

Artigo submetido a 10 de Dezembro 2021; versão final aceite a 2 de Março de 2022
Paper submitted on December 10, 2021; final version accepted on March 2, 2022
DOI: <https://doi.org/10.59072/rper.vi64.235>

Análise Espacial da Pobreza: Uma Aplicação para o Estado da Bahia, Brasil

Spatial Analysis of Poverty: An Application from State of Bahia, Brazil

Fabício Ferreira Caetano Santos

ffcsantos@uesc.br / fabrferreiraecon@gmail.com

Mestre em Economia Regional e Políticas Públicas no Programa de Pós-Graduação em Economia Regional e Políticas Públicas.

Mônica de Moura Pires

mpires@uesc.br

Doutora em Economia Rural. Professora do Departamento de Ciências Econômicas (DCEC) da Universidade Estadual de Santa Cruz (UESC).

Ticiania Grecco Zanon Moura

tgzmoura@uesc.br

Doutora em Economia. Professora do Departamento de Letras e Artes (DLA) da Universidade Estadual de Santa Cruz (UESC)

Resumo

Apesar da melhora significativa nos indicadores de pobreza no Brasil e no mundo, ela ainda é um problema persistente no país, principalmente no estado da Bahia. Diante disso, buscou-se analisar os determinantes da pobreza na Bahia e sua distribuição territorial nos anos censitários 1991 e 2010. Utilizando técnicas de econometria espacial, aplicou-se o modelo *Spatial Durbin* (SDM), estimando os efeitos diretos e indiretos do fenômeno. Os resultados confirmaram que efeitos espaciais condicionam a pobreza nos municípios baianos, sendo os de maior impacto o Índice de Gini e a taxa de analfabetismo.

Palavras-chave: Desenvolvimento regional. Modelos espaciais. Concentração de pobreza.

Códigos JEL : I32, R58

Abstract

Despite the significant improvement in poverty indicators in Brazil and worldwide, poverty is still a lasting problem in the country, especially in the state of Bahia. Because of this, we have aimed to analyze the determinants of poverty in Bahia and its territorial distribution in the census years 1991 and 2010. Using spatial econometric techniques, a Spatial Durbin Model (SDM) has been applied and the direct and indirect effects of the phenomenon was estimated. The empirical results have confirmed that the spatial effects conditioned poverty in the municipalities of Bahia, being the Gini Index and the illiteracy rate the mains determinants.

Keywords: Regional development. Spatial models. Poverty concentration.

JELCodes: I32, R58

1. INTRODUÇÃO

Nos últimos 200 anos a pobreza em nível mundial vem reduzindo, sobretudo nos países localizados na África Subsaariana e América Latina¹. No entanto, ela é um fenômeno ainda presente em menor ou maior intensidade em todos os países e, por isso, os governos locais buscam adotar ações para seu enfrentamento. No Brasil, há uma tendência de redução, embora segundo a Síntese de Indicadores Sociais de 2020 (IBGE, 2020), ainda se observe no país alto nível de privação, fome, miséria e outros males que denotam pobreza.

Dados da Pesquisa Nacional por Amostragem de Domicílios (PNAD) sobre a renda domiciliar *per capita* para o ano de 2018, apontaram que, dentre os 10 estados mais pobres do Brasil, sete pertenciam à região Nordeste. A Bahia, estudo de caso deste trabalho, mesmo com uma participação de 28,5% no Produto Interno Bruto (PIB) da região Nordeste, possui indicadores que revelam profunda situação de desigualdade e pobreza (BAHIA, 2021), como forte concentração de renda apontada pelo Índice de Gini dos Censos Demográficos do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), o qual se manteve praticamente inalterado, passando de 0,67 para 0,63, entre 1991 e 2010, respectivamente. Desta forma, a importância do estado na região Nordeste e seus alarmantes indicadores sociais motivaram a análise desse recorte espacial neste trabalho.

A partir do entendimento que a pobreza compreende aspectos além da renda, surgiram algumas abordagens, tais como o Índice de Desenvolvimento Humano (IDH)² e a abordagem das capacidades, ambos desenvolvidos por Amartya Sen e utilizados pela Organização das Nações Unidas (ONU) (CRESPO; GUROVITZ, 2002). Sen incorporou o que denominou “capacitações”, constituídas por elementos necessários ao desenvolvimento pleno do ser humano, como justiça social, liberdades individuais, acesso aos serviços públicos, categorizando-as em capacidades e funcionamentos, retratados como liberdade de fazer ou ter algo (SEN, 1993; SEN, 2010; CRESPO; GUROVITZ, 2002; CODES, 2008).

No Brasil, nas décadas de 1950 e 1970 emergem estudos nesta linha multidimensional, os quais passaram a investigar a pobreza utilizando além de indicadores de renda, outros como indicadores de desenvolvimento e bem-estar social (BARROS; HENRIQUES; MENDONÇA, 2000; LOPES; MACEDO; MACHADO, 2004; CODES, 2008). Mais adiante, o estudo da pobreza, além de multidimensional, passou a incorporar elementos da ciência regional e incluir a forma como este fenômeno se configura no espaço (SILVA; AMARANTE; RUANA SILVA, 2014; SILVA; BORGES; PARRÉ, 2014; FARIAS; LEIVAS; MENEZES, 2018). Essa literatura, apesar de trazer contribuições quanto aos transbordamentos da pobreza e seus determinantes, não estimaram seus efeitos diretos e indiretos, os quais são relevantes, haja vista que o efeito direto permite captar como a pobreza de um local é diretamente afetada por mudanças produzidas neste mesmo local, e o efeito indireto permite verificar as influências de outros locais sobre a intensidade desse fenômeno em um determinado local.

Buscando contribuir com as discussões acerca da pobreza, este trabalho adota critérios de análise multidimensional e espacial, estimando a partir do modelo espacial os efeitos diretos e indiretos. Parte-se da ideia de que os efeitos espaciais condicionam a pobreza dos municípios baianos. Para testar esta hipótese, aplica-se o modelo *Spatial Durbin* (SDM) à porcentagem de pobres dos municípios baianos para os anos censitários 1991 e 2010. Esta forma de análise permite compreender melhor como ocorre o espraiamento da pobreza e quais fatores são mais relevantes na sua determinação. Dessa forma, pode-se melhor subsidiar os formuladores de políticas públicas na estruturação de medidas mais adequadas de combate à pobreza.

O artigo está estruturado em cinco seções. Na Seção 1 faz-se uma breve introdução do contexto da pobreza no estado da Bahia; na Seção 2 apresenta-se uma revisão de literatura sobre a pobreza para diferentes recortes territoriais e métodos de análises utilizados; na Seção 3 têm os aspectos metodológicos utilizados para a análises dos dados; na Seção 4, são expostas as análises dos resultados e na última parte, Seção 5, têm-se as principais conclusões.

¹ Um panorama geral da queda da extrema-pobreza em nível global, acessar o sítio eletrônico do *Our World in Data*, em: <<https://ourworldindata.org/extreme-poverty>>.

² O IDH congrega três dimensões: educação, saúde e renda, variando de zero a um. Quanto mais próximo do valor um, mais desenvolvido o país é; quanto mais próximo de zero, menos desenvolvido é o país (PNUD; IPEA, 2013).

2. A POBREZA NO BRASIL A PARTIR DA DISCUSSÃO ESPACIAL

Nos últimos anos é cada vez mais crescente o uso de métodos que mensuram a influência do componente espacial nas discussões econômicas, como nos estudos sobre a economia do crime (SILVA JÚNIOR, 2016; PLASSA; PASCHOALINO; SANTOS, 2019) e crescimento econômico (ALVES; MARIA ANDRÉ; SILVA ALVES, 2019). A incorporação do efeito espacial, inclui, de forma primária, a Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE) e, com aspecto mais robusto, a econometria espacial. Acerca dos estudos sobre a pobreza, esses vêm se debruçando em uma visão multidimensional combinada com o elemento espaço (GIOVANETTI; RAIHER, 2015; FARIAS; LEIVAS; MENEZES, 2018; MORAIS; SANTOS, 2019). O uso desta estratégia metodológica se deve ao entendimento de que o fator espaço se constitui em um importante determinante das complexas dinâmicas que condicionam a pobreza.

Struminski e Raiher (2017) em trabalho sobre a pobreza nos municípios brasileiros estimada a partir das variáveis: PIB *per capita*, Índice de Gini, razão de dependência, percentual de empregos formais, dentre outras, utilizaram três estratégias metodológicas: Índice Municipal de Pobreza (IMP), pobreza monetária (renda) e Índice de Pobreza Humana (IPH). A partir do modelo *Spatial Error* (SEM) os autores verificaram que fatores como concentração de renda (Índice de Gini), razão de dependência e percentual de domicílios chefiados por mulheres correlacionavam-se positivamente com a pobreza dos municípios brasileiros.

Hoeckel, Casagrande e Santos (2019) analisaram a incidência de pobreza nos 496 municípios do estado do Rio Grande do Sul, utilizando dados do Censo Demográfico de 2010. A partir da estimação do modelo SEM, os autores constataram que o grau de urbanização, Índice de Gini e Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDH-M) eram elementos-chave na determinação de pobreza dos municípios gaúchos.

Ainda para o Rio Grande do Sul, Farias, Leivas e Menezes (2018) aplicando a AEDE e estimando os modelos *Spatial Autorregressive* (SAR) e SEM, para os 497 municípios gaúchos, constataram que municípios com altos índices de pobreza possuíam municípios vizinhos com altos índices de pobreza. O trabalho revelou a significativa influência do espaço sobre a taxa de pobreza, como também o grau de formalização dos ocupados, Índice de Gini, taxa de dependência, população total em domicílios particulares permanentes e proporção da população em domicílios com banheiro e água encanada.

Em estudo para o estado do Paraná, Giovanetti e Raiher (2015) construíram um indicador de pobreza multidimensional utilizando o método *fuzzy set*. A partir daí, estimaram um modelo SAR com as variáveis: índice de pobreza (dependente), escolaridade, razão de dependência, população rural, Índice de Gini, PIB e emprego *per capita* (variáveis explicativas). Os resultados indicaram que a razão de dependência, Índice de Gini e população rural explicavam o comportamento da pobreza. Além disso, observaram que a pobreza de um determinado município era explicada positivamente pela incidência de pobreza dos municípios vizinhos.

Moraes e Santos (2019), utilizando dados do Censo Demográfico de 2010, investigaram a distribuição espacial da pobreza para os municípios de Minas Gerais a partir de dados da pobreza, da renda domiciliar *per capita*, do grau de urbanização e do Índice de Gini da renda domiciliar *per capita*, aplicando o modelo SAR. Identificaram que a pobreza de um município, definida como o percentual de indivíduos que viviam com menos de R\$140,00 mensais em 2010, era o fator mais importante para explicar a pobreza observada em seus vizinhos.

Teixeira (2020), utilizando dados do Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD), analisou a distribuição espacial da pobreza no estado de Alagoas, a partir das seguintes variáveis: pobreza (variável dependente), renda *per capita*, Índice de Gini da renda domiciliar *per capita* e grau de urbanização. A partir da estimação do modelo SAR, a autora identificou que o Índice de Gini era fator determinante na configuração de pobreza dos municípios alagoanos.

Silva, Amarante e Ruana Silva (2014) estudaram a dependência espacial da extrema pobreza na Bahia utilizando medidas de autocorrelação espacial global e local. Empregaram os modelos SAR e SEM às variáveis taxa de extrema pobreza, renda *per capita*, taxa de analfabetismo, empregos formais, infraestrutura domiciliar e taxa de dependência. Os autores observaram que a taxa de analfabetismo e a renda *per capita* foram fatores fundamentais na determinação da pobreza dos municípios baianos em 2010, sendo mais concentrada nas áreas rurais, especialmente em locais de clima seco e árido.

Todos os estudos anteriores têm uma particularidade em comum, que é a incorporação do componente espacial na análise. Essa dependência espacial pode ser introduzida nas variáveis dependente, independentes ou no termo de erro (ALMEIDA, 2012). Nota-se que em relação à pobreza no Brasil, estimaram-se modelos em que a defasagem espacial foi incluída na variável dependente, ou seja, aplicação de modelo SAR, ou no termo do erro, modelo SEM. Mas não foi identificada a aplicação do modelo SDM para compreender a pobreza. Além disso, esses estudos não estimaram os efeitos diretos e indiretos da pobreza, os quais são importantes, pois segundo Golgher (2015) ao se aplicar essa técnica é possível ter conclusões mais precisas acerca do fenômeno analisado. É nesse sentido, portanto, que este trabalho avança, buscando superar as limitações observadas em trabalhos anteriores.

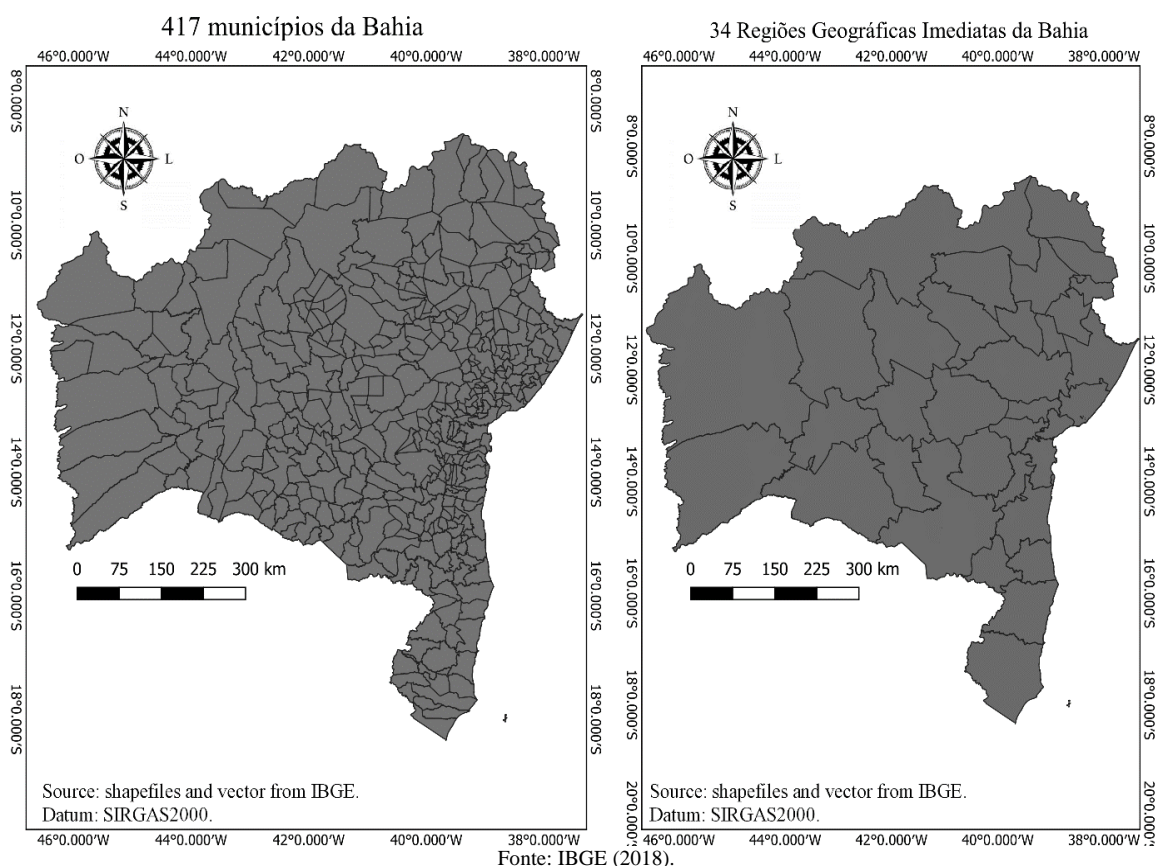
3. MATERIAIS E MÉTODOS

3.1 Área de estudo

A área de estudo deste trabalho foi o estado da Bahia, localizado na região Nordeste do Brasil, composto por 417 municípios, distribuídos em 34 Regiões Geográficas Imediatas (RGI) (Figura 1), conforme IBGE (2017). No Censo Demográfico de 2010, a população da Bahia era de 14.016.906; com 72% vivendo em zonas urbanas e 28% em zonas rurais.

O setor de serviços, mais especificamente os ligados à administração, educação, saúde pesquisa e desenvolvimento públicas, defesa e seguridade social, é o que possui maior expressividade na estrutura econômica do estado (SEI, 2020). O setor industrial é relevante, mas é concentrado, em parte, no Polo Industrial de Camaçari; o setor agropecuário, mais expressivo, é localizado nos municípios de Barreiras, Luís Eduardo Magalhães e entorno, com atividades agrícolas de alta produtividade e intensiva em capital.

Figura 1. Divisão Geográfica da Bahia: 417 municípios e 34 Regiões Geográficas Imediatas.



3.2 Variáveis e fonte de dados

Para a escolha das variáveis tomou-se como referência os trabalhos expostos na Seção 2 deste artigo, e a partir daí foi feita a seleção de cinco variáveis para compreender a pobreza e seus condicionantes (Quadro 1). Cada variável representa uma dimensão socioeconômica: taxa de analfabetismo (educação), percentual de domicílios com água encanada (habitação e saneamento), taxa de mortalidade (saúde), Índice de Gini da renda domiciliar *per capita* (desigualdade de renda) e proporção de pobres (pobreza).

A fonte de dados foi o Atlas do PNUD, publicado em 2013, e refere-se aos anos censitários 1991 e 2010 do IBGE (PNUD, 2013). O recorte é o nível territorial de municípios, sendo agrupados nas análises em regiões geográficas imediatas.

Quadro 1. Relação de variáveis utilizadas no estudo e sua descrição.

Variáveis	Tipo de variável	Descrição
Taxa de analfabetismo	Explicativa	Razão entre a população de 18 anos ou mais que não sabe ler nem escrever um bilhete simples.
Percentual de domicílio com água encanada	Explicativa	Razão entre a população que vive em domicílios particulares permanentes com água canalizada para um ou mais cômodos.
Taxa de mortalidade infantil	Explicativa	Número de crianças que não deverão sobreviver ao primeiro ano de vida em cada 1000 crianças nascidas vivas.
Índice de Gini da renda domiciliar <i>per capita</i>	Explicativa	Mede o grau de desigualdade existente na distribuição de indivíduos segundo a renda domiciliar <i>per capita</i> .
Proporção de pobres	Dependente	Proporção dos indivíduos com renda domiciliar <i>per capita</i> igual ou inferior a R\$ 140,00 mensais.

Fonte: Elaboração própria.

3.3 Procedimentos metodológicos

Inicialmente aplicou-se a AEDE para verificar a presença ou não de dependência e heterogeneidade espaciais dos dados. Para isso, foi escolhida uma matriz de proximidade espacial com o intuito de verificar se havia um arranjo espacial das interações resultantes do fenômeno a ser estudado (ALMEIDA; PEROBELLI; FERREIRA, 2008).

A matriz de proximidade espacial, segundo Almeida (2012), capta a ideia de que quanto maior a proximidade geográfica entre regiões, maior deverá ser a interação espacial entre os vizinhos, enquanto regiões mais distantes geograficamente tendem a ter uma menor interação espacial. Um critério muito utilizado na escolha de uma matriz é a dos vizinhos mais próximos, $W_{ij}(K)$, em que na sua construção, a contiguidade é o atributo mais importante, a qual associa-se a uma matriz de ponderação binária. Alguns estudos, no entanto, utilizam a matriz dos k-vizinhos mais próximos combinada com a distância euclidiana inversa (DRUKKER; PENG; PRUCHA, 2013), sendo este o critério aplicado neste trabalho.

Formalmente, a matriz de distância geográfica inversa é especificada da seguinte forma:

$$W_{ij} = d_{ij}^{-2}(k)$$

Em que d_{ij}^{-2} é a distância entre região i e todas as unidades espaciais da amostra.

Em seguida, aplicou-se a Estatística I de Moran global bivariada (Expressão 2) ao conjunto de dados especificados no Quadro 1 a fim de verificar a presença ou não de dependência espacial. Conforme explica Almeida (2012), o I de Moran permite testar as hipóteses de distribuição aleatória dos dados e o grau de correlação espacial.

O I de Moran bivariado é dado pela seguinte expressão:

$$I_{z_1 z_2} = \frac{nz'Wz_2}{S_0 z_1' z_1}$$

Em que: Z_1 e Z_2 são as duas variáveis padronizadas.

Para validar estatisticamente o I de Moran utilizou-se o método de permutações, sendo fixadas arbitrariamente em 999. Conforme explicam Câmara et al. (2004, p. 173), neste teste geram-se “[...]”

diferentes permutações de valores de atributos associados às regiões; cada permutação produz um novo arranjo espacial, onde os valores estão redistribuídos entre as áreas”. Com esse método, os dados da variável de interesse são embaralhados aleatoriamente para todas as regiões e daí calcula-se a estatística do teste para cada uma das permutações (ALMEIDA, 2012).

Além disto, para consubstanciar a análise foi aplicado o I de Moran bivariado em nível local, denominado de *Local Indicators of Spatial Association* (LISA), para identificar a existência ou não de agrupamentos espaciais (*clusters*). De acordo com Almeida (2012), esse indicador categoriza os dados espaciais em quatro quadrantes: alto-alto (AA), que representa os agrupamentos espaciais que contêm regiões com valores altos da variável X_i e vizinhos com valores altos para a variável Y_i ; o quadrante baixo-baixo (BB) representa os agrupamentos espaciais que contêm regiões que possuem valores baixos para a variável X_i e que possuem vizinhos com valores baixos para a variável Y_i ; no quadrante AB tem-se agrupamentos espaciais representados por regiões que possuem valores altos para a variável X_i e vizinhos com valores baixos para a variável Y_i ; por fim, no quadrante BA tem-se agrupamentos espaciais de regiões que possuem valores baixos para a variável X_i e vizinhos com valores altos para a variável Y_i .

Com a aplicação do I de Moran, verificou-se a presença de transbordamento espacial e daí partiu-se para seleção do modelo espacial. Na econometria espacial duas propostas são utilizadas na determinação do melhor modelo (MOURA; CHEN; GARCIA-ALONSO, 2019). Na primeira estratégia parte-se, geralmente, de um modelo mais simples, como Mínimos Quadrados Ordinários (MQO). Ao encontrar dependência espacial no erro pelo I de Moran, são aplicados testes dos multiplicadores de Lagrange (ML) para determinar qual modelo utilizar, SEM ou SAR (ANSELIN et al., 1996). A segunda e mais atual estratégia, está descrita em Elhorst (2014) e consiste na estimação de um modelo mais geral, SDM, e verificação se ele pode ser reduzido a um modelo mais específico (SAR ou SEM) aplicando-se os testes de Wald e de Razão de Verossimilhança (RV). Neste trabalho, adotou-se a abordagem de Elhorst (2014), pois o SDM, segundo Almeida (2012), é um modelo de dependência espacial de alcance global e local que incorpora a ideia de transbordamento exógeno provocado pela defasagem espacial das variáveis independentes (W_x) e endógeno pela variável dependente W_y .

A proporção de pobres (proporção dos indivíduos com renda domiciliar *per capita* igual ou inferior a R\$140,00 mensais) foi definida como a variável dependente no modelo SDM. As variáveis independentes consideradas no modelo foram: Índice de Gini da renda domiciliar *per capita*, taxa de analfabetismo, percentual de domicílios com água encanada e taxa de mortalidade infantil. Todas as variáveis foram logaritmizadas. A equação estimada foi:

$$ppob_{it} = \rho W_t ppob_{it} + \alpha l_n + anal_{it} \beta + gini_{it} \beta + aguaec_{it} \beta + mort_{it} \beta + W_t anal_{it} \theta + W_t gini_{it} \theta + W_t aguaec_{it} \theta + W_t mort_{it} \theta + \delta_t l_n + \epsilon_i$$

Em que: $ppob_{it}$ é a proporção de pobres de cada município i em log no ano t ; l_n representa um vetor $nx1$ associado ao parâmetro da constante α ; $anal_{it}$, $gini_{it}$, $aguaec_{it}$, $mort_{it}$ são as variáveis independentes em log para cada município i no ano t ; W_t é a matriz de pesos espaciais entre os municípios (padronizada por linha) no ano t ; δ_t é o efeito fixo de tempo, *proxy* para choques macroeconômicos; ϵ_i é o termo de erro para cada município i , seguindo uma distribuição normal com média zero e variância σ^2 ; ρ , α , β e θ são os coeficientes a serem estimados.

Nos modelos econométricos convencionais, os parâmetros representam efeitos marginais e são interpretados diretamente (GOLGHER, 2015). Nos modelos espaciais, Lesage e Pace (2009) explicam que a interpretação deve ser feita pelos efeitos diretos e indiretos, à medida que uma mudança em uma região pode se associar a uma variável explicativa qualquer que afetará tanto a região em questão quanto indiretamente regiões em seu entorno.

Plassa, Paschoalino e Santos (2019: 489) explicam que:

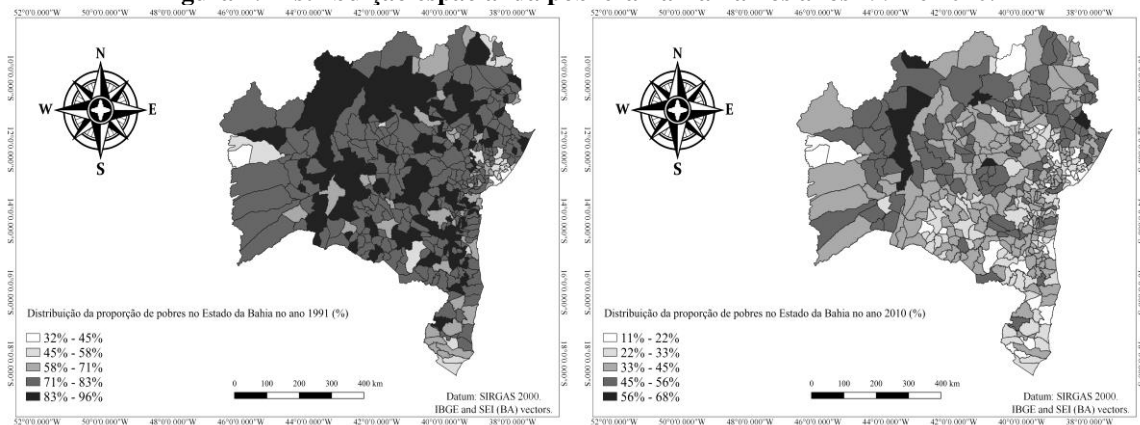
Nos impactos diretos, estão os chamados efeitos feedback que ocorrem quando variações das variáveis independentes de uma unidade afetam não só a variável dependente de sua própria unidade, mas também das unidades vizinhas, que, por sua vez, ocasiona um segundo efeito na variável dependente dessa unidade. Em contrapartida, os impactos indiretos, ou *spillover*, decorrem do impacto sobre a variável dependente de uma unidade, ocasionados por mudanças nas variáveis vizinhas a essa unidade.

Para espacialização dos dados da proporção de pobres foi utilizado o QGIS Desktop versão 3.10; para o cálculo do I de Moran, utilizou-se o GeoDa versão 1.18 e, por fim, para estimação dos modelos econométricos o Stata versão 13. Os *shapefiles* e vetores foram retirados dos sítios eletrônicos do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2018) e da Superintendência de Estudos Econômicos e Sociais (SEI, 2019) do Estado da Bahia.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

A Figura 2 mostra a distribuição espacial da pobreza no estado da Bahia nos anos 1991 e 2010. As áreas em pintadas com tonalidade mais escura representam municípios com maior incidência de pobreza enquanto a tonalidade mais clara representa municípios com menor incidência de pobreza. Desse modo, verifica-se que entre os anos analisados a pobreza diminuiu substancialmente no estado, pois enquanto em 1991, o percentual de pobreza estava acima de 96%, Figura 2, em 2010, esse percentual foi de 68%. Na cauda inferior da distribuição, a pobreza também reduziu entre 1991 e 2010, passando de 32% para 11%, respectivamente. Contudo, um fenômeno observado é que a redução da pobreza não ocorreu da mesma forma em toda a extensão do território baiano, pois houve municípios em que essa redução aconteceu de forma mais lenta que em outros, como aqueles situados na parte noroeste da Bahia, que ainda apresentam elevado percentual de pobreza, acima de 56%.

Figura 2. Distribuição espacial da pobreza na Bahia nos anos 1991 e 2010.

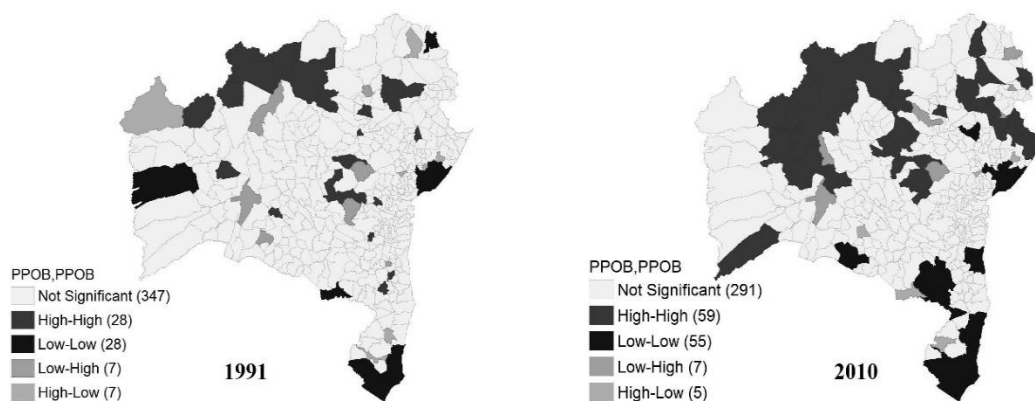


Fonte: Elaboração própria a partir de dados do PNUD (2013).

Calculando-se o I de Moran bivariado global da variável proporção de pobres, obteve-se em 1991, $I = 0,36$, e para 2010, $I = 0,46$. Assim, observa-se similaridade entre os valores referentes à pobreza e a localização dos municípios: municípios com altos (baixos) percentuais de pobreza possuíam como vizinhos municípios com características iguais, isto é, altos (baixos) percentuais de pobreza. A matriz de ponderação utilizada foi a da distância euclidiana inversa dos cinco vizinhos mais próximos.

No LISA (Figura 3), nota-se que predominam os agrupamentos do tipo alto-alto (municípios com alta proporção de pobres e vizinhos de igual situação), presentes na parte Noroeste do estado da Bahia, incluindo as regiões imediatas de Santa Maria da Vitória, Juazeiro, Xique-Xique Barra, Ribeira do Pombal, Euclides da Cunha, Itaberaba e Alagoinhas. Por outro lado, os agrupamentos espaciais baixo-baixo (municípios com baixa proporção de pobres e vizinhos com baixa pobreza) situavam-se nas regiões imediatas de Teixeira de Freitas, Eunápolis-Porto Seguro, Barreiras, Guanambi, Ilhéus-Itabuna e Salvador. Adicionalmente, verificou-se que, entre os anos analisados, houve aumento substancial na quantidade de municípios no *cluster* alto-alto (alta pobreza), passando de 28 para 59 municípios.

Figura 3. LISA map dos 417 municípios da Bahia, anos 1991 e 2010 (Proporção de pobres).



Fonte: Elaboração própria a partir de dados do PNUD (2013).

Verifica-se, desse modo, concentração da pobreza na Bahia, em especial nos municípios localizados na parte noroeste e norte, e menor pobreza nos municípios situados na Região Metropolitana de Salvador e em seu entorno. As regiões localizadas ao norte e noroeste da Bahia (Figura 2), compreendem municípios com elevado percentual de pobreza, embora os municípios de Luís Eduardo Magalhães, Barreiras dentre outros tenham apresentado menores índices de pobreza.

Antes de estimar o modelo aplicou-se o teste *Variance Inflation Factor* (VIF), a fim de verificar se havia a presença de multicolinearidade. A média do VIF foi 4,74, o que indica baixa multicolinearidade das variáveis independente. Daí, estimou-se um modelo MQO em dados em painel, conforme Tabela 1, balanceado com efeitos fixos de tempo, servindo como *proxy* para choques macroeconômicos. Assim, controlou-se a heterogeneidade não observada, permitindo que o intercepto fosse invariante no tempo (GUJARATI; PORTER, 2011). Por outro lado, utilizou-se o estimador consistente da matriz de covariância, com a finalidade de abordar a questão da heterocedasticidade (WHITE, 1980) e aplicou-se o I de Moran aos resíduos do modelo MQO para verificar se havia presença de dependência espacial. Constatou-se a presença dessa dependência, rejeitando-se, portanto, a hipótese nula (o valor p médio para os anos 1991 e 2010 foi de 0,000) e comprovou-se a necessidade de se incluir a defasagem espacial no modelo.

Proseguiu-se, então, para a estimação do modelo espacial, seguindo da abordagem geral para a específica, conforme Elhorst (2014), utilizando a matriz da distância euclidiana inversa dos cinco vizinhos mais próximos. Aplicou-se o estimador consistente da matriz de covariância com a finalidade de sanar possível heterocedasticidade dos erros do modelo (WHITE, 1980). Em seguida, foram aplicados os testes de Razão de Verossimilhança (RV) e Wald, para verificar se o modelo SDM era mais adequado que os modelos SAR e SEM. Os testes tiveram um p-valor de 0,000, indicando que as variáveis dependentes e independentes defasadas espacialmente são diferentes de zero, rejeitando-se assim a hipótese nula. Além de mais adequado aos dados, o coeficiente de determinação do SDM consegue explicar 95% da variação na proporção de pobres nos municípios baianos. No modelo MQO, a variável taxa de mortalidade infantil apresentou significância de 10% e no modelo espacial não foi significativa, podendo indicar que o primeiro modelo sofre com o problema de variáveis omitidas, neste caso, o aspecto espacial. Os resultados estão expostos na Tabela 1.

No SDM é possível identificar os fatores relevantes para a configuração da pobreza por meio do transbordamento global, medido pelo parâmetro de interação endógena, ρ , positivo e significativo (ver Tabela 1), indicando que as interações em um município levam a mudanças em todo o território baiano, e, portanto, na dinâmica de pobreza de todo o estado. O parâmetro de interação endógena (ρ), pelo modelo SAR, estimado por Silva, Amarante e Ruana Silva (2014) foi 0,43 e significativa a 5%, valor menor que o encontrado neste trabalho (0,64 com significância de 1%). Além do transbordamento global, o SDM verifica o transbordamento local, medido pelos parâmetros de interações exógenas θ de cada variável independente, quando as características dos vizinhos ajudam a explicar a realidade econômica e social de uma região. Se θ for positivo há complementaridade entre elas, se θ for negativo indica competitividade (ELHORST, 2014). Na Tabela 1, o Índice de Gini apresenta um parâmetro de 0,22, o que indica elevado grau de transbordamento local desta variável. Vizinhos com concentração de renda tendem a influenciar diretamente uma localidade quando se refere à

pobreza. A variável água encanada também teve sinal positivo e significativo (0,058). A única variável independente defasada espacialmente que apresentou sinal negativo foi a taxa de analfabetismo (-0,48), que pode estar associada à concorrência por mão de obra especializada entre os municípios baianos.

A grande vantagem dos modelos espaciais é que eles separam os efeitos do espaço do efeito produzido pela própria unidade de análise, no nosso caso, municípios baianos. Neste caso, como pode ser observado na Tabela 1, a taxa de analfabetismo e o percentual de domicílios com água encanada foram significativos a 1%, com parâmetros de 0,66 e -0,12, respectivamente; o Índice de Gini teve parâmetro de 0,10, significativo a 5% e a taxa de mortalidade não se mostrou significativa. Em estudo realizado também na Bahia para o ano de 2010, Silva, Amarante e Ruana Silva (2014) obtiveram parâmetros para a variável analfabetismo de 0,15 e 0,18 significativos a 10% por meio dos modelos SAR e SEM, respectivamente. Portanto, esta variável apresentou-se com uma magnitude muito maior no estudo agora proposto, sendo importante salientar que aqui foi utilizado dados em painel e um modelo mais completo, o SDM. No caso da variável infraestrutura domiciliar (representada pela variável de água encanada para os domicílios), os autores obtiveram -0,15 para os dois modelos, com significância de 5% (SAR) e 10% (SEM), valor próximo ao obtido neste trabalho (-0,12 – ver Tabela 1).

Tabela 1. Resultados da estimação econométrica (modelos MQO e de Durbin Espacial).

Variável	MQO	SDM
$gini_{it}$	0,25*** [5,97]	0,10** [2,90]
$analf_{it}$	0,55*** [17,84]	0,66*** [16,43]
$mort_{it}$	0,07* [2,74]	0,03 [1,53]
$aguaec_{it}$	-0,16*** [-9,21]	-0,12*** [-7,14]
ρ		0,64*** [24,83]
$\theta gini$		0,22*** [3,43]
$\theta analf_{it}$		-0,48*** [-9,42]
$\theta mort_{it}$		0,01 [0,22]
$\theta aguaec_{it}$		0,058* [1,80]
R ² ajustado	0,89	0,95
Efeito fixo (tempo)	Sim	Sim
Número de observações	834	834

Fonte: Elaboração própria, a partir da estimação do modelo econométrico.

Nota: Nível de significância: *10%, **5%, ***1%. Em colchetes estão os valores t/z.

Os resultados desta etapa dos modelos espaciais não podem ser interpretados diretamente à medida que não representam efeitos marginais, sendo necessário calcular os efeitos diretos e indiretos (ELHORST, 2014; GOLGHER, 2015). Amplia-se, assim, o espectro de análise da literatura atual sobre efeitos espaciais da pobreza, incluindo-se os efeitos diretos, indiretos e totais das variáveis independentes, conforme expostos na Tabela 2.

Em relação aos efeitos diretos, nota-se que a taxa de analfabetismo aparece como o fator mais relevante na determinação da pobreza de um município, tanto pela relação direta entre essas duas variáveis como pelo efeito feedback (Tabela 2). O aumento de 1% no percentual de analfabetos de um município levaria a proporção de pobres deste município a aumentar, em média, 0,64%. O aumento da concentração de renda no município, medido pelo Índice de Gini, em 1%, elevaria a pobreza em 0,16% neste município. Por outro lado, a pobreza de um município poderia ser reduzida em 0,13% ou 0,04% se houvesse elevação em 1% do número de domicílios com água encanada ou redução na taxa de mortalidade infantil, respectivamente.

Em relação aos efeitos indiretos, a desigualdade, medida pelo Índice de Gini da renda domiciliar *per capita*, constituiu-se no fator mais relevante para explicar a pobreza espalhada para os municípios

vizinhos, especificamente, para os cinco vizinhos mais próximos (Tabela 2). Dessa forma, um aumento de 1% no Índice de Gini nos municípios vizinhos elevaria em 0,73% a pobreza do município considerado. Por outro lado, a diminuição em 1% da taxa de analfabetismo nos municípios vizinhos provocaria, em média, aumento de 0,16% na pobreza do município analisado. Esses resultados indicam que há efeito transbordamento dos fatores escolaridade (taxa de analfabetismo) e desigualdade (Índice de Gini da renda domiciliar *per capita*), gerando avanços ou retrocessos para os municípios vizinhos. Os demais parâmetros, dos efeitos indiretos, taxa de mortalidade e proporção de água encanada dos municípios vizinhos não se mostraram significativos na determinação da proporção de pobres.

Tabela 2. Determinantes da pobreza nos municípios baianos a partir do cálculo dos efeitos direto, indireto e total.

Variáveis	MQO	SDM		
	Efeito total	Efeito direto	Efeito indireto	Efeito total
Índice de Gini	0,25***	0,16***	0,73***	0,89***
Taxa de analfabetismo	0,55***	0,64***	-0,16**	0,49***
Taxa de mortalidade	0,07*	0,04**	0,07	0,11
Percentual de dom. c/ água encanada	-0,16***	-0,13***	-0,08	-0,21***

Fonte: Elaboração própria.

Nota: Nível de significância: *10%, **5%, ***1%.

Os resultados deste trabalho demonstram que a taxa de analfabetismo se constitui em um fator fundamental para explicar a trajetória da pobreza nos municípios baianos. É importante salientar que outras variáveis têm efeitos condicionantes relevantes como o Índice de Gini da renda domiciliar *per capita* relacionado ao percentual de renda apropriada pelos diferentes estratos da população; a água encanada referente à infraestrutura sanitária dos domicílios baianos e a taxa de mortalidade infantil, relacionada à média de anos que uma criança, após nascida, consegue sobreviver.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho apresenta importantes contribuições às discussões sobre pobreza, pois além de uma abordagem econométrica mais sofisticada, permitiu estimar os efeitos diretos e indiretos na determinação da pobreza nos municípios baianos. Verifica-se, na Bahia, uma pobreza espacialmente concentrada, principalmente nos municípios situados na parte noroeste e no interior do estado; e em menor grau nos municípios situados nas regiões imediatas de Salvador, Vitória da Conquista, Ilhéus-Itabuna, Eunápolis-Porto Seguro, Barreiras e Eunápolis. Observou-se, assim, pelos efeitos espaciais, que onde o município se localiza no território baiano acaba condicionando a pobreza.

Observam-se dois fatores como fundamentais para explicar a pobreza nos municípios baianos: a taxa de analfabetismo e o Índice de Gini da renda domiciliar *per capita*. Nesse sentido, políticas públicas que possibilitem aumentar o grau de escolaridade da população baiana deveria se constituir no elemento central das ações, haja vista que uma população com maior grau de escolaridade poderia acessar melhores oportunidades no mercado de trabalho e, conseqüentemente, maiores salários. Dessa forma permitiria também reduzir a concentração de renda apontada pelo Índice de Gini. Portanto, pobreza e desigualdade são fenômenos imbricados e devem ser tratados em conjunto. Nesse contexto, devem ser estruturadas políticas de combate à pobreza levando em consideração um caráter multidimensional, e pelos efeitos transbordamento, tais políticas devem contar com a cooperação entre as esferas municipal, estadual e federal.

Destarte, melhorias no sistema educacional são fundamentais; porém, seus retornos não ocorrem imediatamente, levando várias gerações para consubstanciar transformações consistentes e duradouras. Ações para promover melhores indicadores educacionais se arrastam lentamente e o imediatismo permeia a política brasileira. Sabe-se que essa não é uma tarefa trivial, contudo, nos últimos anos, alguns esforços vêm sendo adotados, como a criação em 2007 do Fundo de Manutenção e Desenvolvimento da Educação Básica (FUNDEB), o qual permitiu ampliar os recursos para a educação básica. Mas inúmeros problemas estruturais ainda persistem, como a defasagem de anos de estudo, evasão escolar etc. Nesse contexto, baixo grau de escolaridade leva a baixos salários, provocando maior desigualdade de renda, e como resultado ampliação da pobreza, gerando um ciclo vicioso que necessita ser “quebrado”.

Neste trabalho, muitas questões não foram respondidas, e muitas transformações ocorreram desde o último dado utilizado neste trabalho que é de 2010, como, por exemplo, a pandemia da Covid-19 de 2020, que levou à paralisação das escolas públicas por um longo período enquanto as escolas particulares deram continuidade ao ensino, remotamente, em 2020. Além disso, mesmo em 2021 há muitas diferenças no ensino remoto nas escolas públicas e privadas, as quais podem gerar mais efeitos negativos sobre o grau de escolaridade da população baiana, como aumento da evasão escolar e defasagem de anos de estudo. Diante disso, são importantes estudos que possam se debruçar sobre tais questões de maneira a identificar outras soluções para o fenômeno da pobreza.

BIBLIOGRAFIA

- ALMEIDA, E. *Econometria espacial aplicada*. Campinas: Alínea, 2012.
- ALMEIDA, E. S. de; PEROBELLI, F. S.; FERREIRA, P. G. C. Existe convergência espacial da produtividade agrícola no Brasil? *Revista de Economia e Sociologia Rural*, v. 46, n. 1, p. 31–52, 2008. Disponível em: <<https://www.scielo.br/j/resr/a/QZ5JfDsKfQthC3K43qG9YCP/?format=pdf&lang=pt>>. Acesso em: 16 jul. 2021.
- ALVES, D. F.; MARIA ANDRÉ, D.; SILVA ALVES, J. Desigualdades, crescimento econômico e estrutura produtiva: uma análise fatorial e espacial dos municípios cearenses. In.: ENCONTRO ECONOMIA DO CEARÁ EM DEBATE, 15, 2019, Ceará. *Anais...*, Fortaleza: IPECE, 2019. Disponível em: <http://www2.ipece.ce.gov.br/encontro/2019/artigos_aprovados/DESIGUALDADES,%20CRESCIMENTO%20ECON%20C3%94MICO%20E%20ESTRUTURA.pdf>. Acesso em: 28 out. 2020.
- ANSELIN, L. et al. Simple diagnostic tests for spatial dependence. *Regional Science and Urban Economics*, v. 26, p. 77–104, 1996. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/0166046295021116>>. Acesso em: 18 jul. 2021.
- BAHIA. Superintendência Estadual de Estudos Econômicos e Sociais da Bahia. *Boletim PIB Estadual Anual de 2018*. Salvador, Bahia, 2021. Disponível em: <https://www.sei.ba.gov.br/imagens/pib/pdf/estadual/anual/economia_baiana_2018.pdf>. Acesso em: 13 jun. 2021.
- BARROS, R. P. de; HENRIQUES, R.; MENDONÇA, R. Desigualdade e pobreza no Brasil: retrato de uma estabilidade inaceitável. *Revista Brasileira de Ciências Sociais*, v. 15, n. 42, p. 123–142, 2000.
- CÂMARA, G. et al. Análise espacial de áreas. In: DRUCK, S. et al. (Ed.). *Análise espacial de dados geográficos*. Brasília: Embrapa, 2004. p.157-182.
- CODES, A. L. M. de. *A trajetória do pensamento científico sobre pobreza: em direção a uma visão complexa*. Texto para Discussão nº 1332, 2008. Disponível em: <http://repositorio.ipea.gov.br/bitstream/11058/1489/1/TD_1332.pdf>. Acesso em: 23 jul. 2021.
- CRESPO, A. P. A.; GUROVITZ, E. A pobreza como um fenômeno multidimensional. *Revista de Administração de Empresas-Eletrônica*, v. 1, n. 2, p. 1–12, 2002.
- DRUKKER, D. M.; PENG, H.; PRUCHA, I. R. Creating and managing spatial-weighting matrices with the *spmat* command. *The Stata Journal*, v. 13, n. 2, p. 242–286, 2013. Disponível em: <<https://journals.sagepub.com/doi/pdf/10.1177/1536867X1301300202>>. Acesso em: 05 ago. 2021.
- ELHORST, J. P. *Spatial econometrics from cross-sectional data to spatial panels*. New York: Springer Heidelberg, 2014.
- FARIAS, H. N. de; LEIVAS, P. H.; MENEZES, G. Análise espacial da pobreza nos municípios gaúchos. *Revista Estudo & Debate*, v. 25, n. 2, p. 91–110, 2018. Disponível em: <<http://univates.br/revistas/index.php/estudoedebate/article/view/1620/1377>>. Acesso em: 05 ago. 2021.
- GIOVANETTI, A. E.; RAIHER, A. P. Análise multidimensional da pobreza dos municípios paranaenses em 2010. *Revista de Estudos Sociais*, v. 17, n. 33, p. 228–248, 2015. Disponível em: <<https://periodicoscientificos.ufmt.br/ojs/index.php/res/article/view/2181/pdf>>. Acesso em: 15 mai. 2021.
- GOLGHER, A. *Introdução à econometria espacial*. Jundiaí Paco Editorial, 2015.
- GUJARATI, D. N.; PORTER, D. C. *Econometria básica*. New York: Mc Graw Hill, 2011.
- HOECKEL, P. H. O.; CASAGRANDE, D. L.; SANTOS, C. A. P. Análise Espacial da Pobreza no Rio Grande do Sul. In: FOCHEZATTO, A.; PELEGRINI, T.; HOECKEL, P. H.; TOMKOWSKI,

F. G. (Org.). *Desenvolvimento Socioeconômico Regional: cidades, crescimento e especialização produtiva*. 1ed. Porto Alegre: EDIPUCRS, 2019, v. 1, p. 129-160.

IBGE. *Divisão do Brasil em regiões geográficas imediatas e regiões geográficas intermediárias*. Rio de Janeiro: IBGE, 2017.

IBGE. *Malha Municipal 2018*. Rio de Janeiro: IBGE, 2018. Disponível em: <https://geoftp.ibge.gov.br/organizacao_do_territorio/malhas_territoriais/malhas_municipais/municipio_2018/UFs/BA/ba_municipios.zip>. Acesso em: 22 nov. 2021.

IBGE. *Síntese de indicadores sociais: uma análise das condições de vida da população brasileira*. Estudos e Pesquisas – Informação demográfica e socioeconômica, 2020. Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv101551_informativo.pdf>. Acesso em: 12 out. 2021.

LESAGE, J. P.; PACE, K. *Introduction to spatial econometrics*. Flórida: Taylor & Francis Group, 2009.

LOPES, H. M.; MACEDO, P. B. R.; MACHADO, A. F. Análise de pobreza com indicadores multidimensionais: uma aplicação para Brasil e Minas Gerais. In: Encontro Nacional de Estudos Populacionais, 14. Caxambú, MG. *Anais...* Caxambú, 2004. p. 1–20. Disponível em: <www.abep.org.br/publicacoes/index.php/anais/article/viewFile/1531/1495?>. Acesso em: 20 mar. 2020.

MORAIS, N. L. de F.; SANTOS, J. F. C. Análise da dimensão espacial da pobreza em Minas Gerais. *Revista de Economia do Centro-Oeste*, v. 5, n. 2, p. 38–54, 2019. Disponível em: <<https://www.revistas.ufg.br/reoeste/article/view/60475>>. Acesso em: 10 ago. 2021.

MOURA, T. G. Z.; CHEN, Z.; GARCIA-ALONSO, L. Spatial interaction effects on inland distribution of maritime flows. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, v. 128, p. 1–10, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.tra.2019.07.012>>. Acesso em: 18 ago. 2021.

PLASSA, W.; PASCHOALINO, P. A. T.; SANTOS, M. P. dos. Determinantes socioeconômicos das taxas de homicídios no Nordeste brasileiro: uma análise espacial. *Planejamento e Políticas Públicas*, n. 53, p. 479–506, dez. 2019. Disponível em: <<https://www.ipea.gov.br/ppp/index.php/PPP/article/view/941>>. Acesso em: 20 mai. 2021.

PNUD. *Atlas do Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento*. 2013. Disponível em: <<http://www.atlasbrasil.org.br/consulta/planilha>>. Acesso em: 15 set. 2021.

PNUD; IPEA. *Índice de Desenvolvimento Humano Municipal Brasileiro*. PNUD, Ipea and FJP, 2013. Disponível em: <https://www.ipea.gov.br/portal/images/stories/PDFs/130729_Atlas_PNUD_2013.pdf>. Acesso em: 15 set. 2021.

SEI. *Cartografia Temática - Regionalizações - Conteúdo Geral - Arquivos Vetoriais*. Salvador, Bahia, 2019. Disponível em: <https://www.sei.ba.gov.br/images/inf_geoambientais/cartogramas/zip/REG_MUN_A_100K_2019_05_14_GCS_SIR_SEI.zip>. Acesso em: 22 nov. 2021.

SEI. Panorama econômico da Bahia no século XXI. *Publicações SEI*, n. 16, p. 385–408, 2020. Disponível em: <https://www.sei.ba.gov.br/images/publicacoes/download/textos_discussao/texto_discussao_16.pdf>. Acesso em: 18 ago. 2021.

SEN, A. O desenvolvimento como expansão de capacidades. *Lua Nova*, n. 28-29, p. 313–334, 1993.

SEN, A. *Desenvolvimento como liberdade*. São Paulo: Companhia das Letras, 2010.

SILVA, L. D. C.; AMARANTE, P. A.; RUANA SILVA, J. A pobreza extrema nos municípios baianos: um estudo de dependência espacial com dados do censo 2010. In: ENCONTRO DE ECONOMIA BAIANA, 10, 2014, Salvador. *Anais...* Bahia: SEI, 2006.

SILVA, L. N. S.; BORGES, M. J.; PARRÉ, J. L. Distribuição espacial da pobreza no Paraná. *Revista de Economia*, v. 39, n. 3, p. 35–58, 2014. Disponível em: <<https://revistas.ufpr.br/economia/article/view/33938/22677>>. Acesso em: 12 jul. 2021.

SILVA JÚNIOR, I. B. da. *Impactos das políticas de segurança sobre a difusão da criminalidade entre as cidades: uma aplicação dos modelos de econometria espacial*. 55 f. Monografia (Dissertação de Mestrado) — Programa de Pós-Graduação em Economia, Universidade Federal de Pernambuco, Pernambuco, 2016.

STRUMINSKI, C. E. C.; RAIHER, A. P. Pobreza e seus determinantes nos municípios brasileiros: abordagem monetária, de privações e multidimensional. *Revista de Desenvolvimento Econômico*, v. 2, n. 37, p. 186–211, 2017. Disponível em: <<https://online.unisc.br/seer/index.php/redes/article/view/15196/pdf>>. Acesso em: 19 ago. 2021.

TEIXEIRA, K. H. Uma análise espacial da pobreza no estado de Alagoas. *Revista do Desenvolvimento Regional*, v. 25, n. Ed. Especial, p. 2668–2692, 2020. ISSN 1982-6745. Disponível em: <<https://online.unisc.br/seer/index.php/redes/article/view/15196/pdf>>. Acesso em: 28 jul. 2021.

WHITE, H. Heteroskedasticity-consistent covariance matrix and a direct test for heteroskedasticity. *Econometrica*, v. 48, n. 4, p. 817–838, 1980. Disponível em: <<https://www.jstor.org/stable/1912934>>. Acesso em: 21 out. 2021.