, A. K. (1998). Spatial Dependence in Linear Regression Models with an Introduction to Spatial Econometrics. Em A. Ullah (Ed.), *Handbook of Applied Economic Statistics* (pp. 237–289). CRC Press.
- Anselin, L., & Rey, S. J. (2014). *Modern Spatial Econometrics in Practice: A Guide to GeoDa, GeoDaSpace and PySAL*. GeoDa Press LLC.
- Benham, L., Maurizi, A., & Reder, M. W. (1968). Migration, location and remuneration of medical personnel: physicians and dentists. *The Review of Economics and Statistics*, 50(3), 332–347.
- Çalışkan, Z. (2013). Main Determinants of the Unequal Distribution of Physicians in Turkey: An Empirical Analysis. *International Journal of Arts and Commerce*, 2(4), 47–61.
- Cooper, J. K., Heald, K., & Samuels, M. (1977). Affecting the supply of rural physicians. *American Journal of Public Health*, 67(8), 756–759.
- Eisenberg, B. S., & Cantwell, J. R. (1976). Policies to influence the spatial distribution of physicians: a conceptual review of selected programs and empirical evidence. *Medical Care*, 14(6), 455–468.
- Ervilha, G. T., Alves, F. F., & Gomes, A. P. (2013). Desenvolvimento municipal e eficiência dos gastos públicos na Bahia: uma análise do IFDM a partir da metodologia DEA. *Bahia Análise & Dados*, 23(3), 553–566.
- Falcettoni, E. (2018). *The Determinants of Physicians' Location Choice: Understanding the Rural Shortage* (SSRN Working Paper). SSRN. <https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3493178>
- Fein, R. (1954). Studies on physician supply and distribution. *Am J Public Health Nations Health*, 44(5), 615–624.
- Foley, J. W. (1977). Community structure and the determinants of local health care differentiation: a research report. *Social Forces*, 654–660.
- Girardi, S. N., Carvalho, C. L., Araújo, J. F., Farah, J. M., Wan der Maas, L., & Campos, L. A. B. (2011). Índice de Escassez de Médicos no Brasil: estudo exploratório no âmbito da atenção primária.

- Em C. R. Pierantoni, M. R. D. Poz & T. França (Ed.), *O Trabalho Em Saúde: Abordagens Quantitativas E Qualitativas* (pp. 171–186). CEPESC.
- Golgher, A. B. (2015). *Introdução à Econometria Espacial*. Paco Editorial.
- Hara, K., Otsubo, T., Kunisawa, S., & Imanaka, Y. (2017). Examining sufficiency and equity in the geographic distribution of physicians in Japan: a longitudinal study. *BMJ open*, 7(3), 1–8.
- Holmes, J. E., & Miller, D. A. (1986). Factors affecting decisions on practice locations. *Academic Medicine*, 61(9), 721–6.
- Jud, G. D., & Harrison, J. L. (1975). Another look at the distribution of physicians. *Review of Regional Studies*, 5(1), 61–75.
- LeSage, J., & Pace, R. K. (2009). *Introduction to Spatial Econometrics*. CRC Press.
- Machado, C. S. R., & da Cruz Lima, A. C. (2021). Distribuição espacial do SUS e determinantes das despesas municipais em saúde. *Revista Econômica do Nordeste*, 52(4), 121–145.
- Nassar, L. M., Passador, J. L., & Pereira Júnior, G. A. (2021). Programa Mais Médicos, uma tentativa de solucionar o problema da distribuição médica no território brasileiro. *Saúde em Debate*, 45, 1165–1182.
- Nogueira, P. T. A., Bezerra, A. F. B., Leite, A. F. B., Carvalho, I. M. d. S., Gonçalves, R. F., & Brito-Silva, K. S. d. (2016). Características da distribuição de profissionais do Programa Mais Médicos nos estados do Nordeste, Brasil. *Ciência & Saúde Coletiva*, 21, 2889–2898.
- Oliveira, A., Barreto, J. O. M., Araújo, S. Q., & Santos, L. M. P. (2020). Spatial distribution of the “Mais Médicos (More Doctors) Program” and social vulnerability: an analysis of the Brazilian metropolitan regions. *Human Resources for Health*, 18, 1–11.
- Oliveira, B. L. C. A., Lima, S. F., Pereira, M. U. L., & Pereira, G. A. (2019). Evolução, distribuição e expansão dos cursos de medicina no Brasil (1808-2018). *Trabalho, Educação e Saúde*, 17(1), 1–20.
- Pelegrini, M. L., & Castro, J. D. (2012). Expectativa de vida e gastos públicos em saúde. *Análise Econômica*, 30, 97–107.
- Pinto, P. A. L. A. (2015). *Um Estudo sobre a Distribuição Espacial dos Médicos no Brasil* [Tese de Doutorado]. Universidade Federal de Pernambuco.
- Póvoa, L., & Andrade, M. V. (2006). Distribuição geográfica dos médicos no Brasil: uma análise a partir de um modelo de escolha locacional. *Cadernos de Saúde Pública*, 22(8), 1555–1564.
- Reis, B., Bianchi, L., & Adamczyk, W. (2021). *Médicos residentes e especialistas: uma análise sobre a distribuição espacial no Brasil* (rel. técn.). Enap. Brasília. <<https://repositorio.enap.gov.br/jspui/handle/1/7047>>
- Scheffer, M. (2023). *Demografia Médica no Brasil 2023* (rel. técn.). Associação Médica Brasileira. São Paulo, FMUSP. <<https://cbr.org.br/wp-content/uploads/2023/08/Demografia-Medica-no-Brasil-2023.pdf>>
- Silva, L. N. S., Borges, M. J., & Parré, J. L. (2013). Distribuição espacial da pobreza no Paraná. *Revista de Economia*, 39(3), 35–58.

- Stralen, A. C. S. V., Massote, A. W., Carvalho, C. L., & Girardi, S. N. (2017). Percepção de médicos sobre fatores de atração e fixação em áreas remotas e desassistidas: rotas da escassez. *Physis: Revista de Saúde Coletiva*, 27(1), 147–172.
- Tyszler, M. (2006). *Econometria Espacial: Discutindo Medidas para a Matriz de Ponderação Espacial* [Tese de Doutorado]. Fundação Getúlio Vargas.
- Vieira, R. d. S. (2009). *A abordagem Clássica de Econometria Espacial*. Editora Unesp.
- WHO. (2000). *The World Health Report 2000: health systems: improving performance* (rel. técn.). World Health Organisation. Geneva, World Health Organization. <<https://www.who.int/publications/i/item/924156198X>>
- WHO. (2010). *World Health Statistics 2010* (rel. técn.). World Health Organisation. Geneva, World Health Organization. <<https://www.who.int/publications/i/item/9789241563987>>
- Willis-Shattuck, M., Bidwell, P., Thomas, S., Wyness, L., Blaauw, D., & Ditlopo, P. (2008). Motivation and retention of health workers in developing countries: a systematic review. *BMC Health Services Research*, 8, 1–8.