

Análise Espacial dos Homicídios no Nordeste em 2010 e 2019

Maria Analice dos Santos Sampaio¹  | Georgeana Amaral Maciel da Silveira²  |
Guilherme Diniz Irffi³  | Isabela Braga Sales⁴  | Marcelo Eduardo Lamas Pereira⁵ 

¹ Universidade Federal do Ceará - Doutorado MAER. E-mail: analicesampaio@alu.ufc.br

² Universidade Federal do Ceará - *Campus* Sobral. E-mail: econgams@gmail.com

³ Universidade Federal do Ceará - Departamento de Economia Aplicada e Programa de Pós-graduação em Economia. E-mail: irffi@caen.ufc.br

⁴ Universidade Federal do Ceará - Doutorado CAEN. E-mail: ibragasales@gmail.com

⁵ Universidade Federal do Ceará - Doutorado CAEN. E-mail: marceloelp10@gmail.com

RESUMO

Foi analisada a presença de correlação espacial da violência letal nos municípios do Nordeste em 2010 e 2019, confirmando agrupamentos geográficos por meio da análise exploratória de dados espaciais. Foram encontrados 106 agrupamentos do tipo alto-alto em 2010 e 84 em 2019; agrupamentos do tipo baixo-baixo ocorreram apenas em 2019, totalizando 18. Clusters alto-alto foram mais comuns na Bahia (27 e 16, em 2010 e 2019, respectivamente), no Piauí (21 e 29) e na Paraíba (20 e 10); Paraíba apresentou também maior número de clusters do tipo baixo-baixo em 2019 (7, ou 39% dos agrupamentos desse tipo na região). Ao testar modelos SAR (Spatial Autoregressive), SAC (Spatial Autocorrelation) e SEM (Spatial Errors Model), incluindo variáveis sociodemográficas, desigualdade, densidade populacional, urbanização e população empregada tiveram correlação positiva com homicídios. Já rendimento médio da população e percentual de homens jovens apresentaram relação negativa com a variável de interesse.

PALAVRAS-CHAVE

Análise Exploratória de Dados Espaciais, CVLI, Nordeste

Spatial Analysis of Homicides in the Northeast Region in 2010 and 2019

ABSTRACT

We first looked for spatial correlation of lethal violence in Brazil's Northeastern municipalities in 2010 and 2019 by conducting an exploratory spatial data analysis (ESDA), which showed clusters of homicides in both years, specifically 106 high-high clusters in 2010 and 84 in 2019, and 18 low-low clusters in 2019. Clusters of high homicide rates were more common in the states of Bahia (27 and 16 in 2010 and 2019, respectively), Piauí (21 and 29) and Paraíba (20 and 10); Paraíba had also the greatest number of low homicide clusters in 2019 (7). We then tested spatial econometrics models such as SAR (Spatial Autoregressive), SAC (Spatial Autocorrelation) and SEM (Spatial Errors Model), including sociodemographic variables relevant in determining violence indexes. Those estimations showed there is a positive relation between wealth inequality, population density, urbanization, employment and homicide rates, whereas earnings and the proportion of young men are negatively associated.

KEYWORDS

Exploratory spatial data analysis, Homicides, Northeastern Brazil

CLASSIFICAÇÃO JEL
K42, R1, R23

1. Introdução

A criminalidade no Brasil apresenta há tempos índices alarmantes, principalmente no que se refere à violência letal. No período de 2010 a 2019, sob análise neste trabalho, o número de homicídios contabilizados no país foi, em média, cerca de 53 mil anualmente (Sistema de Informações sobre Mortalidade - SIM/DATASUS). Em especial, a partir de 2010 se observa uma escalada dos homicídios na região Nordeste, com redução em regiões mais populosas e desenvolvidas, como Sul e Sudeste, anteriormente detentoras de maiores montantes e taxas de homicídios. Assim, há indícios de deslocamento do crime (Cerqueira et al. (2017)), bem como da disseminação para áreas menos urbanizadas, costumeiramente associadas a menores índices de violência (Andrade e Lisboa (2000); de Araujo Junior e Fajnzylber (2001); Beato e Reis (2000); Gutierrez et al. (2004); Kume et al. (2004); de Mendonça (2002); Plassa et al. (2019)). Nesse sentido, compreender a dispersão espacial desse tipo de violência pode ser útil para fundamentar políticas de combate e prevenção mais eficientes.

Considerando a influência de aspectos sociodemográficos na determinação das ocorrências de crimes violentos letais intencionais (doravante, CVLI), cabe questionar se são observados, adicionalmente, agrupamentos de municípios com altos ou baixos índices de homicídios, e se há variabilidade dessa característica ao longo do tempo. Os agrupamentos ou clusters encontrados podem ser de quatro tipos: alto-alto (áreas com grande quantidade de CVLI rodeadas por regiões que também apresentam muitas ocorrências); baixo-baixo (áreas com baixa quantidade rodeadas por regiões que também apresentam poucos homicídios); alto-baixo (áreas de alta incidência cercadas por áreas de baixa incidência); e baixo-alto (áreas de baixa incidência, cercadas por áreas com altos índices).

Os referidos agrupamentos seriam resultado de: i) compartilhamento de características entre municípios próximos – nível de escolaridade, renda, desigualdade, urbanização, proporção de jovens etc. –, influenciando na sua propensão ou vulnerabilidade à disseminação de crimes, ou ii) possível transbordamento da violência e da criminalidade em razão da proximidade geográfica. Naturalmente, ambos os mecanismos podem ser relevantes ao mesmo tempo, o que exige a realização de análises mais elaboradas do problema.

Em um primeiro momento, porém, é necessário investigar a presença de autocorrelação e dependência espacial das taxas de CVLI nos municípios nordestinos, e utilizar, ainda, técnicas de Econometria Espacial para a análise mais abrangente das ocorrências de homicídios. Além disso, se pretende comparar os casos de CVLI no município em relação à incidência de desse tipo de crime no Estado, confeccionando o mapa de risco relativo, indicador que descreve a intensidade de ocorrência do evento considerado.

Por fim, para além desta introdução, o artigo é estruturado como se segue: análise da literatura afim na seção 2, descrição dos dados na seção 3, detalhamento da

metodologia na seção 4, apresentação dos resultados na seção 5, discussão na seção 6 e considerações finais na seção 7.

2. Análise da literatura

A investigação a respeito da existência de agrupamentos de municípios com níveis similares de CVLI no Brasil tem apresentado razoável repercussão na literatura. Os trabalhos analisados, porém, variam em termos de regiões analisadas, período e tipo de crime, de modo que não respondem diretamente às perguntas propostas neste artigo, mas norteiam a análise dos resultados e oferecem robustez.

Plassa et al. (2019) analisam o comportamento espacial do crime no Nordeste no ano de 2014, e constata que municípios com taxas de homicídios por 100 mil habitantes superiores a 31,96 geralmente são rodeados por cidades com o mesmo padrão de violência letal. Neste caso, 'alto' implica superar a média da região Nordeste e 'baixo', ser inferior. Ao analisarem os testes de autocorrelação global e local, verificaram similaridade das taxas entre municípios vizinhos, em várias especificações (convenções de matrizes de pesos espaciais), encontrando as relações alto-alto e baixo-baixo para CVLI. Com a estatística global significativa, passaram à análise de clusters localmente significativos, para os quais os achados foram reiterados.

Ainda nesse trabalho, autores reiteram a força das teorias de desorganização social e tensão de Merton na defesa da influência majoritária de renda e desigualdade na criação de um ambiente vulnerável à criminalidade. Além disso, observam que aspectos muito correlacionados à renda e à desigualdade se mostram igualmente relevantes, a saber, educação e desemprego. Apontam, por fim, que mesmo com a grande influência de todos esses fatores, há ainda a questão de dependência espacial do crime, capaz até de sobrepor – e invalidar – os demais determinantes. Nesse sentido, áreas com bons marcadores de desenvolvimento e equidade social, por serem geograficamente próximas de áreas com maus marcadores, estariam sujeitas à mesma violência.

Plassa et al. (2019) destacam, por fim, que taxas mais altas de CVLI estão em cidades maiores de forma não aleatória, uma vez estabelecida a influência do ambiente físico e social. Os autores incluem o coeficiente de Gini no intuito de captar efeitos da desigualdade e, então, da convivência entre pessoas mais e menos abastadas, o que geraria frustração e, possivelmente, mais crimes. Por fim, consideram no estudo a participação de jovens do sexo masculino na população, por se tratar de grupo vulnerável (como vítimas ou perpetradores de crimes). Como análise complementar, estimam os modelos SAR (*Spatial Autorregressive*), SDM (*Spatial Dublin Model*) e SEM (*Spatial Errors Model*)¹, analisando os resultados deste último, por ter melhor ajuste. Seus resultados indicam que a desigualdade de renda tem relação positiva com CVLI – aumento de 1% em Gini resultaria em crescimento de 2% na taxa de homicídios,

¹Modelo de defasagem autoregressivo (SAR), modelo de defasagem do termo de erro (SEM) e modelo Dublin espacial (SDM).

especificamente –, enquanto a relação entre extrema pobreza e criminalidade foi negativa – aumento de 1% na pobreza geraria queda dos homicídios de 0,5%. Maior taxa de desemprego, por sua vez, induz tímido aumento da violência; já urbanização e densidade populacional têm relação positiva com CVLI e, aumentando em 1%, geram aumento da taxa de homicídios em 0,39% e 0,24%, respectivamente. A última variável analisada pelos autores, taxa de analfabetismo, estabelece relação entre nível educacional e incidência de crimes letais: quando do aumento de 1% na taxa, a violência aumenta em 0,5% na região.

O I de Moran global calculado por da Silva (2020) mostra relação positiva e significativa, o que indica agrupamentos de microrregiões do Nordeste, de 2011 a 2017, em termos de taxas elevadas – ou baixas – de homicídios no período em análise. Os valores variaram de um mínimo de 0,394 em 2013 a um máximo de 0,468 em 2015. Aprofundando a análise com o I de Moran local (LISA), o autor reitera os achados e ressalta que agrupamentos do tipo alto-alto (doravante, AA) são observados no litoral (estando em 28 microrregiões em 2011 e em 40 em 2017) – e destaca microrregiões de São Luís e Imperatriz, ambas no Maranhão –, baixo-baixo (doravante, BB) mais ao norte e oeste de todo o Nordeste, enquanto alto-baixo e baixo-alto (doravante AB e BA, respectivamente) são escassos (nove microrregiões em 2011 e dez em 2017).

A partir de dados de 187 microrregiões do Nordeste, entre 2011 e 2015, de Souza et al. (2019) investigam a convergência da taxa de CVLI entre as referidas áreas e observam que de 2005 a 2011 a violência letal no interior do Nordeste apresenta redução, à exceção do estado do Ceará, e que os maiores índices se concentram no litoral, no oeste do Maranhão e da Bahia, e em algumas microrregiões mais centrais. Indicam, assim, a prevalência do crime letal em localidades mais populosas e com mais infraestrutura, e que as taxas de criminalidade são correlacionadas geograficamente, com clusters do tipo AA e BB nas microrregiões estudadas.

Para testar a hipótese de que houve um processo de interiorização da violência, atentando para a reorganização do crime, efeitos de contágio e formação de clusters em áreas que experimentaram dinamismo econômico ou mudanças afins, Andrade e Diniz (2013) observaram crescimento expressivo da criminalidade e violência letal dos anos 1990 a 2010, e verificaram que, a partir de 1999, a taxa de crescimento de crimes no interior supera as das capitais e regiões metropolitanas (doravante, RM). Os autores concluem, porém, que o processo de interiorização não é homogêneo em todo o território nacional. No Nordeste, destacam a intensificação de homicídios no sul da Bahia (Porto Seguro, Vitória da Conquista e Itabuna), atribuindo à reorganização econômica advinda da produção de cacau e do turismo. Mencionam também Açaí-lândia e Imperatriz, no Maranhão, em contato direto com a mancha criminal do leste paraense, levantando a hipótese de ‘contaminação’ por compartilhamento de processos sociais. O Ceará, por sua vez, apresenta concentração de CVLI especialmente no entorno do município de Quixeramobim em todo o período. Encontram outros aglomerados de municípios violentos nas fronteiras de Pernambuco com Bahia e Alagoas,

fronteiras de Minas Gerais com Bahia e Espírito Santo, e no litoral do Rio de Janeiro à Paraíba.

Oliveira et al. (2017) investigaram a presença de clusters de propensão à criminalidade em municípios baianos no ano de 2010. Para tanto, foram usados critérios de vulnerabilidade social (Gini, Índice de Desenvolvimento Humano Municipal – IDH-M, recebimento de transferências) e marcadores de herança educacional (instrução das mães, taxa de alfabetização) para averiguar, de acordo com a teoria econômica do crime, a chance de um indivíduo residente se engajar em atividades criminosas, considerando menor custo de oportunidade, resultante de fragilidades socioeconômicas. A maior parte dos municípios apresenta média vulnerabilidade social, baixa herança educacional, e média propensão à criminalidade, e há poucos clusters de municípios fortemente propensos à criminalidade. Destacam, porém, que no Sul da Bahia (Vitória da Conquista, Paulo Afonso etc.) se encontram agrupamentos do tipo AA. Pelo índice de Moran global, concluem que elevações de 1% na propensão ao crime elevam em 13,9% a propensão de crimes em municípios do entorno.

Ao identificar espriamento do CVLI em 417 municípios baianos nos anos de 2012, 2015 e 2017, Dantas et al. (2019) notaram concentração na RM de Salvador, no litoral do estado, e nas regiões norte e oeste, onde se localizam a maioria das unidades prisionais; a região centro-sul, por sua vez, concentra menos crimes e tem clusters do tipo BB. Observaram clusters do tipo AA no litoral sul do estado, onde se localizam os vinte municípios com maior incidência de CVLI.

Ao analisarem a dependência espacial do crime em Minas Gerais no ano de 2005, Batella e Diniz (2010) buscam entender como características sociodemográficas estão relacionadas aos índices de violência, usando como possíveis condicionantes do engajamento no crime o IDH-M, riqueza e renda, desigualdade, infraestrutura (moradia), educação, densidade populacional e imigração (inter ou intra-estadual). No sul do estado, identificam maiores taxas de crime contra o patrimônio e, no norte, maiores taxas de crimes contra a pessoa. Em termos de infraestrutura e desenvolvimento econômico, o sul supera o norte do estado, indicando que os aspectos sociais mencionados podem ser determinantes no tipo de violência que prepondera.

Farias et al. (2008) identificaram clusters de criminalidade também nos municípios de Minas Gerais, para o ano de 2002, por meio do I de Moran global e encontram 7 grupos de municípios distintos, de acordo com nível de criminalidade e com tipo de crime – contra o patrimônio ou contra a pessoa. Ou seja, não apenas há clusters do tipo AA/BB, capturando níveis de criminalidade, mas também incorporam o tipo de crime de maior prevalência em determinado grupo de municípios.

Para verificar quais variáveis sociodemográficas estariam relacionadas aos índices de criminalidade na RM de Belo Horizonte, Peixoto et al. (2004) utilizaram modelos de econometria espacial, SEM e SARMA (*Spatial Autorregressive and Moving Average*), para analisar os efeitos de tempo médio de resposta da polícia, disponibilidade de

rede de esgoto, oferta de educação, índice de serviços privados e padrão de acabamento das residências. Os testes indicaram a especificação do modelo SARMA e os resultados apontam que homicídios são negativamente correlacionados com o nível de acabamento das residências e positivamente correlacionados com o tempo médio de atendimento da polícia e com índice de serviços privados. Assim, crimes violentos têm relação com fatores ecológicos: desordens física e social, além de correlação espacial com violência dos territórios vizinhos. Regiões mais urbanizadas, portanto, têm menor integração entre moradores e menor controle social informal, criando menos barreiras ao exercício do crime nas comunidades. Além disso, não estabelecem relação direta entre pobreza e homicídios, ressaltando que algumas regiões menos desenvolvidas da cidade apresentam poucos CVLI.

Sass et al. (2016) trazem análise espacial do homicídio nos municípios do Paraná, entre 2010 e 2012, usando inicialmente a Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE) e aprofundando o estudo com modelos espaciais (SEM, SAR, SDM e RPG²) e variáveis sociodemográficas. Para os 399 municípios estudados, o I de Moran estimado indica autocorrelação espacial positiva nas taxas de homicídios, ou seja, agrupamentos do tipo AA e BB, robustos a diferentes convenções (rainha, torre, k8, k5 e distância fixa). Clusters AA destacados foram: a) RM de Curitiba, que, apesar de rica e com alto IDH, é circundada por municípios pobres e de desenvolvimento precário, desigualdade esta que justificaria a concentração de crimes; b) municípios que fazem fronteira com o Paraguai, cujo alto índice de homicídios seria explicado pelo tráfico de drogas; c) municípios da região oeste, pouco urbanizados e muito pobres. Já os agrupamentos do tipo BB eram, em geral, formados por municípios pequenos, relativamente urbanizados e com baixo índice de pobreza.

Os resultados dos modelos espaciais em Sass et al. (2016) apontam que as taxas de homicídios nos municípios do estado do Paraná são influenciadas por: taxa de pobreza, grau de urbanização, porcentagem de homens entre 15 e 24 anos na população, densidade demográfica, índice de Gini, taxa de analfabetismo, taxa de desemprego, taxa de policiais por 100 mil habitantes e essas características nas cidades vizinhas. As variáveis índice de Gini, taxa de pobreza e taxa de desemprego pretenderam captar os efeitos da teoria da desorganização social sobre a criminalidade, em que pobreza e desigualdade de renda intensificariam insegurança e instabilidade social, levando a um aumento da taxa de crimes.

3. Descrição dos dados

A variável de interesse, CVLI, consiste no total de óbitos por causas externas sob códigos de causa básica X85 a Y09 (CID-10³) no SIM/DATASUS. Para fins de comparação no tempo, foram coletadas as quantidades de homicídios para os municípios de

²Regressões Ponderadas Geograficamente (RPG).

³CID-10 é acrograma da 10ª revisão da Classificação Estatística Internacional de Doenças e Problemas Relacionados à Saúde.

todo o Nordeste, nos anos de 2010 e 2019. Para o cálculo da taxa de incidência, ou risco relativo, estima-se a seguinte razão:

$$\text{Taxa de incidência} = (\text{Quantidade de CVLI} / \text{população exposta ao risco}) * 100$$

A população exposta ao risco representa a quantidade de habitantes no município segundo o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE (para 2010, usando o Censo Demográfico; para 2019, a população residente estimada).

Na construção da base completa para a condução da análise econométrica, foram usadas variáveis sociodemográficas em nível municipal de diferentes fontes, a saber, percentual de jovens do sexo masculino, densidade populacional, existência de guarda municipal e índice de Gini em 2010 (IBGE), rendimento médio e população empregada (RAIS⁴), além de dummy designando município pertencente ao G51⁵(aproximação para municípios mais urbanizados). Na escolha de inclusão dessas variáveis foi considerada a literatura consultada, mas também a disponibilidade de dados em nível municipal para os dois anos estudados. A estrutura final dos modelos econométricos, por sua vez, se deveu à observância dos testes de especificação e determinação do melhor ajuste.

4. Metodologia

Para realizar uma AEDE, primeiro é necessário definir uma matriz de ponderação espacial, W , quadrada de dimensão $n \times n$, com objetivo de definir as interações espaciais do fenômeno estudado. A conexão entre duas regiões é denominada peso espacial, w_{ij} , representando a ligação entre as regiões de acordo com algum critério de proximidade, mostrando a influência da região j sobre a região i . Essa ligação pode ser classificada de acordo com o grau de vizinhança baseada na contiguidade, na distância geográfica ou se apoiando em critérios socioeconômicos (Almeida (2012)).

A convenção do tipo contiguidade ocorre quando duas regiões são consideradas vizinhas e, assim, partilham uma fronteira física. Nesse caso, é atribuído o valor 1 na matriz de duas regiões vizinhas e 0 caso contrário. A depender do local da vizinhança essa matriz pode ser denominada Rainha (*Queen*), Torre (*Rook*) ou Bispo (*Bishop*). A contiguidade é dita Rainha, caso além das fronteiras com extensões diferentes de zero forem considerados os vértices como contíguos na visualização de um mapa; Torre, caso apenas as fronteiras físicas com extensões diferentes de zero entre as regiões sejam levadas em conta; e Bispo se apenas os vértices forem considerados para definir contiguidade.

⁴Relação Anual de Informações Sociais (RAIS) é um relatório de informações socioeconômicas solicitado pelo Ministério do Trabalho e Emprego.

⁵O G51 é um grupo formado por municípios-polo da área de atuação da SUDENE, composto por cidades intermediárias segundo o IBGE. Estes municípios possuem condições de ampliar o alcance de políticas públicas e programas implementados no âmbito do Plano Regional de Desenvolvimento do Nordeste (PRDNE).

Com base na distância geográfica, a matriz de pesos espaciais pode ser formada segundo a proximidade, que parte do pressuposto que lugares mais próximos geograficamente tenham uma maior interação espacial. Uma vantagem desse tipo de convenção é que as localidades sempre terão algum vizinho. Além disso, essa estratégia permite combater o desequilíbrio da conectividade de uma matriz, pois as regiões espaciais terão a mesma quantidade de vizinhos. Usando esse tipo de estratégia, uma matriz W muito utilizada na literatura é a de k vizinhos mais próximos, dada por:

$$w_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{se } d_{i,j} \leq d_i(k) \\ 0, & \text{se } d_{i,j} > d_i(k) \end{cases} \quad (1)$$

onde $d_i(k)$ é a distância de corte para a região i (a menor distância), de forma que essa região i tenha k vizinhos, e essa distância varie entre as localidades. Assim, a expressão (1) informa que a proximidade é baseada no critério de distância, de modo que duas regiões são consideradas vizinhas caso se encontrem dentro de uma distância de corte necessária para que se tenha o número predeterminado de vizinhos. A matriz de defasagem espacial escolhida é aquela que apresenta os melhores resultados do I de Moran, com coeficientes maiores e significativos.

Uma vez definida a matriz de pesos, segue-se à AEDE, verificando a existência de dependência espacial significativa nas variáveis dependentes das regressões. Para tanto, será utilizado o Índice de Moran (I de Moran), que identifica a existência de padrões espaciais de interação, verificando a aleatoriedade da distribuição espacial da variável sob estudo de forma global, indicando o grau de associação espacial presente no conjunto de dados e medindo a autocorrelação espacial a partir do produto dos desvios em relação à média. O índice é representado por:

$$I_t = \left(\frac{n}{S_0}\right) \left(\frac{z_t' W z_t}{z_t' z_t}\right) \quad t = 1, \dots, n \quad (2)$$

onde n é o número de regiões, S_0 é um valor igual à soma de todos os elementos de W , z é o valor da variável de interesse padronizada, Wz corresponde aos valores médios da variável de interesse padronizada nos vizinhos segundo uma matriz de ponderação W .

O I de Moran fornece a significância estatística, o grau de concentração e a força da autocorrelação. A significância estatística informa se os dados estão distribuídos aleatoriamente ou não. O grau de concentração é dado pelo sinal da estatística, desde que essa seja significativa. O sinal positivo indica autocorrelação espacial positiva, revelando similaridade entre os valores do atributo estudado e sua localização espacial; e o sinal negativo indica a concentração nas regiões, mas com valores não similares, ou seja, que altos valores da variável tendem a ser rodeados por baixos valores e vice-versa. Por fim, a magnitude da estatística mostra a força de autocorrelação espacial, em que quanto mais próximo de 1 ou -1 mais forte será a autocorrelação e quanto

mais próximo de zero, mais dispersos estarão os dados (Almeida (2012)).

A autocorrelação espacial global mede o grau de associação espacial dos dados. Entretanto, pode haver padrões locais de associações que não são captados por medidas globais de autocorrelação, tais como clusters ou outliers espaciais. Para verificar a presença de autocorrelação espacial local é utilizado o método estatístico proposto por Anselin (1995), denominado Indicador Local de Associação Espacial (LISA), que utiliza o Índice de Moran para identificar padrões locais de autocorrelação espaciais estatisticamente significativos. O Índice de Moran local faz uma decomposição do indicador global de autocorrelação na contribuição local de cada observação e identifica os quatro padrões de agrupamentos: alto-alto, baixo-baixo, alto-baixo e baixo-alto.

Quando os agrupamentos estudados tiverem valores parecidos, a autocorrelação espacial será positiva. Essa autocorrelação ocorre, segundo Almeida (2012), quando altos valores de uma certa área estudada tendem a se agrupar em certas regiões e valores baixos tendem a se agrupar em outras. São os casos dos agrupamentos do tipo Alto-Alto e Baixo-Baixo. Por outro lado, uma indicação de autocorrelação espacial negativa revela que existe uma discrepância entre os valores do atributo estudado e de sua localização espacial. Se altos valores tendem a ser encontrados muito próximos a baixos valores e vice-versa, diz-se que o atributo exibe autocorrelação espacial negativa, como ocorre nos agrupamentos do tipo Alto-Baixo e Baixo-Alto.

A estratégia de identificação do melhor modelo que corrige o problema de autocorrelação foi baseada nas ideias de Florax et al. (2003), que pressupõem uma estratégia híbrida, abrangendo testes clássicos e robustos, com os seguintes passos: i) estima-se o modelo de regressão linear por meio de método dos mínimos quadrados ordinários (MQO); ii) testa-se a hipótese de ausência de autocorrelação espacial devido a uma defasagem ou um erro por meio dos testes dos multiplicadores de Lagrange da defasagem e do erro; iii) se ambos os testes não forem significativos, o modelo de MQO é o mais apropriado; iv) se os dois forem significativos, estima-se o modelo apontado como mais significativo, pela análise das versões robustas dos testes, ou seja, se $ML_{\lambda^*} > ML_{\rho^*}$, se usa o modelo de erro autorregressivo espacial como o mais apropriado, ou se $ML_{\rho^*} > ML_{\lambda^*}$, o modelo mais adequado é o da defasagem espacial. Finalmente, se tanto o multiplicador de Lagrange do erro quanto o da defasagem se mostrarem significativos, se estima o modelo de defasagem espacial com erro autorregressivo espacial (SAC). O ponto de partida dessa análise é dado, pois, pela estimação por MQO do modelo abaixo:

$$CVLI_i = \beta_0 + \beta_1 Gini_i + \beta_2 pcpempregadas_i + \beta_3 \lnrendamedia_i + \beta_4 \ln denspop_i + \beta_5 pcjovensmas_i + \beta_6 G51_i + \beta_7 Guarda_i + \varepsilon_i \quad (3)$$

onde $CVLI_i$ é a taxa de CVLI do município, por cem mil habitantes; $Gini_i$ é índice de Gini do município em 2010; $pcpempregadas_i$ é o percentual de pessoas empregadas

no município; \lnrendamedia_i é logaritmo da renda média em R\$ de 2010 do município; $\ln denspop_i$ é logaritmo da densidade populacional do município; $pcjovensmasi$ é percentual de jovens do sexo masculino na população do município; $G51_i$ é variável binária que descreve a participação no grupo dos municípios mais ricos da região Nordeste; $Guarda_i$ é variável binária que descreve a presença de guarda municipal no município; e ε_i , o termo de erro.

Os modelos econométricos espaciais são estimados partindo dessa equação, mas incluindo os componentes espaciais, de acordo com as especificações de cada modelo conforme disposto no Quadro 1. A fim de captar os efeitos globais – isto é, quando o multiplicador espacial faz com que um impacto sobre a variável dependente seja refletido em todas as regiões da área de estudo – foram estimados os modelos SAR, SEM e o SAC.

Para fins de interpretação dos resultados, são considerados os efeitos marginais totais das variáveis explicativas sobre a variável dependente. O efeito marginal total é analisado conforme o sinal, de forma a indicar a direção; ou seja, um β positivo (negativo) indica um acréscimo (decréscimo) na taxa de CVLI.

Quadro 1. Modelos espaciais estimados.

| Modelo | Equação | Defasagem | Descrição |
|--------|---|-----------------|---|
| SAR | $y = \rho W y + \varepsilon$ ou $y = \rho W y + X\beta + \varepsilon$ | $W y$ | Os valores da variável dependente na vizinhança j influenciam a variável dependente i . |
| SEM | $y = X\beta + u$; $u = \lambda W u + \varepsilon$ | $W \xi$ | Os valores de erro na vizinhança j influenciam o erro em i . |
| SAC | $y = \rho W y + X\beta + u$; $u = \lambda W u + \varepsilon$ | $W y$ e $W \xi$ | Os valores da variável dependente e do erro na vizinhança j influenciam a variável dependente e o erro em i . |

Fonte: Adaptado de Almeida (2012).

5. Resultados

Para detectar possível dependência espacial na quantidade de CVLI nos municípios da região Nordeste, foi calculado o I de Moran global para os anos de 2010 e 2019 a partir das matrizes de pesos rainha, torre, 3, 4 e 5 vizinhos mais próximos, conforme disposto na Tabela 1.

Tabela 1. Índice de Moran da quantidade de CVLI nos municípios da região Nordeste em 2010 e 2019.

| I de Moran | Convenção | | | | |
|-------------|-----------|---------|------------|------------|------------|
| | Rainha | Torre | 3 vizinhos | 4 vizinhos | 5 vizinhos |
| CVLI – 2010 | 0,0927* | 0,0951* | 0,1213* | 0,1070* | 0,0927* |
| CVLI – 2019 | 0,1600* | 0,1627* | 0,1628* | 0,1571* | 0,1436* |

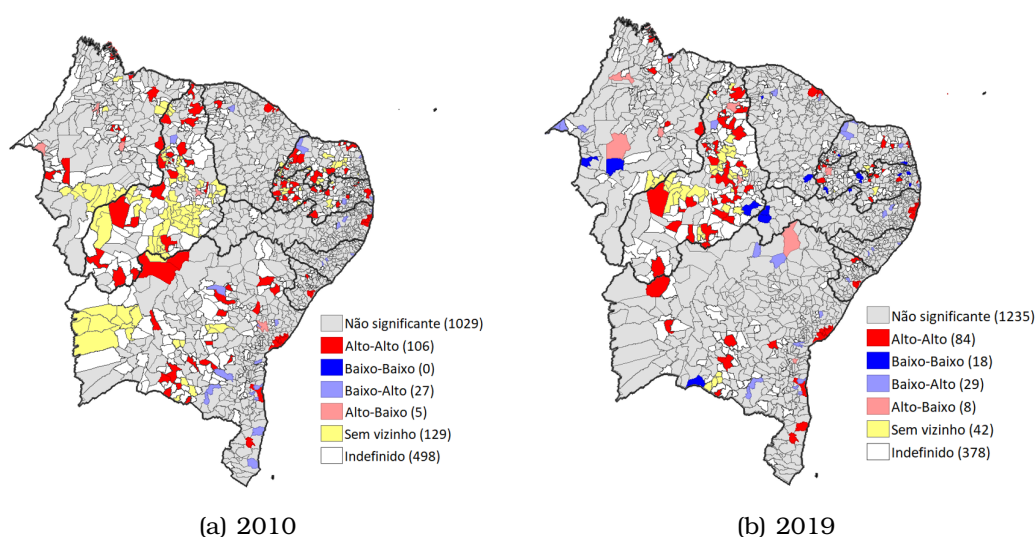
Fonte: Elaboração própria.

Nota: Pseudo-significância empírica baseada em 999 permutações aleatórias. * p-valor < 0,05.

Observa-se que todos os coeficientes do I de Moran são significativos e indicam autocorrelação positiva, sugerindo a existência de concentração da quantidade de CVLI

no espaço. Ademais, independentemente da matriz de pesos considerada, pode-se rejeitar a hipótese nula de distribuição aleatória espacial da quantidade de CVLI nos municípios da região Nordeste. Dessa maneira, infere-se que os municípios com quantidades de CVLI acima da média possuem vizinhos com altos valores nessa variável e municípios com quantidades de CVLI abaixo da média são vizinhos de municípios com baixas quantidades de CVLI. Pela magnitude (em torno de 0,16) e significância estatística do I de Moran (a 1%) dentre as matrizes espaciais calculadas, a matriz com três vizinhos mais próximos foi a escolhida para conduzir as análises subsequentes. Adicionalmente, mapas da Figura 1 exibem a localização dos agrupamentos na região, nos dois anos avaliados.

Figura 1. Mapa LISA univariado para a quantidade de CVLI nos municípios da região Nordeste – 2010 e 2019.



Fonte: Elaboração própria. Gerado a partir do software GeoDa. Nota: Não significativo (município que não se enquadra em nenhum dos agrupamentos: AA-BB-AB-BA); indefinido (município que não contém dado sobre quantidade de CVLI, mas pelo menos 1 de seus três vizinhos mais próximos apresenta essa informação); sem vizinho (município que não contém informações sobre CVLI e seus três vizinhos mais próximos também não apresentam esse dado).

Pelos resultados dos testes apresentados na Tabela 2 é possível notar a dependência espacial no modelo para o ano de 2010, por meio do I de Moran e dos multiplicadores de Lagrange.

Tabela 2. Diagnóstico de dependência espacial pelo multiplicador de Lagrange.

| Teste | CVLI – 2010 | | CVLI – 2019 | |
|----------------------------|-------------|---------------|-------------|---------------|
| | Valor | Probabilidade | Valor | Probabilidade |
| I de Moran | 2,717 | 0,0066 | 4,211 | 0,0000 |
| $ML\rho$ (lag) | 15,576 | 0,0001 | 32,062 | 0,0000 |
| $ML\rho$ robusto (lag) | 13,358 | 0,0003 | 17,787 | 0,0000 |
| $ML\lambda$ (erro) | 6,862 | 0,0088 | 16,906 | 0,0000 |
| $ML\lambda$ robusto (erro) | 4,644 | 0,0312 | 2,631 | 0,1048 |

Fonte: Elaborado a partir dos resultados estimados no programa GeoDaSpace.

Verificando os critérios ML_ρ e ML_λ , constata-se que os dois foram significativos para o ano de 2010. No procedimento de especificação de modelos espaciais, os testes robustos ML_{ρ^*} e ML_{λ^*} também se mostraram significativos, sendo que o primeiro foi maior do que o segundo, indicando que o modelo SAR deve ser estimado. No entanto, seguindo a orientação de Florax et al. (2003) e de Maranduba e Almeida (2008), dado que tanto o multiplicador de Lagrange robusto da defasagem (ML_{ρ^*}) quanto o multiplicador de Lagrange robusto do erro (ML_{λ^*}) foram significativos, serão analisados os coeficientes do modelo SAC.

Em relação à especificação para o ano de 2019, os testes do multiplicador de Lagrange apontaram o modelo SAR como o mais apropriado, uma vez que o multiplicador robusto do erro não apresentou significância estatística.

O diagnóstico das regressões estimadas por MQO apresenta os testes de normalidade de Jarque-Bera e o de heterocedasticidade de Koenker-Bassett, conforme se observa na Tabela 4. No teste de normalidade, se rejeita a hipótese nula de normalidade dos resíduos; também se rejeitou a hipótese de homocedasticidade, indicando a presença de variância não constante nos resíduos.

Tyszler (2006) e Almeida (2012) destacam que, devido à não normalidade dos erros, é mais adequado estimar os modelos espaciais pelo Método Generalizado dos Momentos (GMM). A presença de heterocedasticidade foi controlada empregando o erro robusto de White (1980) nos modelos MQO e SAR, e o erro robusto de Kaleijjan e Prucha (2010) nos modelos SEM e SAC.

6. Discussão

A Tabela 3 apresenta a quantidade de clusters do tipo AA e BB por estado. Observe que dos municípios classificados no agrupamento do tipo AA no ano de 2010, 25,47% estão localizados no estado da Bahia, 19,81% no Piauí, 18,87% na Paraíba, 13,21% no Rio Grande do Norte, 8,49% no Maranhão, 7,55% em Pernambuco, 3,77% no Ceará e 2,83% no estado de Sergipe, incluindo as capitais Recife e Salvador.

Tabela 3. Quantidade de *clusters* do tipo Alto-Alto (AA) e Baixo- Baixo (BB) por estado.

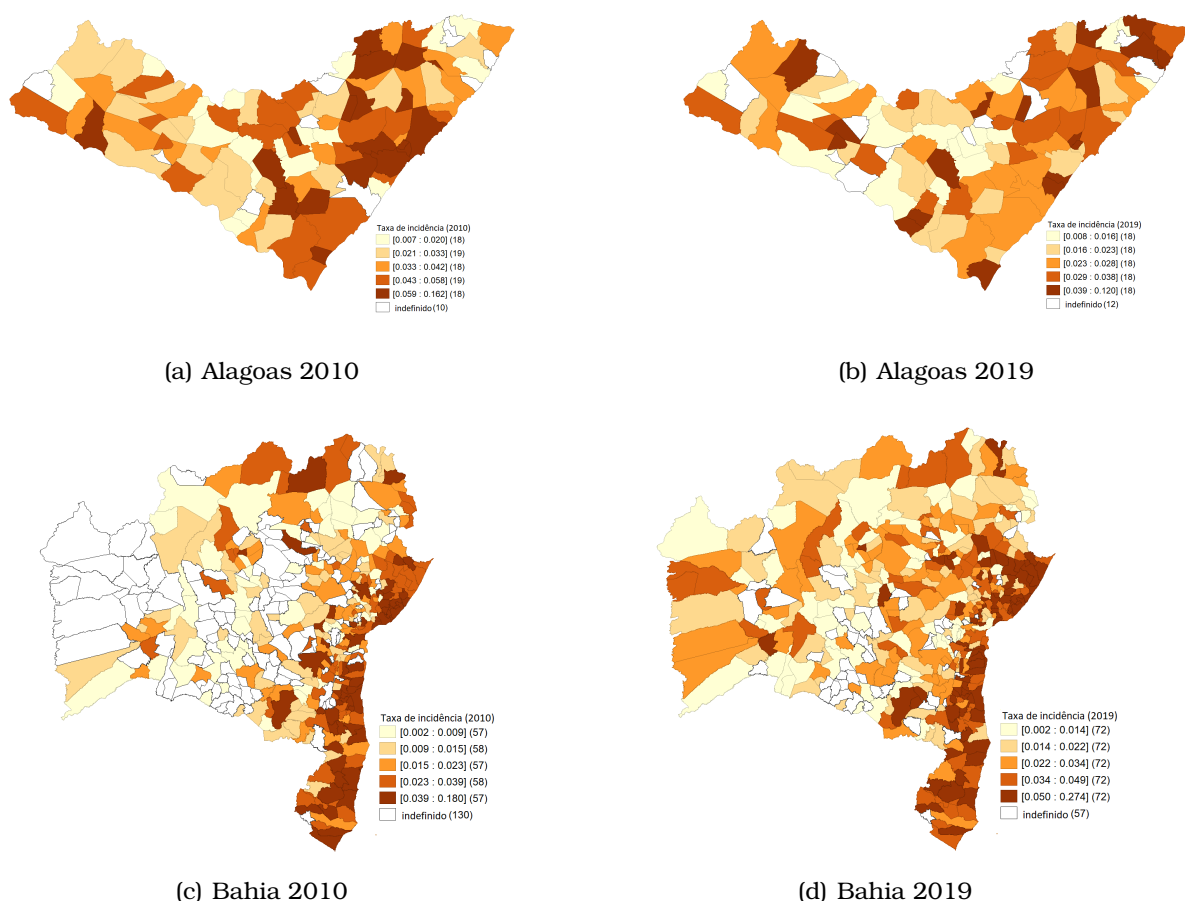
| Estado | AA | | BB | |
|---------------------|------------|-----------|----------|-----------|
| | 2010 | 2019 | 2010 | 2019 |
| Maranhão | 9 | 5 | 0 | 2 |
| Piauí | 21 | 29 | 0 | 1 |
| Ceará | 4 | 4 | 0 | 2 |
| Rio Grande do Norte | 14 | 8 | 0 | 2 |
| Paraíba | 20 | 10 | 0 | 7 |
| Pernambuco | 8 | 9 | 0 | 3 |
| Alagoas | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Sergipe | 3 | 3 | 0 | 0 |
| Bahia | 27 | 16 | 0 | 1 |
| Total | 106 | 84 | 0 | 18 |

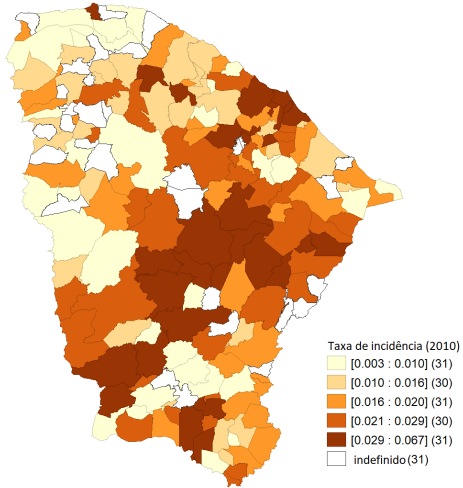
Fonte: Elaboração própria.

Em relação aos *clusters* do tipo AA observados em 2019, os quais correspondem a cerca de 5% dos municípios nordestinos, 34,5% localizam-se no Piauí, 19% na Bahia, 11,9% na Paraíba, 10,7% em Pernambuco, 9,52% no Rio Grande do Norte, 5,95% no Maranhão, 4,76% no Ceará e 3,57% em Sergipe. Do total de aglomerações espaciais do tipo AA observadas em 2019, 59,5% encontram-se na região semiárida brasileira. Nesse agrupamento estão incluídas quatro capitais, a saber, Fortaleza, Natal, Recife e Salvador, e as duas últimas também exibem essa característica em 2010. Ao todo, foram observados 18 grupos de municípios do Nordeste com associação do tipo BB, mas apenas no ano de 2019. A maior concentração de *clusters* espaciais é no estado da Paraíba, 35,7% dessas aglomerações.

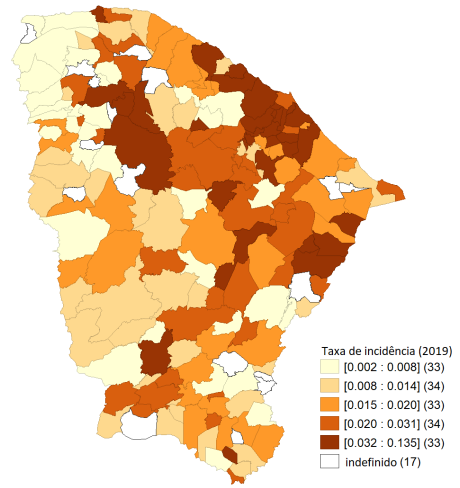
Identificados os agrupamentos, cabe analisar a questão do risco relativo à qual a população de cada município é exposta em comparação ao restante do estado, ilustrado pelos mapas da Figura 2.

Figura 2. Mapas quantílicos do risco relativo para os estados do Nordeste, nos anos de 2010 e 2019.

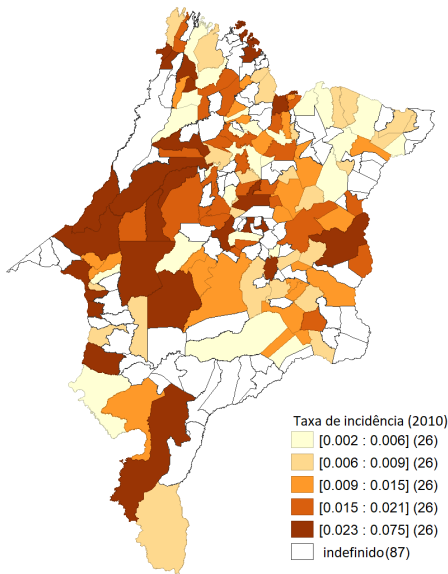




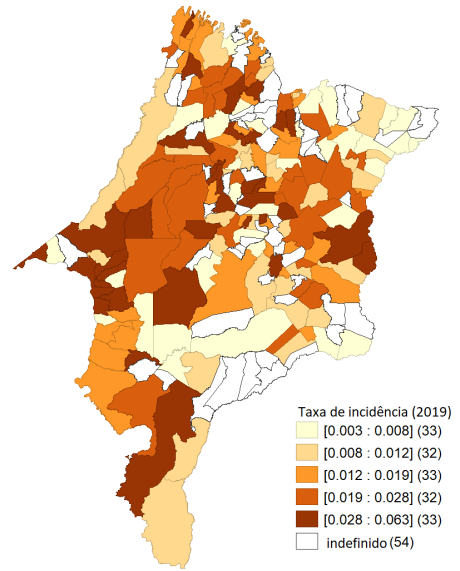
(e) Ceará 2010



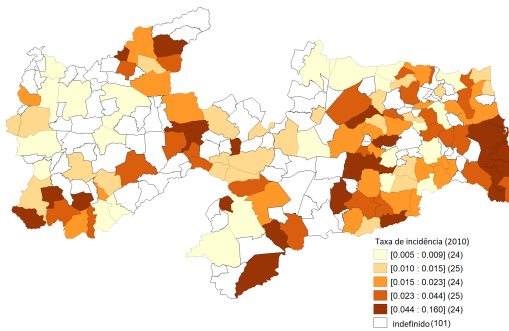
(f) Ceará 2019



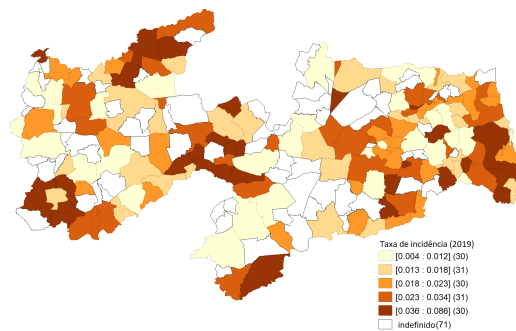
(g) Maranhão 2010



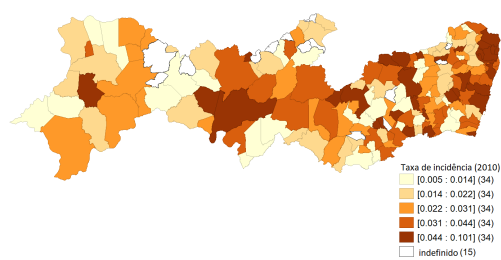
(h) Maranhão 2019



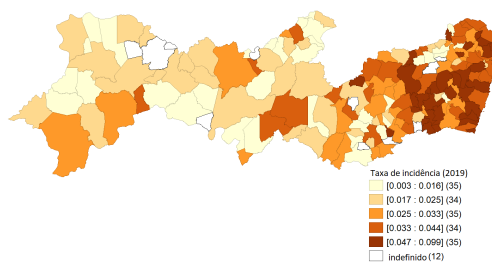
(i) Paraíba 2010



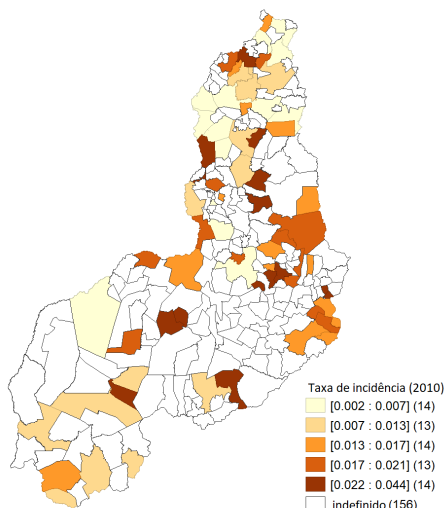
(j) Paraíba 2019



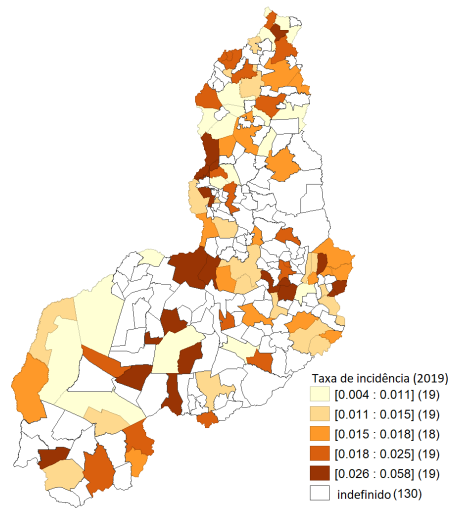
(k) Pernambuco 2010



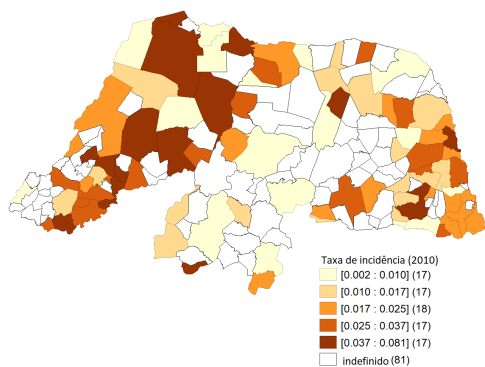
(l) Pernambuco 2019



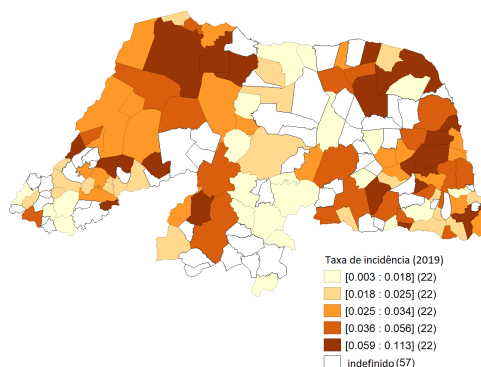
(m) Piauí 2010



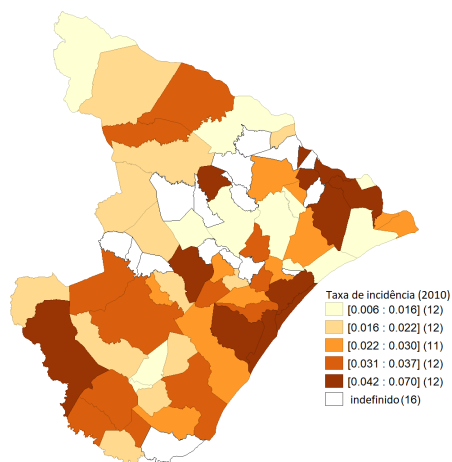
(n) Piauí 2019



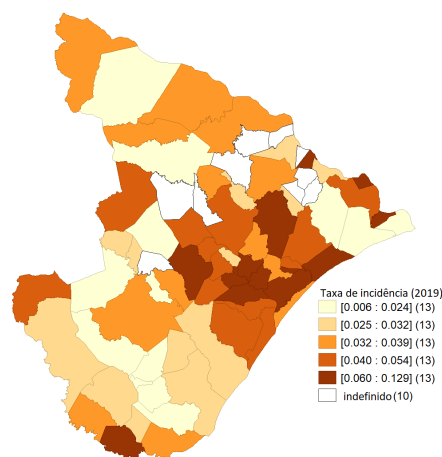
(o) Rio Grande do Norte 2010



(p) Rio Grande do Norte 2019



(q) Sergipe 2010



(r) Sergipe 2019

Fonte: Elaboração própria.

No estado do Maranhão, a mesorregião com maior quantidade de municípios na faixa superior nos dois anos é o oeste Maranhense, com aproximadamente 57,69% e 51,52% dos municípios em 2010 e 2019, respectivamente. Nesse aspecto, a capital, São Luís, também configura região com alta incidência de homicídios. Estes resultados corroboram os trabalhos de da Silva (2020), de Souza et al. (2019) e Andrade e Diniz (2013), que destacam altos índices de violência na referida região, também em razão de sua proximidade à faixa criminal do leste paraense.

A capital do Piauí, Teresina, figura entre as localidades observadas no quantil superior nos dois anos. Os demais municípios na faixa superior estão dispersos ao longo do território, no entanto, pode-se observar uma maior concentração nas regiões sudoeste e sudeste do Piauí, com 64,29% das localidades destacadas em 2010 e 73,68% em 2019.

Dos municípios cearenses observados no quantil superior, as mesorregiões do Sertão Cearense e região metropolitana de Fortaleza destacam-se em 2010, compondo 32,26 e 19,35%. Resultado similar é encontrado por Andrade e Diniz (2013), que indica grande incidência de crimes no entorno de Quixeramobim, município que compõe o Sertão Cearense. Por outro lado, em 2019, 33,33% dos municípios do quantil superior encontram-se na mesorregião norte, e 27,27% na região metropolitana de Fortaleza. A capital, Fortaleza, está inclusa no quantil superior apenas no ano de 2010.

Em relação ao estado do Rio Grande do Norte, a capital Natal está incluída no quantil maior apenas no ano de 2010. A mesorregião do oeste potiguar se destaca nos dois anos com uma maior quantidade de municípios no quantil mais alto, representando 70,59% dos municípios em 2010 e 36,36% em 2019.

No estado da Paraíba, a capital aparece na faixa superior apenas no ano de 2010.

Em relação às mesorregiões, pode-se destacar a Mata Paraibana (33,33%) e o Sertão Paraibano (29,17%) no ano de 2010 – sendo bastante afetada pela violência letal também em 2019 –, compondo 50% dos municípios localizados no quantil mais alto.

No quantil mais alto no estado de Pernambuco, a capital (Recife) aparece na faixa superior apenas no ano de 2010. No quantil superior sobressaem municípios do Agreste Pernambucano, com um percentual de 32,35% em 2010 e 37,14% em 2019, e a Mata Pernambucana, com 29,41% em 2010 e 48,57% em 2019.

No estado de Alagoas, a capital Maceió está entre as localidades observadas no quantil maior no ano de 2010. Os municípios na faixa superior estão mais concentrados na mesorregião do Leste Alagoano, com cerca de 77,78% das localidades destacadas em 2010 e 61,11% em 2019.

Em relação ao estado de Sergipe, a capital Aracaju está incluída no quantil maior apenas no ano de 2010. A mesorregião do Leste Sergipano se destaca nos dois anos com uma maior quantidade de municípios no quantil mais alto, representando cerca de 75% dos municípios em 2010 e 92,31% em 2019.

No estado da Bahia, por fim, se destacam a Região Metropolitana de Salvador, com 24,56% em 2010 e 49,12% em 2019, bem como o sul do estado, com 22,22% em 2010 e 40,28% em 2019. A capital, Salvador, está entre as localidades observadas no quantil mais alto em ambos os anos de análise. Resultados similares foram encontrados por da Silva (2020), Dantas et al. (2019), de Souza et al. (2019), Oliveira et al. (2017) e Andrade e Diniz (2013), que indicam agrupamentos de municípios mais violentos no litoral sul do estado, no período de 2011 a 2017.

Em relação aos modelos espaciais estimados apresentados na Tabela 4, nota-se que os coeficientes de autocorrelação espacial rho (ρ) e lambda (λ) foram estatisticamente diferentes de zero ao nível de significância de 5% (nos modelos SEM e SAC em 2010, e SAR e SEM em 2019), confirmando a presença de autocorrelação espacial positiva.

Os crimes letais no Nordeste, pois, podem ser explicados pelas características sociodemográficas do município. Mais especificamente, maiores índices de desigualdade estão ligados a maiores taxas de CVLI observadas, assim como a densidade populacional e a participação no G51, que denotam adensamento e urbanização. O nível de rendimentos, por sua vez, exibe a relação negativa, isto é, municípios cuja população apresenta maior renda média têm taxas menores de CVLI, o que também corrobora, apesar de ter representação ambígua na literatura.

A presença de homens jovens e o número de empregados na população, por outro lado, apresentam comportamento atípico em comparação ao restante da literatura. Nesta análise, haver mais homens jovens no município não implica em maiores taxas de CVLI, assim como a existência de mais pessoas com vínculo formal de trabalho não implica menores taxas.

Tabela 4. Efeitos sobre a quantidade de CVLI no ano de 2010 e 2019.

| Variáveis | 2010 | | | 2019 | | | |
|---------------------------------------|------------------------|------------------------|------------------------|------------------------|------------------------|------------------------|------------------------|
| | MGO | SAR | SEM | MGO | SAR | SEM | |
| Índice de Gini | 95,4347* (30,3648) | 86,8772* (29,1628) | 91,2891* (29,4326) | 71,3639* (25,5211) | 65,4751* (24,0349) | 65,7128* (23,9899) | 70,0086* (24,7197) |
| População empregada (%) | 3,2250* (0,9671) | 2,4360* (0,9601) | 2,9495* (0,9380) | 2,1644* (0,6205) | 1,5972* (0,6798) | 1,8055* (0,6187) | 1,9476* (0,6409) |
| Rendimento médio da população (em ln) | -10,1973* (3,8266) | -7,6924* (3,8568) | -9,2133* (3,6948) | -7,0295* (2,9909) | -4,9948 (3,2126) | -5,3988 (2,9418) | -6,6754* (3,0965) |
| Densidade populacional | 11,1412* (2,6629) | 8,7403* (1,8748) | 11,3364* (2,9599) | 8,5645* (1,7362) | 6,9018* (1,1756) | 8,6457* (1,8968) | 6,7440* (1,1435) |
| Jovens do sexo masculino (%) | -6,1532* (1,7524) | -5,6290* (1,5809) | -6,1937* (1,7867) | -4,6622* (1,6293) | -4,4177* (1,5003) | -4,8866* (1,6653) | -4,1002* (1,4159) |
| Guarda Municipal | 0,9809 (1,6726) | 0,402 (1,7833) | 0,558 (1,7528) | 2,3428* (1,1938) | 2,0943 (1,2015) | 1,8939 (1,2581) | 2,4449* (1,0909) |
| G51 | 154,2114* (41,2123) | 161,7912* (44,2835) | 155,5209* (41,4786) | 102,6943* (23,3058) | 108,4899* (25,3035) | 104,9032* (23,6933) | 104,0759* (22,8355) |
| Constante | -12,0271* (3,5692) | -10,7370* (2,9171) | -11,8971* (3,7077) | -7,4626* (1,9908) | -7,5043* (1,9448) | -7,0394* (2,0204) | -7,4474* (1,7792) |
| ρ | - | 0,2892 (0,1765) | - | - | 0,2532* (0,1271) | - | 0,2531* (0,1056) |
| λ | - | - | 0,1085* (0,0459) | - | - | 0,1313* (0,0444) | -0,1734 (0,1211) |
| Jarque- Bera | 11886619,141* | - | - | 8327480,306* | - | - | - |
| Koenker-Bassett | 195,448* | - | - | 204,171* | - | - | - |

Fonte: Elaboração própria.

Nota: Erros-padrão entre parênteses; * $p < 0,05$.

De modo geral, há menção de efeitos ambíguos da população empregada e do percentual de jovens do sexo masculino. Enquanto pobreza, desigualdade, educação e grau de urbanização apresentam resultados que corroboram a literatura. Além disso, as análises espaciais da violência letal no Nordeste apresentam indícios de agrupamentos, mesmo ao se considerar a influência de aspectos sociodemográficos na determinação das taxas de CVLI, o que fortalece a hipótese de preponderância da localização geográfica.

7. Considerações finais

Os achados deste trabalho reverberam os resultados da literatura consultada, no sentido de que reforçam a hipótese de correlação espacial da criminalidade. Os trabalhos que abordam o tema variam nos quesitos de abrangência territorial, período e variáveis de interesse analisados; ainda assim, o fenômeno de agrupamento da criminalidade se faz presente em muitos estados, em momentos variados. Como ressaltado por da Silva (2020), *clusters* de violência/criminalidade do tipo AB ou BA são escassos, indicando que, seja por transbordamento ou por compartilhamento de características econômicas, sociais e demográficas, municípios próximos entre si exibem índices similares.

As diferenças de localização dos agrupamentos entre as amostras de 2010 e 2019, encontradas neste trabalho, podem indicar um processo de espalhamento da violência letal pela região Nordeste e, uma vez que se observa mais capitais em grupos de alta incidência de violência no período mais recente, se acentua a influência das características socioeconômicas na determinação desses cenários. Também por esse motivo, a interiorização da violência letal não parece ter ocorrido de forma homogênea entre os estados nordestinos, como se percebe na comparação entre os mapas de risco relativo nos diferentes períodos analisados. Há, entretanto, persistência de concentração do crime em regiões litorâneas, fato que se verifica na comparação de resultados da literatura que analisa o período 2011 a 2017 e os achados deste artigo para os anos de 2010 e 2019.

As análises econométricas conduzidas mostram resultados com alguma similaridade àqueles da literatura consultada, em especial nos quesitos de urbanização, densidade populacional e desigualdade. Em geral, municípios – e grupos de municípios – mais ricos e populosos concentram altos índices de criminalidade, e alterações nos agrupamentos ao longo do tempo podem refletir um processo de desenvolvimento de uma cidade ou região. Desigualdade de renda, por sua vez, tem relação positiva com quantidades de CVLI, reforçando a questão da vulnerabilidade à disseminação da criminalidade.

Por fim, melhoramentos a este trabalho incluem investigar as características sociodemográficas dos municípios que compõem grupos dos tipos AA e BB, determinando o que os diferencia. Nesse sentido, o mesmo pode ser feito para municípios de agru-

pamentos dos tipos AB e BA, no intuito de entender o que pode explicar tais 'ilhas' de violência em certas regiões.

Referências

- Almeida, E. (2012). *Econometria espacial aplicada*. Campinas-SP. Alínea.
- Andrade, L. T. d. e Diniz, A. M. A. (2013). A reorganização espacial dos homicídios no Brasil e a tese da interiorização. *Revista Brasileira de Estudos de População*, 30:S171-S191.
- Andrade, M. V. e Lisboa, M. d. B. (2000). Desesperança de vida: Homicídio em Minas Gerais, Rio de Janeiro e São Paulo-1981 a 1997. 2:775-808.
- Anselin, L. (1995). Local indicators of spatial association-lisa. *Geographical Analysis*, 27(2):93-115.
- Batella, W. B. e Diniz, A. M. A. (2010). Análise espacial dos condicionantes da criminalidade violenta no estado de Minas Gerais. *Sociedade & Natureza*, 22(1):151-163.
- Beato, C. e Reis, I. A. (2000). Desigualdade, desenvolvimento socioeconômico e crime. *Desigualdade e pobreza no Brasil*.
- Cerqueira, D. et al. (2017). Atlas da violência 2017. Texto para discussão, IPEA e FBSP.
- da Silva, W. C. (2020). Distribuição espacial das taxas de homicídios nas microrregiões nordestinas no período de 2011 a 2017.
- Dantas, L. et al. (2019). Espreadimento do crime na Bahia: Um estudo a partir dos indicadores de crimes violentos letais intencionais. *Revista Contribuciones a las Ciencias Sociales*, nov.
- de Araujo Junior, A. F. e Fajnzylber, P. (2001). O que causa a criminalidade violenta no Brasil? uma análise a partir do modelo econômico do crime: 1981 a 1996. Textos para discussão Cedeplar-UFMG, Cedeplar, Universidade Federal de Minas Gerais.
- de Mendonça, M. (2002). Criminalidade e violência no Brasil: uma abordagem teórica e empírica. *Revista Brasileira de Economia de Empresas*, 2(1):33-49.
- de Souza, H. G., Rocha, S. F., e Chaves, F. A. H. (2019). Convergência espacial da criminalidade nas microrregiões do Nordeste brasileiro. *Econômica*, 21(2).
- Farias, C. A., Figueiredo, A. M., e de Lima, J. E. (2008). Dependência espacial e análise de agrupamento de municípios para diferentes tipos de crime em Minas Gerais. *Revista Reuna*, 13(3).
- Florax, R. J., Folmer, H., e Rey, S. J. (2003). Specification searches in spatial econometrics: the relevance of Hendry's methodology. *Regional Science and Urban Economics*, 33(5):557-579.

- Gutierrez, M. B. S. et al. (2004). Inequality and criminality revisited: further evidence from brazil. In: *Anais do XXXII Encontro Nacional de Economia [Proceedings of the 32nd Brazilian Economics Meeting]*. ANPEC.
- Kume, L. et al. (2004). Uma estimativa dos determinantes da taxa de criminalidade brasileira: uma aplicação em painel dinâmico. *Encontro Nacional de Economia*, 32:1–16.
- Maranduba, N. G. e Almeida, E. (2008). Eficiência e eficácia da política regional em minas geras. In: *Anais do XXXII Encontro Nacional de Economia [Proceedings of the 32nd Brazilian Economics Meeting]*. ANPEC.
- Oliveira, Ê. d. A., Caires, F. O., e de Oliveira, S. V. (2017). Uma análise exploratória para a identificação de clusters de propensão à criminalidade no estado da bahia para o ano de 2010. *Revista Econômica do Nordeste*, 48(4):9–24.
- Peixoto, B. T., Moro, S., Andrade, M., et al. (2004). Criminalidade na região metropolitana de belo horizonte: uma análise espacial. *XI Seminário de Economia Mineira*.
- Plassa, W., Paschoalino, P. A. T., e dos Santos, M. P. (2019). Determinantes socioeconômicos das taxas de homicídios no nordeste brasileiro:: Uma análise espacial. *Planejamento e Políticas Públicas*, jul-dez(53).
- Sass, K. S., Porsse, A. A., e da Silva, E. R. H. (2016). Determinantes das taxas de crimes no paran : uma abordagem espacial. *Revista Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos*, 10(1):44–63.
- Tyszler, M. (2006). *Econometria espacial: discutindo medidas para a matriz de pondera o espacial*. Tese de Doutorado, Escola de Administra o de Empresas/FGV-SP.
- White, H. (1980). A heteroskedasticity-consistent covariance matrix estimator and a direct test for heteroskedasticity. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, 48(4):817–838.

Agradecimentos

Os autores agradecem os coment rios e sugest es de Ana Sara Cortez Irffi, Gabriela Nascimento, Maria Gl ria Sistelos, Marina Barbosa, Miguel Ara jo, T ssia Germano de Oliveira. Agradecemos tamb m aos assistentes de pesquisas Ros lia Kjaer e Thiago Dreckler e   SUDENE pelo TED 14/2020, celebrado com a UFC. Erros e omiss es s o de nossa responsabilidade.

 Este artigo est  licenciado com uma *CC BY 4.0 license*.