



**UNIVERSIDADE ESTADUAL DA PARAÍBA  
CAMPUS I - CAMPINA GRANDE  
CENTRO DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIA  
DEPARTAMENTO DE ESTATÍSTICA  
CURSO DE BACHARELADO EM ESTATÍSTICA**

**ALEXANDRINO GOMES**

**MODELAGEM ESPACIAL DOS INDICADORES  
SOCIOECONÔMICOS NA MORTALIDADE INFANTIL DA REGIÃO  
NORDESTE**

**CAMPINA GRANDE - PB  
2020**

ALEXANDRINO GOMES

**MODELAGEM ESPACIAL DOS INDICADORES SOCIOECONÔMICOS NA  
MORTALIDADE INFANTIL DA REGIÃO NORDESTE**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao curso de Bacharelado em Estatística do Departamento de Estatística do Centro de Ciências e Tecnologia da Universidade Estadual da Paraíba, como requisito parcial à obtenção do título de bacharel em Estatística.

**Orientador:** Prof. Dr. Ricardo Alves de Olinda

**CAMPINA GRANDE - PB  
2020**

É expressamente proibido a comercialização deste documento, tanto na forma impressa como eletrônica. Sua reprodução total ou parcial é permitida exclusivamente para fins acadêmicos e científicos, desde que na reprodução figure a identificação do autor, título, instituição e ano do trabalho.

G633m Gomes, Alexandrino.

Modelagem espacial dos indicadores socioeconômicos na mortalidade infantil da região nordeste [manuscrito] / Alexandrino Gomes. - 2020.

38 p. : il. colorido.

Digitado.

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Estatística) - Universidade Estadual da Paraíba, Centro de Ciências e Tecnologia, 2020.

"Orientação : Prof. Dr. Ricardo Alves de Olinda, Coordenação do Curso de Estatística - CCT."

1. Mortalidade infantil. 2. Estatística espacial. 3. Regressão espacial. I. Título

21. ed. CDD 519.5

ALEXANDRINO GOMES

MODELAGEM ESPACIAL DOS INDICADORES SOCIOECONÔMICOS NA  
MORTALIDADE INFANTIL DA REGIÃO NORDESTE

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao curso de Bacharelado em Estatística do Departamento de Estatística do Centro de Ciências e Tecnologia da Universidade Estadual da Paraíba, como requisito parcial à obtenção do título de bacharel em Estatística.

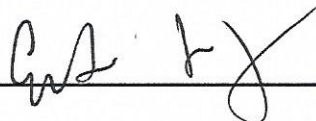
Trabalho aprovado em 08/10/2020.

**BANCA EXAMINADORA**



---

Prof. Dr. Ricardo Alves de Olinda  
Universidade Estadual da Paraíba (UEPB)



---

Prof. Dr. Gustavo Henrique Esteves  
Universidade Estadual da Paraíba (UEPB)



---

Prof. Dr. Tiago Almeida de Oliveira  
Universidade Estadual da Paraíba (UEPB)

## AGRADECIMENTOS

Ser estatístico se tornou um sonho que floresceu durante esta minha longa jornada. Com desafios e muita luta, gostaria muito de agradecer primeiramente a Deus por ter guiado essa minha trajetória na graduação.

Agradeço principalmente aos meus pais, José Gomes Gonçalves e Maria Soi Mali Araújo, e a minha vida Dirce Ermelinda Pereira Matos e Ofélia Fátima Matos Gomes, por tudo.

Ao Professor e orientador Ricardo Alves de Olinda pelo conhecimento adquirido, pelo crescimento profissional e principalmente pela paciência.

Ao Governo do Timor Leste, essencialmente o Ministério da Educação, que nos ofereceu a oportunidade e apoio para que conseguimos realizar e finalizar o estudo no Brasil.

Ao Ex-Coordenador de Relações Internacionais da UEPB, Prof. Dr. Carlos Enrique Ruiz Ferreira, ao atual Coordenador Prof. Cláudio S. de Lucena Neto e aos assessores da Coordenadoria de Relações Internacionais que, gentilmente, nos acolheram, acompanharam e apoiaram durante toda nossa estadia.

Aos amigos do curso de Estatística, Mateus Peixoto, Samuel, Wylliam Alves, Hiago José A. de A. Martins, Débora de Sousa Cordeiro, Iago Renan Valentim Silva, Pedro Augusto Ferreira da Silva, por todos os estudos e conhecimentos compartilhados e por serem verdadeiros companheiros de jornada.

À minha família e amigos, em especial a Maria F. G. Araújo, irmão André G. Ramos, Cecilia Ximenes, Julio Dias, Gaspar da Costa Martins, Geovannio Vinhas, Moises da Costa Soares e todas camaradas do Grupo de Bolsistas de Timor Leste na Paraíba (BTP) por todo o apoio motivacional e emocional de importância ímpar que me auxiliaram a seguir no curso.

E por fim, não mais do que importante, gostaria de agradecer a todos os meus professores da graduação. Desde o primeiro período até então. Obrigado por vocês passarem um pouco de seus conhecimentos. Vocês, sem dúvidas, foram uma das grandes motivações por ter me apaixonado por este curso tão fantástico que é a Estatística. Muito obrigado!

*“A estatística é a gramática da ciência.”*  
(Karl Pearson)

*“Essencialmente, todos os modelos estão errados, mas alguns são úteis.”*  
(George Box)

*“A verdadeira ciência ensina sobretudo a duvidar e a ser ignorante.”*  
(Miguel de Unamuno)

*“Sem análise de dados, você é só mais uma pessoa com uma opinião.”*  
(W. Edwards Deming)

## RESUMO

Atualmente, apesar da diminuição global, a Taxa de Mortalidade Infantil - TMI ainda é considerada um dos grandes problemas da Saúde Pública mundial, uma realidade presente em alguns países, inclusive no Brasil. Esse problema está relacionado principalmente com as manifestações de discrepâncias socioeconômicas e saneamento básico, que ainda dificultam o acesso e uso dos meios de promoção, proteção e recuperação da saúde. A região Nordeste ainda apresenta os piores indicadores sociais, em relação às demais regiões do país. Neste sentido, este trabalho traz como objetivo comprovar a hipótese de que pode haver dependência espacial nos indicadores socioeconômicos da região Nordeste, implementar um modelo que seja capaz de identificar áreas favoráveis a avanços e retrocessos nas políticas públicas nos anos de 1991, 2000 e 2010. Para isso, emprega-se o método exploratório da estatística espacial para Dados de Área, que permite visualizar espacialmente as variáveis de estudo por meio da matriz de vizinhança com autocorrelação espacial. Modelos de Regressão Espacial também se mostraram eficientes na estrutura de autocorrelação da taxa de mortalidade infantil e variáveis socioeconômicas. Sendo assim, por meio dos resultados discutidos, podemos concluir que, o estudo da variabilidade espacial e temporal da TMI ao longo de três décadas, em pequena e grande escala, por meio destes, o estudo mostrou uma existência da dependência espacial entre os municípios, formando *clusters* em vários locais. Neste sentido, torna-se de suma importância para os órgãos competentes, tendo o conhecimento de áreas podem contribuir para o agravamento de problemas públicos e importantes indicadores sociais, bem como o analisado neste trabalho, facilita na aplicação de políticas públicas para a melhoria do bem-estar social.

**Palavras-chave:** Mortalidade Infantil. Estatística Espacial. Regressão Espacial.

## **ABSTRACT**

Currently, despite the global decrease, the Infant Mortality Rate - IMT is still considered one of the major problems of Public Health worldwide, a reality present in some countries, including Brazil. This problem is mainly related to the manifestations of socioeconomic discrepancies and basic sanitation, which still hinder the access and use of the means of promotion, protection and recovery of health. The Northeast region still presents the worst social indicators, in relation to the other regions of the country. In this sense, this work aims to prove the hypothesis that there may be spatial dependence on socioeconomic indicators in the Northeast region, to implement a model that is able to identify areas favorable to advances and setbacks in public policies in the years 1991, 2000 and 2010. For this, the exploratory method of spatial statistics for Area Data is used, which allows the spatial visualization of the study variables through the neighborhood matrix with spatial autocorrelation. Spatial regression models were also shown to be efficient in the autocorrelation structure of the infant mortality rate and socioeconomic variables. Thus, through the results discussed, we can conclude that, the study of the spatial and temporal variability of the IMT over three decades, in small and large scale, through these, the study showed an existence of spatial dependence among the municipalities, forming clusters in various locations. In this sense, it becomes of paramount importance for the competent bodies, having knowledge of areas can contribute to the aggravation of public problems and important social indicators, as well as that analyzed in this work, facilitates the application of public policies for the improvement of the well-being social.

**Key-words:** Infant Mortality. Spatial Statistics. Spatial Regression.



## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Mapa de localização da região Nordeste com seus respectivos estados. . . . .	15
Figura 2 – Matriz de proximidade espacial usando como critério a fronteira entre as áreas (CÂMARA et al., 2004). . . . .	17
Figura 3 – Áreas e Matriz de proximidade espacial, normalizada pelas linhas (CÂMARA et al., 2004). . . . .	18
Figura 4 – Gráfico de Espalhamento de Moran (SANTOS; JUNIOR, 2006). . . . .	21
Figura 5 – Mapa de Percentil para a taxa de mortalidade infantil nos municípios da região Nordeste, Brasil. . . . .	25
Figura 6 – Mapa de quartis para a taxa de mortalidade infantil nos municípios da região Nordeste, Brasil. . . . .	25
Figura 7 – Mapa de índice de Moran Local para a taxa de mortalidade infantil nos municípios da região Nordeste, Brasil. . . . .	27
Figura 8 – Gráfico de espalhamento de Moran Local para a taxa de mortalidade infantil nos municípios da região Nordeste, Brasil. . . . .	28
Figura 9 – <i>Box Map</i> nos anos 1991, 2000 e 2010 para a taxa de mortalidade infantil nos municípios da região Nordeste, Brasil. . . . .	29
Figura 10 – <i>Lisa Map</i> nos anos 1991, 2000 e 2010 para a taxa de mortalidade infantil nos municípios da região Nordeste, Brasil. . . . .	31
Figura 11 – <i>Moran Map</i> nos anos 1991, 2000 e 2010 para a taxa de mortalidade infantil nos municípios da região Nordeste, Brasil. . . . .	32
Figura 12 – Mapa dos resíduos dos modelos mais adequados no ano 1991, 2000 e 2010 nos municípios da região Nordeste, Brasil. . . . .	34

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Lista dos indicadores socioeconômicos utilizados. . . . .	16
Tabela 2 – Estatísticas descritivas para a taxa de mortalidade infantil nos anos de 1991, 2000 e 2010. . . . .	24
Tabela 3 – Estimativas I de Moran Global e Estatística C de Geary para os municípios da região Nordeste nos anos de 1991, 2000 e 2010. . . . .	26
Tabela 4 – Tabela dos coeficientes estimados e dos índices de Moran dos modelos de Regressão Espacial - 1991, 2000 e 2010. . . . .	33

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AA	Alto Alto
AB	Alto Baixo
AIC	Akaike Information Criterion (Critério de Informação de Akaike)
BA	Baixo Alto
BB	Baixo Baixo
GINI	Índice de GINI
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IDHM	Índice de Desenvolvimento Humano Municipal
LISA	Local Indicators of Spatial Association (Indicadores Locais de Associação Espacial)
ODM	Objetivos de Desenvolvimento do Milênio
ODS	Objetivos de Desenvolvimento Sustentável
OMS	Organização Mundial da Saúde
Q1	Primeiro quadrante
Q2	Segundo quadrante
Q3	Terceiro quadrante
Q4	Quarto quadrante
RC	Regressão Clássica
SAR	Spatial AutoRegressive Model (Modelo Espacial Autoregressivo Misto)
SEM	Spatial Error Model (Modelo de Erro Espacial)
SDM	Spatial Durbin Model (Modelo Espacial de Durbin)
TFT	Taxa de Fecundidade Total
TMI	Taxa de Mortalidade Infantil

## LISTA DE SÍMBOLOS

$\sigma$	Letra grega minúscula sigma
$\epsilon$	Letra grega minúscula epsilon
$\rho$	Letra grega minúscula rho
$\beta$	Letra grega minúscula beta
$\lambda$	Letra grega minúscula lambda
$\xi$	Letra grega minúscula ksi
$\Theta$	Letra grega maiúscula theta
$\theta$	Letra grega minúscula theta

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>12</b>
<b>2</b>	<b>MATERIAL E MÉTODOS</b>	<b>15</b>
<b>2.1</b>	<b>Material e Região de Estudo</b>	<b>15</b>
<b>2.2</b>	<b>Metodologia</b>	<b>16</b>
<b>2.2.1</b>	<b><i>Visualização da Variável</i></b>	<b>16</b>
<b>2.2.2</b>	<b><i>Matriz de Vizinhança (Matriz W)</i></b>	<b>17</b>
<b>2.2.3</b>	<b><i>Média Móvel</i></b>	<b>18</b>
<b>2.2.4</b>	<b><i>Autocorrelação Espacial</i></b>	<b>18</b>
<b>2.2.4.1</b>	<b><i>Autocorrelação Espacial Global (I de Moran Global)</i></b>	<b>19</b>
<b>2.2.4.2</b>	<b><i>Autocorrelação Espacial Local (I de Moran Local)</i></b>	<b>19</b>
<b>2.2.5</b>	<b><i>Gráfico de Espalhamento de Moran</i></b>	<b>20</b>
<b>2.2.6</b>	<b><i>Box Map, LISA Map e Moran Map</i></b>	<b>21</b>
<b>2.2.7</b>	<b><i>Modelos de Regressão Espacial</i></b>	<b>21</b>
<b>2.2.7.1</b>	<b><i>Modelo Linear Clássico (Regressão Clássica)</i></b>	<b>21</b>
<b>2.2.7.2</b>	<b><i>Modelo Espacial Autorregressivo Misto - SAR</i></b>	<b>22</b>
<b>2.2.7.3</b>	<b><i>Modelo de Erro Espacial - SEM</i></b>	<b>22</b>
<b>2.2.7.4</b>	<b><i>Modelo Espacial de Durbin - SDM</i></b>	<b>23</b>
<b>2.2.7.5</b>	<b><i>Seleção de Modelos com Efeitos Espaciais</i></b>	<b>23</b>
<b>3</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÃO</b>	<b>24</b>
<b>3.1</b>	<b>Análise Descritiva</b>	<b>24</b>
<b>3.2</b>	<b>Distribuição de Dependência Espacial</b>	<b>26</b>
<b>3.3</b>	<b>Análise de Regressão Espacial</b>	<b>32</b>
<b>4</b>	<b>CONCLUSÃO</b>	<b>35</b>
	<b>REFERÊNCIAS</b>	<b>36</b>

## 1 INTRODUÇÃO

A mortalidade infantil constitui-se do número de óbitos de crianças, que é considerado como um importante indicador sensível das condições de vida e saúde de uma população (SANTOS, 2018). Atualmente, a mortalidade infantil é um dos grandes problemas de saúde pública mundial. Apesar da diminuição global de seus índices, ainda é uma realidade presente em vários países em desenvolvimento (SANDERS et al., 2017). Mesmo com grandes avanços no combate à mortalidade infantil nos últimos anos, a Organização Mundial da Saúde (OMS, 2019) salientou que, em 2018, a Taxa de Mortalidade Infantil (TMI) corresponde a 4,0 milhões óbitos no primeiro ano de vida.

Globalmente, diminuiu de uma taxa estimada de 65 mortes por 1.000 nascidos vivos em 1990 para 29 mortes por 1.000 nascidos vivos em 2018. Assim, as mortes anuais caíram de 8,7 milhões em 1990 para 4,0 milhões em 2018. No entanto, há uma desigualdade na mortalidade infantil no mundo. Enquanto a região africana apresenta mais de sete vezes maior do que na região europeia, no Brasil, a TMI constata-se uma redução drástica nas últimas sete décadas, passando de 146,6 óbitos a cada mil nascidos vivos, em 1940, para 12,8 em 2017. Assim, o país alcançou a meta de redução da mortalidade proposta nos Objetivos de Desenvolvimento do Milênio (ODM) das Nações Unidas, tomando à frente de muitos países (MINISTÉRIODASAÚDE, 2019).

Percebe-se em alguns relatos estatísticos que a TMI está relacionada a manifestações de discrepâncias socioeconômicas, como moradia, trabalho, renda familiar, grau de escolaridade e proteção social e ambientais como saneamento básico que ainda dificultam o acesso e uso dos meios de promoção, proteção e recuperação da saúde (SANDERS et al., 2017). As principais causas de mortalidade infantil são: complicações prematuras do nascimento, infecções respiratórias agudas, complicações relacionadas ao parto, anomalias congênitas e diarreia (OMS, 2019). Em quase metade dos casos, um fator que predomina é a má nutrição. Por esta razão, a mortalidade infantil é um indicador-chave não apenas para saúde e bem-estar infantil, mas causa no geral em Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS) (UNICEF, 2019).

Sendo assim, como destacam vários pesquisadores, os índices de mortalidade infantil somente passarão a diminuir, quando houver uma maior atenção em melhorar a assistência à mulher e ao recém-nascido, em sala de parto e berçário, as condições socioeconômicas da população com baixa renda, o acesso à educação, ao saneamento e aos serviços básicos de saúde (BRASIL, 2008; DUARTE et al., 2002; SIMÕES, 2002). De fato, segundo alguns estudos, a mortalidade infantil tem diminuído mundialmente na decorrência do desenvolvimento socioeconômico e implementação das intervenções materno-infantil (SOUZA et al., 2017).

Desse modo, a mortalidade infantil é considerada uma variável que pode ser controlada, a qual necessita o desenvolvimento de projetos concentrados em políticas

sociais que incluem ações voltadas às gestantes e aos recém-nascidos (FARAH, 2004). Além disso, é relevante também fazer estudos epidemiológicos que possibilitem o entendimento da distribuição espacial da mortalidade infantil, permitindo que sejam consideradas as áreas que necessitam de maior intervenção positiva por partes dos órgãos de saúde buscando o bem-estar das populações (SCALON et al., 2012). Sendo assim, estudar a distribuição espacial da mortalidade infantil - precisamente, verificar a sua relação com o território em áreas urbanas - pode favorecer nos avanços no entendimento de determinantes de agravos à saúde, contribuindo, assim, na redução da mortalidade infantil (VEDOVATO; LOURENÇO; CORDEIRO, 2012).

A Estatística Espacial é considerada como um ramo da estatística com a finalidade de analisar a localização espacial de eventos, isto é, identificar, localizar e visualizar a ocorrência de fenômenos que se contém no espaço. Além disso, é possível modelar a ocorrência dos fatores determinantes, a estrutura de distribuição espacial ou a identificação de padrões (ANDRADE et al., 2007). É uma área extremamente utilizada em vários âmbitos da ciência, onde os dados são coletados em diversos locais.

Conforme Câmara et al. (2004) e Scalon et al. (2012), na análise e modelagem espacial, os dados são classificados em três grandes tipos para descrever o problema: Dados de Processo Pontuais (Eventos), Dados de Área (Polígonos fechados) e Dados de Superfície Contínua (Geoestatística). Dados de Processo Pontuais (eventos) são entendidos como aqueles que identificam os eventos ou fenômenos como pontos localizados no espaço, por exemplo, os dados são as coordenadas dos casos de uma doença. Dados de Área (polígonos fechados) referem-se aos dados adquiridos através de levantamentos populacionais como, por exemplo, contagens de casos de uma doença numa determinada unidade de análise, normalmente delimitadas por polígonos fechados, como setores censitários ou municípios. Por fim, dados de superfície contínua (Geoestatística), que compreendem os fenômenos distribuídos continuamente em uma região como, por exemplo, medidas de concentração de um elemento químico no solo.

De acordo com Scalon et al. (2012), a aplicação da estatística espacial não se restringe à delimitação geográfica do problema, todavia, possibilita também fazer uma análise integrada, que inclui o estudo da dependência no espaço. Por isso, tem se tornado cada vez mais utilizada no trabalho científico, visto que propõe a inclusão direta das coordenadas geográficas no estudo de um fenômeno.

Nesta monografia, apenas a análise dos dados de área será aplicada, visto que, os dados de mortalidade infantil se apresentam em forma de contagens por setores censitários ou municípios. Neste sentido, o presente trabalho tem como objetivo comprovar a hipótese de que pode haver dependência espacial nos indicadores socioeconômicos da região Nordeste e implementar um modelo que seja capaz de identificar espacialmente áreas favoráveis a avanços e retrocessos nas políticas públicas. Ainda é uma meta deste trabalho quantificar, através de mapas temáticos, valores preditos da variabilidade espacial, em escala global e

local, e desenvolver métodos de regressão espacial para incorporar variáveis socioeconômicas no modelo espacial para dados de área.



## 2 MATERIAL E MÉTODOS

### 2.1 Material e Região de Estudo

A Região Nordeste, de acordo com Figura 1, é uma das cinco regiões do Brasil, e é composta por nove estados: Alagoas, Bahia, Ceará, Maranhão, Paraíba, Pernambuco, Piauí, Rio Grande do Norte e Sergipe. Sua extensão territorial é de 1.554.257  $km^2$ , sendo o terceiro maior complexo regional do Brasil, ocupando 18,2% da área do país. O território nordestino limita-se com as regiões Norte (a oeste), Centro-Oeste (a sudoeste), Sudeste (ao sul), além de ser banhado pelo oceano Atlântico (ao norte e leste). A população da região, conforme dados do Censo Demográfico de 2010, realizado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - IBGE<sup>1</sup>, é de 53.081.950 habitantes.

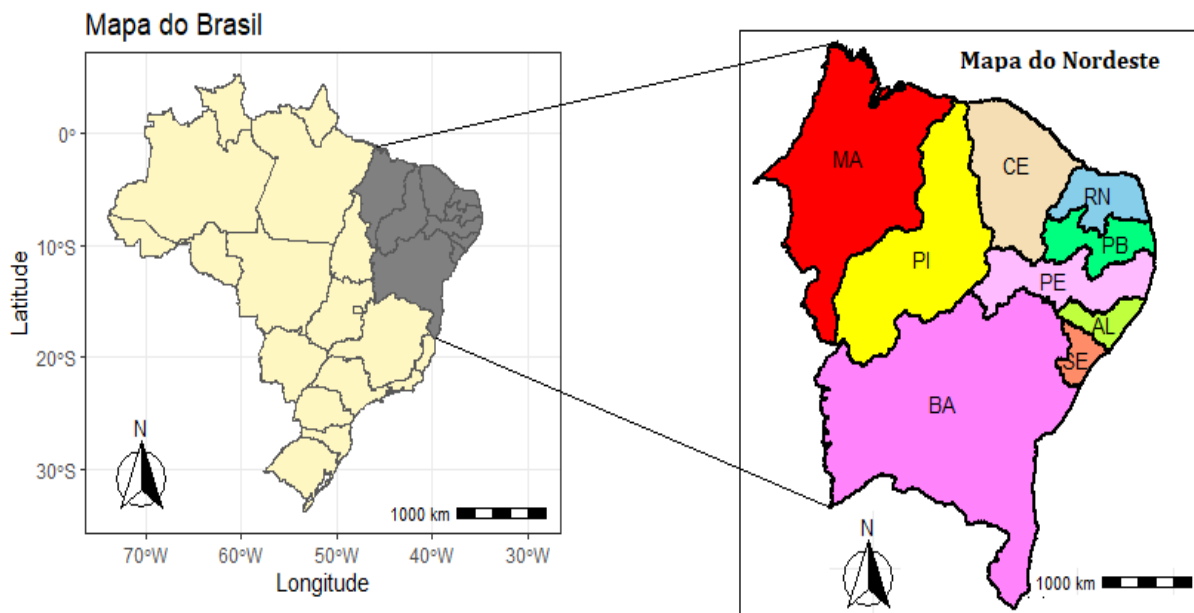


Figura 1 – Mapa de localização da região Nordeste com seus respectivos estados.

Os dados utilizados nesta pesquisa são provenientes dos censos brasileiros dos anos de 1991, 2000 e 2010, realizados pelo IBGE, que estão disponível no Atlas do Desenvolvimento Humano do Brasil<sup>2</sup>. Todas as análises estatísticas foram manipuladas com a linguagem de programação *Software R* (versão 4.0.2) e serão ilustrados na forma de tabelas, gráficos e mapas (R-CORE, 2020). Os indicadores socioeconômicos foram selecionados conforme mostrado na Tabela 1, considerando a variável TMI como variável dependente e como variáveis independentes o Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDHM), o Coeficiente GINI e a Taxa de Fecundidade Total (TFT).

<sup>1</sup> <http://www.ibge.gov.br/home/>

<sup>2</sup> <http://atlasbrasil.org.br/2013/pt/>

Tabela 1 – Lista dos indicadores socioeconômicos utilizados.

Fatores	Subfatores	Indicadores
Socioeconômicos	TMI	Taxa Mortalidade Infantil é um número de crianças que não deverão sobreviver ao primeiro ano de vida em cada 1000 crianças nascidas vivas.
	IDHM	Índice de Desenvolvimento Humano Municipal é uma medida composta de indicadores de três dimensões do desenvolvimento humano: longevidade, educação e renda. O índice varia de 0 a 1. Quanto mais próximo de 1, maior o desenvolvimento humano.
	GINI	Coeficiente de GINI mede o grau de desigualdade existente na distribuição de indivíduos segundo a renda domiciliar per capita. Seu valor varia de 0, quando não há desigualdade (a renda domiciliar per capita de todos os indivíduos tem o mesmo valor), a 1, quando a desigualdade é máxima (apenas um indivíduo detém toda a renda).
	TFT	Taxa de Fecundidade Total é um número médio de filhos que uma mulher deverá ter ao terminar o período reprodutivo (15 a 49 anos de idade).

## 2.2 Metodologia

Existem três métodos e técnicas na estatística espacial, um deles é a análise espacial de dados de área que é manipulada neste trabalho, onde os dados estão disponíveis de maneira aglomerada para uma certa unidade de área (polígono), como um bairro, distrito, setor censitário, município, etc. Esses dados, em geral, são contagem, como o número de óbitos, a quantidade de crimes ou o número de pessoas idosas por cada área. Os dados de área referem-se a um mapa de uma região  $R$ , particionado em  $n$  áreas  $A_i = 1, 2, \dots, n$ , onde em cada área é feita uma observação aleatória  $Y_i$ , em que  $Y_i$  é uma agregação sobre a área  $A_i$ , onde essa medição refere-se a toda área  $A_i$ , não a um ponto específico no espaço (COSTA, 2017).

### 2.2.1 Visualização da Variável

No âmbito do presente conjunto de dados, inicialmente é necessário realizar uma análise descritiva. A maneira mais simples e clara da análise exploratória é a visualização de valores extremos nos mapas. Vale salientar que o uso de diferentes pontos de corte da variável induz a visualização de diferentes aspectos. Existem três métodos descritivos de visualização da variável que são realizados neste trabalho: Método de intervalos iguais, entendidos como os valores máximo e mínimo são divididos pelo número de classes; Método percentis, refere-se o intervalo de valores de cada classe, onde é calculado por meio do ordenamento dos valores da variável. É uma forma de separar as classes em percentual de

valores da variável; por fim, o método do desvio padrão, onde são geradas classes separadas pelo valor do desvio padrão (CÂMARA et al., 2004).

### 2.2.2 Matriz de Vizinhança (Matriz $W$ )

Uma técnica necessária para a análise de dados de área é a construção de uma matriz de vizinhança, também conhecida como matriz de distância ou matriz de proximidade. Essa matriz é a forma de expressar a relação espacial de cada área com as demais. A matriz contém a informação de quanto a interação é mais forte em municípios mais próximos, e mais fraca em municípios mais distantes. De acordo com Câmara et al. (2004), a matriz  $W_{(n \times n)}$  é definida como,

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1n} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & w_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{n1} & w_{n2} & \dots & w_{nn} \end{bmatrix}, \quad (2.1)$$

onde  $n$  representa o número de locais (observações) e cada elemento  $w_{ij}$  representa uma medida de proximidade entre  $A_i$  e  $A_j$ . Os elementos da matriz  $w_{ij} = 1$ , quando as áreas são consideradas vizinhas, e  $w_{ij} = 0$  caso contrário. A Figura 2 e 3 ilustram, respectivamente, o exemplo simples da construção de matriz de proximidade espacial (Matriz  $W$ ), em que os valores dos elementos da matriz refletem o critério de adjacência (o valor é 1 se as áreas se tocam e 0, no caso contrário) e também necessário normalizar suas linhas, para que a soma dos pesos de cada linha seja igual a 1, como se verá a seguir.

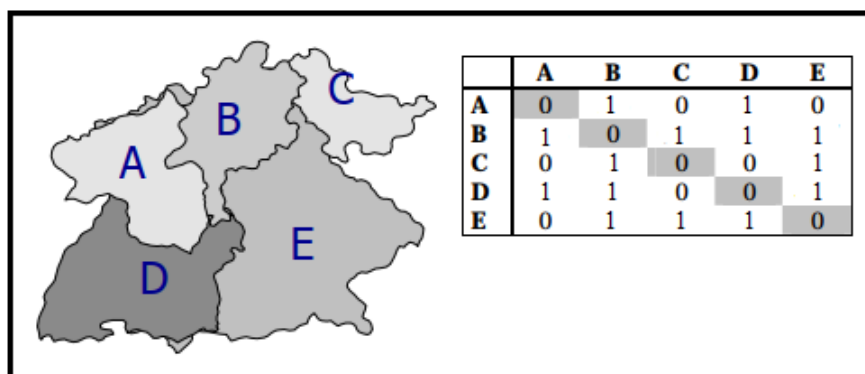


Figura 2 – Matriz de proximidade espacial usando como critério a fronteira entre as áreas (CÂMARA et al., 2004).

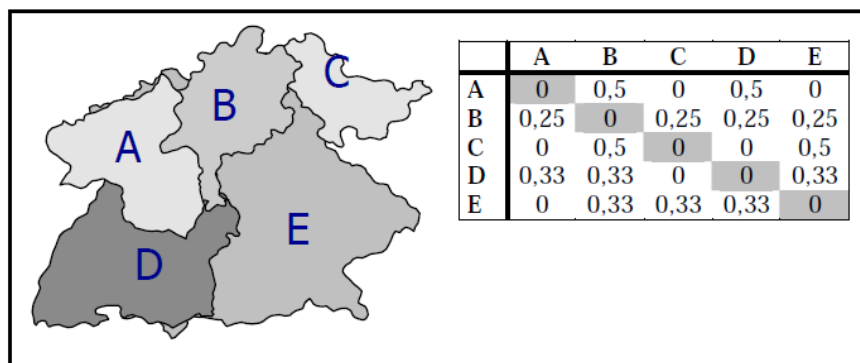


Figura 3 – Áreas e Matriz de proximidade espacial, normalizada pelas linhas (CÂMARA et al., 2004).

Conforme Nunes (2013), lembra que na análise espacial é importante investigar as regiões de *outliers* não só no conjunto dos dados, mas também em relação aos seus vizinhos. Assim, esta matriz busca identificar a estrutura de correlação espacial que melhor descreva os dados, tendo como ideia básica, a estimativa da magnitude da autocorrelação espacial entre as áreas.

### 2.2.3 Média Móvel

A média móvel é um dos indicadores mais antigos e o mais utilizado para prever futuras tendências. O objetivo da média móvel é identificar padrões e a variação da tendência dos dados espaciais. Isto reduz a variabilidade espacial, pois a operação tende a produzir uma superfície menos descontínua (mais suave) que os dados originais (CÂMARA et al., 2004). A sua equação é dada por:

$$\hat{\mu}_i = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}(y_j - \bar{y}), \quad (2.2)$$

onde  $\hat{\mu}_i$  são médias ponderadas,  $w_{ij}$  é a matriz de proximidade espacial normalizada  $\mathbf{W}$ ,  $y_j$  é o valor do atributo em cada área e  $n$  é o número de polígonos (áreas).

### 2.2.4 Autocorrelação Espacial

Um conceito importante para a compressão e análise dos fenômenos espaciais é a dependência espacial. Este conceito é chamado de primeira lei da geografia, retratada por Waldo Tobler, que afirma que “todas as coisas são parecidas, mas coisas mais próximas se parecem mais que coisas mais distantes”. A dependência espacial está presente em todas as direções e fica mais fraca à medida em que aumenta a dispersão na localização dos dados (TOBLER, 1970).

Segundo Câmara et al. (2004), a dependência espacial é também chamada autocorrelação espacial. Este termo foi derivado do conceito estatístico de correlação, utilizado para mensurar o relacionamento entre duas variáveis aleatórias. A preposição “Auto” indica

que a medida de correlação é realizada com a mesma variável aleatória, medidas em locais distintos no espaço. Para mensurar a autocorrelação espacial, pode-se utilizar indicadores baseados na mesma ideia: verificar como varia dependência espacial, por comparação entre os valores de uma amostra e de seus vizinhos.

#### 2.2.4.1 Autocorrelação Espacial Global (*I* de Moran Global)

A estatística de autocorrelação espacial global é uma metodologia estatística para detectar a presença ou não de dependência espacial (autocorrelação espacial) antes de se utilizar um modelo de regressão espacial para a modelagem dos dados. De acordo com Caumo (2006), Moran (1950), Geary (1954), existem duas medidas que têm sido amplamente utilizadas em dados de área para calcular a dependência espacial global, o índice *I* de Moran Global e a Estatística *C* de Geary. O *I* de Moran, proposto por Moran, pode ser expresso da seguinte maneira:

$$I = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{\sum_{j=1}^n (y_i - \bar{y})^2}, \quad (2.3)$$

e a Estatística *C* de Geary, proposto por Geary, segue por:

$$C = \frac{(n-1)}{2 \sum_{i=1}^n \sum_{i \neq j}^n w_{ij}} \times \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (z_i - \bar{z})(z_j - \bar{z})}{\sum_{i=1}^n (z_i - \bar{z})^2}. \quad (2.4)$$

Neste caso, os dados são analisados de maneira generalizada, avaliando a associação espacial de uma região inteira por meio de um indicador global conhecido por *I* de Moran Global. Segundo Rêgo e Pena (2012), o *I* de Moran varia em intervalo de  $[-1, 1]$ , onde o valor próximo de -1 indica uma autocorrelação espacial negativa (dispersão perfeita), isto é, o valor da variável em questão numa determinada região tende a ser diferente dos valores observados em seus vizinhos. Já o valor próximo à 0 significa a ausência de autocorrelação espacial da variável de interesse entre as regiões (um comportamento aleatório). Por fim, o valor próximo de 1 assinala autocorrelação espacial positiva (associação perfeita), ou seja, o valor da variável de interesse numa determinada região tende a ser similar aos seus vizinhos. Enquanto a Estatística *C* de Geary varia em intervalo de  $[0, 2]$ , onde o valor próximo de 0 significa associação perfeita, o valor próximo de 1 indica um comportamento aleatório e o valor próximo de 2 representa dispersão perfeita.

#### 2.2.4.2 Autocorrelação Espacial Local (*I* de Moran Local)

Embora as medidas globais sejam muito úteis para fornecer uma indicação de agrupamento global dos dados, esta medida precisa ser complementada por estatísticas locais, na qual avaliam a autocorrelação associada com uma ou alguns valores específicos

para cada área (FISCHER; WANG, 2011). A fórmula para o cálculo do índice de *Moran Local* para cada área  $A_i$  é dada por:

$$I_i = \frac{(y_i - \bar{y}) \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} (y_j - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 / n}. \quad (2.5)$$

A estatística pode ser interpretada da seguinte maneira: os valores positivos de  $I_i$  significam que existem agrupamentos espaciais com valores similares (relação direta) da variável em estudo e os valores negativos de  $I_i$  indicam que existem agrupamentos espaciais com valores dissimilares (relação inversa) (COSTA, 2017).

### 2.2.5 Gráfico de Espalhamento de Moran

Segundo Queiroz (2003), o gráfico de espalhamento de Moran consiste em comparar os valores normalizados do atributo numa área com a média dos valores normalizados dos seus vizinhos, construindo um gráfico bidimensional de  $Z$  (valores normalizados) por  $WZ$  (média dos vizinhos). É uma forma suplementar de visualizar a dependência espacial e indicar os diferentes regimes espaciais presentes nos dados. Dessa forma, divide-se o gráfico em quatro quadrantes (Q1, Q2, Q3 e Q4) que são interpretados da seguinte maneira:

- **Quadrante 1 (Alto-Alto):** indica que as regiões pertencentes a esse agrupamento apresentam altos valores e suas regiões vizinhas também apresentam valores acima da média para a variável em análise (valores positivos, médias positivas).
- **Quadrante 2 (Baixo-Baixo):** mostra que as regiões pertinentes a esse agrupamento apresentam baixos valores e suas regiões vizinhas também apresentam valores baixos (valores negativos, médias negativas).
- **Quadrante 3 (Alto-Baixo):** diz respeito a um *cluster* no qual as regiões com valores altos são cercadas por regiões com valores baixos (valores positivos, médias negativas).
- **Quadrante 4 (Baixo-Alto):** diz respeito a um *cluster* no qual as regiões com valores baixos são cercadas por regiões de altos valores (valores negativos, médias positivas).

As regiões localizadas nos quadrantes Q1 e Q2 apresentam autocorrelação espacial positiva, ou seja, as regiões formam *clusters* com valores parecidos. Já nos quadrantes Q3 e Q4 verificam-se autocorrelação espacial negativa, ou seja, as regiões formam *clusters* com valores diferentes (DINIZ et al., 2012). Pode-se visualizar melhor a localização dos quadrantes na Figura 4.

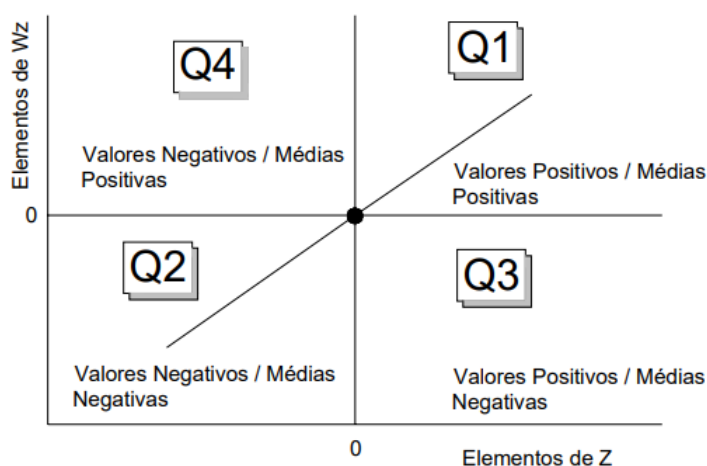


Figura 4 – Gráfico de Espalhamento de Moran (SANTOS; JUNIOR, 2006).

### 2.2.6 *Box Map, LISA Map e Moran Map*

Estes três dispositivos de mapas de visualização da dependência espacial são baseados nos resultados obtidos para os indicadores locais e do gráfico de espalhamento de Moran (NEVES et al., 2000).

- *Box Map*, é uma ampliação do Gráfico de Espalhamento de Moran, em que os atributos de cada um dos quadrantes do gráfico são representados por uma cor específica com seus respectivos polígonos (SERRANO; VALCARCE, 2000).
- *LISA Map* (Indicadores Locais de Associação Espacial) é utilizado para avaliar a significância das regiões que apresentam correlação local significativamente diferentes das demais, e seus valores são classificados em quatro grupos: não significativos, significativos aos níveis de 5%, 1% e 0,1%.
- *Moran Map*, de forma semelhante ao *LISA map*, somente as regiões para os quais os valores de LISA foram considerados significativos, e classificados de acordo com o quadrante ao qual pertencem no gráfico de espalhamento de Moran.

### 2.2.7 *Modelos de Regressão Espacial*

#### 2.2.7.1 *Modelo Linear Clássico (Regressão Clássica)*

De acordo com Câmara et al. (2004), o modelo de regressão linear clássica é uma ferramenta estatística que se baseia no relacionamento entre duas ou mais variáveis tal que uma variável possa ser explicada pela outra ou outras variáveis. Para dados espaciais, caso seja verificada autocorrelação espacial, o modelo criado deve ser incorporado na estrutura espacial, pelo fato da dependência entre as observações afetar diretamente a capacidade de explicação do modelo. Para se fazer inferência estatística, é necessário que

os erros tenham uma distribuição Normal, com média 0 e variância constante  $\sigma^2$ , e sejam independentes entre si, ou seja,  $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$  e  $Cov(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = 0, i \neq j$  (TACHIBANA et al., 2007). Essa suposição implica que a variável resposta  $Y$  também tenha distribuição normal. Em notação matricial tem-se:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}, \quad (2.6)$$

onde  $\mathbf{Y}$  é o vetor da variável resposta,  $\mathbf{X}$  é a matriz de variáveis explicativas,  $\boldsymbol{\beta}$  é o vetor de parâmetros do modelo, e  $\boldsymbol{\varepsilon}$  é o vetor de erros com distribuição normal multivariada de dimensão  $n$  com média  $\mathbf{0}$  e covariância  $\sigma^2\mathbf{I}$ .

### 2.2.7.2 Modelo Espacial Autorregressivo Misto - SAR

Câmara et al. (2004) fundamenta que o Modelo Espacial Autorregressivo Misto (*Spatial AutoRegressive Model - SAR ou Spatial Lag Model*) dado que se considera a dependência espacial através da adição ao modelo de regressão de um novo termo na forma de uma relação espacial para a variável dependente. Portanto, o modelo é expresso da seguinte forma:

$$\mathbf{Y} = \rho\mathbf{W}\mathbf{Y} + \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}, \quad (2.7)$$

em que  $\mathbf{W}$  é a matriz de vizinhança que, multiplicada a  $\mathbf{Y}$  que expressa a relação de dependência espacial e  $\rho$  é o coeficiente espacial auto-regressivo. De acordo com Rêgo e Pena (2012), o que diferencia o modelo *SAR* do modelo de regressão clássico é o coeficiente  $\rho$ . E de fato que  $\rho$  assume valor zero, significa que não existe dependência espacial para essa(s) variável(eis), isto é, as regiões vizinhas não influenciam nos valores da variável em estudo. O objetivo básico deste modelo é integrar a autocorrelação espacial como componente dele.

### 2.2.7.3 Modelo de Erro Espacial - SEM

Segundo Lopes, Brondino e Silva (2006), o Modelo de Erro Espacial (*Spatial Error Model - SEM ou Conditional AutoRegressive - CAR*) considera que os efeitos espaciais são um ruído, ou perturbação. Neste caso, os efeitos da autocorrelação espacial são associados ao termo de erro  $\varepsilon$  e o modelo pode ser expresso por:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}, \quad \boldsymbol{\varepsilon} = \lambda\mathbf{W}\boldsymbol{\varepsilon} + \boldsymbol{\xi}, \quad (2.8)$$

no qual  $\mathbf{W}\boldsymbol{\varepsilon}$  é o componente do erro com efeitos espaciais,  $\lambda$  é o coeficiente auto-regressivo e  $\boldsymbol{\xi}$  é o componente do erro com variância constante e não correlacionado. A hipótese nula para a não existência de autocorrelação é que  $\lambda = 0$ , isto é, o termo de erro não é espacialmente correlacionado.



#### 2.2.7.4 Modelo Espacial de Durbin - SDM

De acordo com Almeida (2012), o Modelo Espacial de Durbin (*SDM - Spatial Durbin Model*) tem tanto um alcance global dado pelo multiplicador espacial que surge em decorrência da presença da variável dependente defasada espacialmente quanto um alcance localizado dado pelas defasagens espaciais da variável explicativa. A motivação para esse modelo pode ser uma situação muito prevalente no trabalho empírico aplicado em econometria, onde pelo menos, alguma variável explicativa, incluída na regressão.

O Modelo Espacial de Durbin é uma ampliação dos modelos *SAR* e *SEM*, dado que é incluído *lag spatial* nas variáveis dependente e independente. O modelo é dado por:

$$\mathbf{Y}_i = \rho \mathbf{WY} + \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{WX}\boldsymbol{\Theta} + \boldsymbol{\varepsilon}, \quad (2.9)$$

onde  $\mathbf{Y}$  é o vetor de variáveis dependentes,  $\mathbf{X}$  é a matriz de dados, na qual contém as variáveis explicativas,  $\boldsymbol{\beta}$  é o vetor de parâmetros,  $\mathbf{W}$  é a matriz de proximidade espacial e  $\rho$  é o parâmetro espacial autorregressivo. Um adicional de variáveis é adicionado ao modelo criando um *lag* espacial das variáveis explicativas utilizando o produto com a matriz de proximidade espacial, com os parâmetros associados  $\boldsymbol{\Theta}$  (COSTA, 2017).

#### 2.2.7.5 Seleção de Modelos com Efeitos Espaciais

Geralmente, a análise gráfica dos resíduos é o primeiro passo para a avaliação da qualidade do ajuste da regressão. Mapear os resíduos é também consideravelmente importante no diagnóstico do modelo, buscando indícios de violação dos pressupostos de independência.

Uma elevada concentração de resíduos positivos (ou negativos) em alguma parte do mapa é um bom indicador da presença de autocorrelação espacial. Os estimadores e os diagnósticos tradicionais de regressão não levam em conta os efeitos espaciais, assim, na regressão espacial, as inferências como, por exemplo, as indicações de qualidade de ajuste baseadas no coeficiente de determinação ( $R^2$ ), não são confiáveis (RIGHETTO; TACHIBANA, 2010).

Normalmente, a comparação de modelos é feita usando-se o Critério de Informação de Akaike (*AIC - Akaike Information Criterion*). Conforme este critério, o modelo adequado é o modelo que apresenta o menor valor. O AIC utiliza o logaritmo da máxima verossimilhança e o número de parâmetros ajustados de forma independente no modelo de regressão (AKAIKE, 1998), sendo expressa pela seguinte expressão:

$$AIC = -2\log L(\hat{\boldsymbol{\theta}}) + 2k, \quad (2.10)$$

onde  $\hat{\boldsymbol{\theta}}$  é a função de máxima verossimilhança e  $k$  é o número de coeficiente de regressão.

### 3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

#### 3.1 Análise Descritiva

Previamente foi efetuada uma análise descritiva dos dados, com objetivo de verificar a medida de tendência central e dispersão. Observou-se uma queda bastante significativa no TMI dos municípios da região Nordeste entre os anos 1991 e 2010, cuja a média de 76,226, em 1991, caiu para 27,208 óbitos por mil nascidos vivos em 2010. Além disso, o valor mínimo registrado foi de 36,540 óbitos por mil nascidos vivos em 1991 e, após duas décadas, apontou-se uma redução do valor mínimo para 13,400 óbitos por mil nascidos vivos. O valor máximo variou de 120,120 para 46,800 óbitos por mil nascidos vivos no mesmo intervalo de tempo. Vale ressaltar que a redução foi proporcional com relação à taxa nacional, que sofreu redução de 47,10 para 13,30 no decorrer do ano de 1990 a 2015, sendo o índice de 2010 o que mais se aproxima do índice nacional (UNICEF, 2016). Pode-se visualizar os resultados da análise descritiva na Tabela 2.

Tabela 2 – Estatísticas descritivas para a taxa de mortalidade infantil nos anos de 1991, 2000 e 2010.

<b>Estatísticas</b>	<b>1991</b>	<b>2000</b>	<b>2010</b>
<b>Mínimo</b>	36,540	22,510	13,400
<b>Máximo</b>	120,120	96,370	46,800
<b>1º Quartil</b>	63,780	42,547	23,000
<b>3º Quartil</b>	87,127	54,660	30,800
<b>Média</b>	<b>76,226</b>	<b>49,121</b>	<b>27,208</b>
<b>Mediana</b>	76,115	48,620	26,300
<b>Variância</b>	243,416	94,482	34,206
<b>Desvio padrão</b>	15,601	9,720	5,848

Conseguiu-se visualizar os dados por meio do mapa de percentil (Figura 5), que contém a separação das classes dos municípios em quantidades iguais pelas cores. Desta maneira, encontrou-se o mesmo que se procedeu na análise descritiva, como a baixa na TMI nos municípios. Observou-se, inicialmente, que no ano de 1991 quase todos os municípios apresentavam alta TMI e, após 19 anos, sofreram uma queda significativa, ou seja, a maioria dos municípios mostrou uma diminuição significativa da TMI.

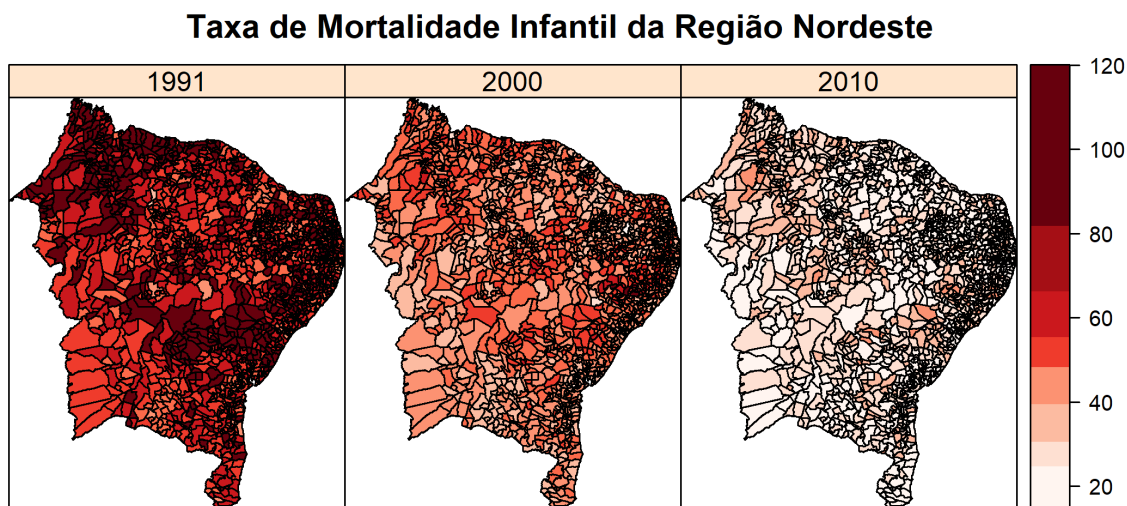


Figura 5 – Mapa de Percentil para a taxa de mortalidade infantil nos municípios da região Nordeste, Brasil.

Em outro estudo parecido com esse feito por Sanders et al. (2017), realizado na capital de Ceará, região Nordeste, no período de 2005 a 2010, observou uma redução da TMI de 20,60 para 11,90 óbitos por mil nascidos vivos em média. Assim também, Hernandez et al. (2011) mostraram uma redução da TMI no ano de 1996 a 2008 na região Sul, implicando, assim, a queda dos dados nacionais. Pelo mapa de quartis mostrado na Figura 6, apresenta-se essa diminuição para os municípios da região Nordeste entre os anos 1991, 2000 e 2010, no qual os municípios representados por cores mais escuras possuem as maiores TMI. No estado de Maranhão, ao longo dessas duas décadas, a maioria dos municípios apresentou maiores taxas, enquanto no estado de Bahia houve uma diminuição significativa nos municípios no período estudado. E a maioria dos municípios do estado de Pernambuco somente no ano de 2000 que mostraram taxas elevadas.

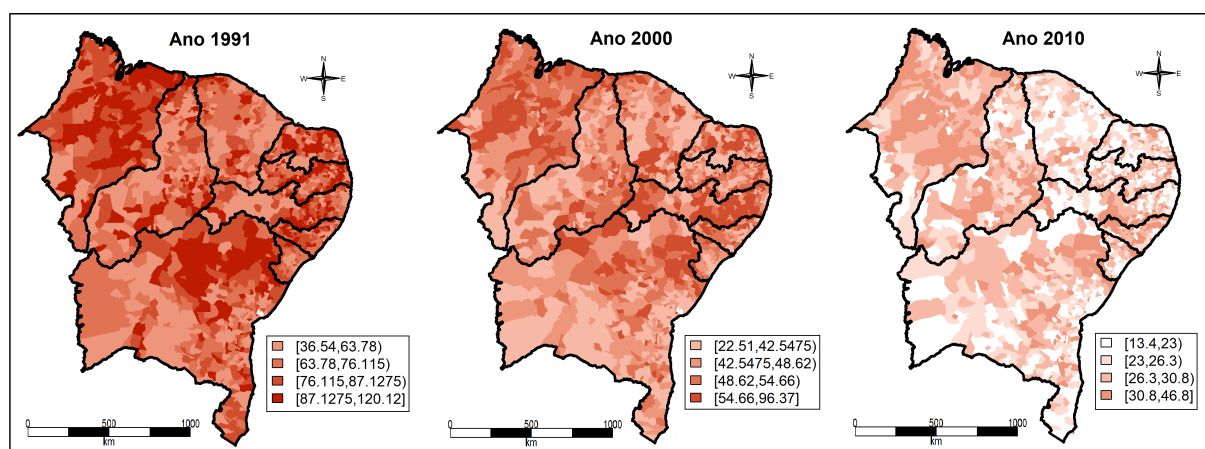


Figura 6 – Mapa de quartis para a taxa de mortalidade infantil nos municípios da região Nordeste, Brasil.

Em conformidade com alguns estudos que utilizou a mesma ideia, a maior parte dos municípios do estado do Maranhão ainda possui alta taxa de mortalidade infantil até 2010, por isso, é necessário uma agenda integrada e progressiva para atenuar essa realidade. Entre os anos 1990 e 2010, a TMI nos estados do Nordeste foi superior à média do país, porém, por outro lado em termos macrorregionais, o Nordeste foi a Região que mais reduziu a TMI atualmente (ODNE, 2017; LOYOLA; OLIVEIRA; DUTRA, 2018).

### 3.2 Distribuição de Dependência Espacial

Para este trabalho foram analisados o Índice de Moran Global e a Estatística C de Geary para a TMI nos municípios da região Nordeste nos anos 1991, 2000 e 2010. Foi possível se observar que em todos os anos foram detectados dependência espacial significativa ao nível de 0,1%, rejeitando assim, a hipótese de que há uma distribuição espacial aleatória. Deste modo, este resultado indica que na região Nordeste existia uma forte autocorrelação espacial global positiva, ou seja, em média, os municípios com maiores TMI eram circundados por municípios na mesma situação, enquanto que os municípios com menores TMI eram vizinhos de municípios na mesma circunstância. Pode-se visualizar os resultados dos índices na Tabela 3.

Tabela 3 – Estimativas I de Moran Global e Estatística C de Geary para os municípios da região Nordeste nos anos de 1991, 2000 e 2010.

Ano	I de Moran Global(p-valor)	C de Geary(p-valor)
<b>1991</b>	0,388 (< 0,001)	0,606 (< 0,001)
<b>2000</b>	0,412 (< 0,001)	0,576 (< 0,001)
<b>2010</b>	0,315 (< 0,001)	0,673 (< 0,001)

Em outro trabalho parecido com esse que usou também essa ideia, com o objetivo de identificar a dependência espacial das TMI do Arco Norte da Faixa de Fronteira Brasileira, 2000-2015, o Índice de Moran Global foi igual a 0,28 ( $p = 0,01$ ). Isso significa que os municípios apresentaram um padrão de distribuição espacial com predominância de municípios com altas TMI (SOUZA et al., 2017).

Sabe-se que existe dependência espacial conforme na Tabela 3, entretanto, quando há muitas áreas em estudos, o ideal é verificar o quanto essas áreas são similares. Para identificar áreas similares entre cada um dos municípios da região Nordeste e seus respectivos vizinhos, calculou-se o Índice de Moran local para três décadas. Pode-se visualizar por meio de Figura 7, onde os valores positivos são representados pela cor vermelha, que existe *cluster* espacial com os valores similares. Os valores negativos, representados pela cor branca, indicam que existem grupos espaciais com valores dissimilares. Observa-se que no mapa há prevalência da cor vermelha, indicando que grande parte dos municípios tem valores similares da TMI.

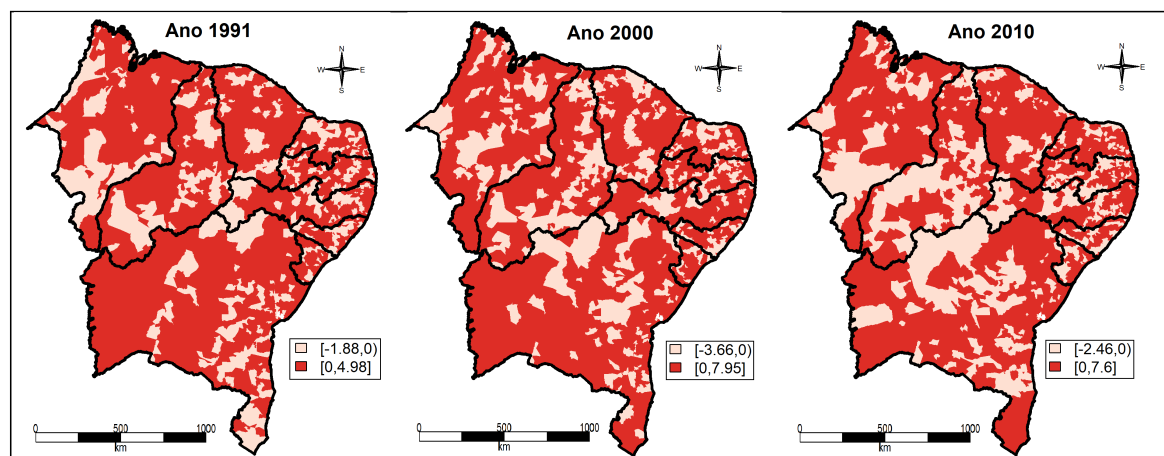


Figura 7 – Mapa de índice de Moran Local para a taxa de mortalidade infantil nos municípios da região Nordeste, Brasil.

Para comparar os valores normalizados do atributo numa área com a média dos valores normalizados dos seus vizinhos através do diagrama de espalhamento de Moran, os municípios, de acordo com os seus respectivos índices locais, foram divididos em quatro quadrantes para classificar a característica da influência espacial. Observa-se na Figura 8, no 1º quadrante, os municípios que pertencem a esse agrupamento são preocupantes, pois além de apresentarem valor alto na TMI, eles também estão cercados por municípios que apresentam valores acima da média de TMI, ou seja, os municípios que estão nesse agrupamento influenciam para o aumento a TMI de seus vizinhos. No 2º quadrante, os municípios que estão nesse grupo são os municípios com indicadores mais favoráveis e que apresentam influência satisfatória, uma vez que contribuem para diminuir a TMI de seus vizinhos. No 3º e 4º quadrantes, os municípios apresentam associação espacial inversa (transição), isto é, contribuem diversamente para a TMI de seus vizinhos. Portanto no 3º quadrante, os municípios mostram valores altos para a TMI, porém, contribuindo para que seus vizinhos diminuam este indicador. Enquanto no 4º quadrante, os municípios indicam baixos valores, no entanto, contribuindo para que a TMI de seus vizinhos aumente. A reta que passa pelo o primeiro e segundo quadrante corresponde ao coeficiente angular da regressão simples. Em comparação, no ano de 1991, perante a Figura 8, encontra-se uma dependência espacial positiva, em que o valor do I de Moran Global é de 0,388 e com um p-valor  $<0,001$ . Em 2000, verifica-se um aumento da dependência espacial positiva, com valor do I de Moran Global de 0,412 e com um p-valor  $<0,001$ . E para o ano 2010, encontra-se uma redução da dependência espacial, com valor do I de Moran Global 0,315 e com o mesmo p-valor.

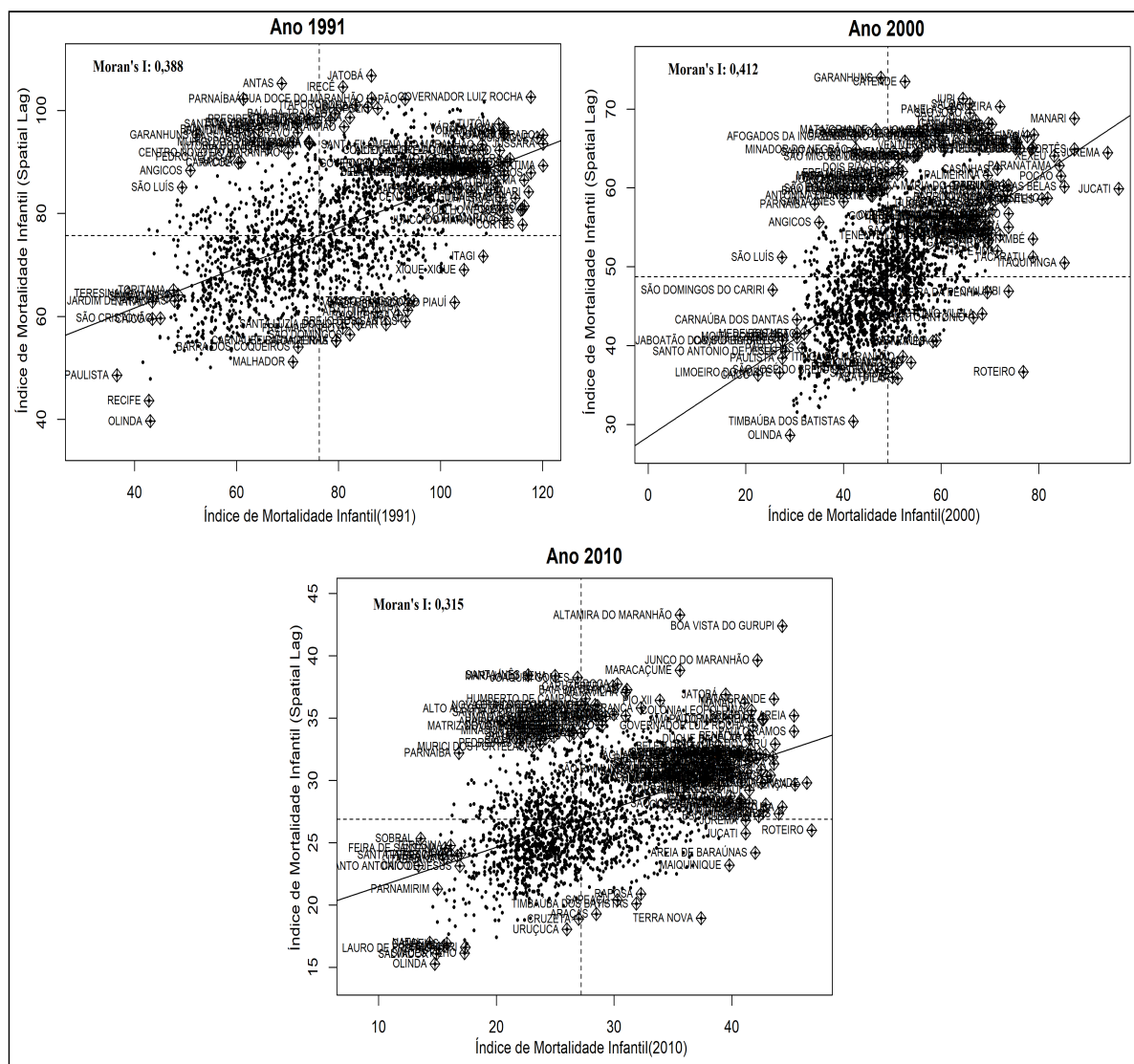


Figura 8 – Gráfico de espalhamento de Moran Local para a taxa de mortalidade infantil nos municípios da região Nordeste, Brasil.

Com base no gráfico de espalhamento de Moran na Figura 8, pode-se visualizar a área de estudo por meio do *Box Map*, o quadrante no qual cada município pertence, onde os quadrantes 1º(+/+), 2º(-/-), 3º(+/-) e 4º(-/+) estão representados pelas cores roxo escuro, roxo claro, verde claro e verde escuro, mutuamente. Com base na Figura 9, identifica-se uma predominância para a classificação do *cluster* Alto-Alto e Baixo-Baixo. No ano de 1991, encontra-se maior concentração no *cluster* Baixo-Baixo, que corresponde a 672 municípios, que ficam especificamente nos estados de Piauí, Ceará e Bahia. No estado do Piauí, a concentração ocorreu nas mesorregiões Sudoeste e Centro Norte do estado. Nos municípios cearenses distribuem-se espacialmente nas mesorregiões de Jaguaribe, Nordeste, Sertões e Norte. Já no estado de Bahia, a maior concentração encontra-se predominantemente nas mesorregiões de Extremo Oeste, Centro Sul e Sul. Em associação ao *cluster* Alto-Alto, correspondem 593 municípios, localizado basicamente

nos estados do Maranhão (nas mesorregiões Oeste, Norte, Leste e Centro), no estado da Bahia (principalmente nas mesorregiões de Centro Norte, Nordeste e Metropolitana) e no estado de Alagoas (Sertão e Agreste). Para o ano de 2000, em relação ao *cluster* Baixo-Baixo, houve um aumento para 700 municípios, mesmo assim, não houve uma mudança na composição espacial desse indicador, em que os municípios inseridos nesse *cluster* continuaram concentrados, principalmente, nos estados de Piauí, Bahia e Ceará. Em associação ao *cluster* Alto-Alto, diminuiu para 576 municípios, localizados nos estados do Maranhão, Bahia e Pernambuco. Constatou-se que no ano de 2010, o número de municípios no *cluster* Alto-Alto diminuiu para 478 municípios, comparado às duas décadas anteriores, além disso, houve uma mudança na composição dos estados que concentram um maior número de municípios nesse agrupamento. Apesar da redução na quantidade total de municípios inseridos nesse *cluster*, pode-se observar que, o estado do Maranhão permaneceu como sendo aquele com a maior quantidade de municípios em que se possuía uma TMI elevada e que eram circundados por outros municípios na mesma situação. Tal concentração estava, praticamente, distribuída em quase todas as mesorregiões do estado com exceção da mesorregião Sul. Ainda para o ano 2010, verifica-se a saída do estado de Pernambuco e a entrada de Alagoas como um dos estados nordestinos com maior concentração de cidades nesse *cluster*, distribuídas entre as mesorregiões Leste e Sertão.

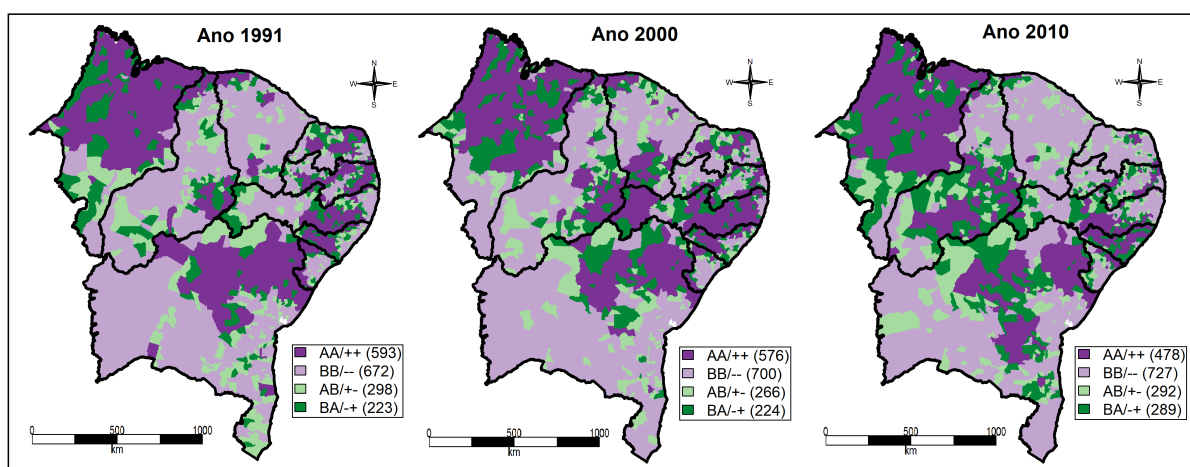


Figura 9 – *Box Map* nos anos 1991, 2000 e 2010 para a taxa de mortalidade infantil nos municípios da região Nordeste, Brasil.

Nos três mapas da Figura 9 se destaca que, para os anos de 1991, 2000 e 2010, há uma redução nos municípios que integram ao 1º quadrante, o que indica um excelente resultado, visto que, como mencionado anteriormente, esses municípios, além de apresentarem altos valores na TMI, tendem a contribuir com o aumento no valor da TMI dos municípios vizinhos. Observa-se também que a maior parte dos municípios do estado do Maranhão ao longo desses três décadas está alocada no 1º quadrante, podendo haver um grave problema social, uma vez que esses municípios que possuem altos valores para a TMI podem estar influenciando positivamente os seus vizinhos, o que será comprovado ou refutado a partir



da visualização do mapa de indicadores local de associação espacial (*LISA Map*) ilustrado na Figura 10.

Em estudo recente em Minas Gerais que utilizou a mesma ideia, observou-se, nos períodos analisados, *clusters* de elevadas TMI a nordeste do estado e, em menor proporção, na Zona da Mata e entre o centro e noroeste. O contrário ocorre com os *clusters* “Baixo-Baixo”, cujas vizinhanças tendem a apresentar baixas TMI, assim, é possível reconhecer concentrações espaciais de *cluster* “Baixo-Baixo” entre a região metropolitana de Belo Horizonte, o sul e o sudeste do estado (FARIA; SANTANA, 2016).

De outra forma, os municípios que foram mencionados anteriormente podem não apresentar associação espacial significativa, precisando assim, a visualização desses municípios com associação espacial significativa. Para uma discussão dos resultados mais satisfatória, investigam-se os municípios que estão influenciando os seus vizinhos significativamente (Figura 10), ou seja, os municípios que rejeitam a hipótese de que não existe dependência espacial e que não exercem influência para com os seus vizinhos, possuindo um índice de Moran local significativo aos níveis de 5%, 1% e 0,1%, representados pelas cores verde, azul e vermelho, respectivamente. Os municípios não significativos estão representados pela cor branca (CÂMARA et al., 2004). Podemos visualizar neste mapa que, em 1991 e 2010, alguns municípios dos estados do Maranhão, nas mesorregiões Oeste, Centro, Leste e Nordeste, apresentaram níveis extremamente significativos de 0,1%. Vale ressaltar também que em 2010, na mesorregião Norte, os municípios que fazem fronteiras com o estado do Pará, município Belém, apresentaram níveis extremamente significativos de 0,1%, porém no ano 2000, nessas mesorregiões houve mudanças significativas para nível 1% e 5%. Alguns municípios no estado de Pernambuco especificamente na mesorregião Agreste que fazem fronteiras com os municípios do estado de Alagoas, somente no ano de 2000 apresentam os níveis extremamente significativos de 0,1%.

Em outro trabalho parecido com esse que utilizou também essa ideia feito por Dias et al. (2019), no estado de Espírito Santo, a autocorrelação espacial calculada pelo Índice de Moran Local (*LISA*) foi de 0,197 ( $p = 0,02$ ), indicando a existência de correlação espacial significativa. Contudo, esse método evidenciou geograficamente um conglomerado de municípios na região mais central do estado, incluindo os municípios de Aracruz, Ibirajuba, Santa Teresa, com nível de significância menor que 0,1%. Em São Roque do Canaã, Santa Leopoldina e Afonso Cláudio, o nível de significância foi menor que 5% na correlação espacial. Outro conglomerado de municípios destacou-se no Sul do estado, envolvendo os municípios de Mimoso do Sul, Muqui e Cachoeiro do Itapemirim ( $p < 0,001$ ) e Alegre ( $p < 0,05$ ).

No geral, os municípios apresentaram o decaimento dos níveis do índice de Moran local, em que, o nível significativo de 0,1% caiu de 182 municípios em 1991 para 129 em 2010; o nível de 1% diminuiu de 87 para 59 municípios; e o nível de 5% caiu de 105 para 88 municípios.



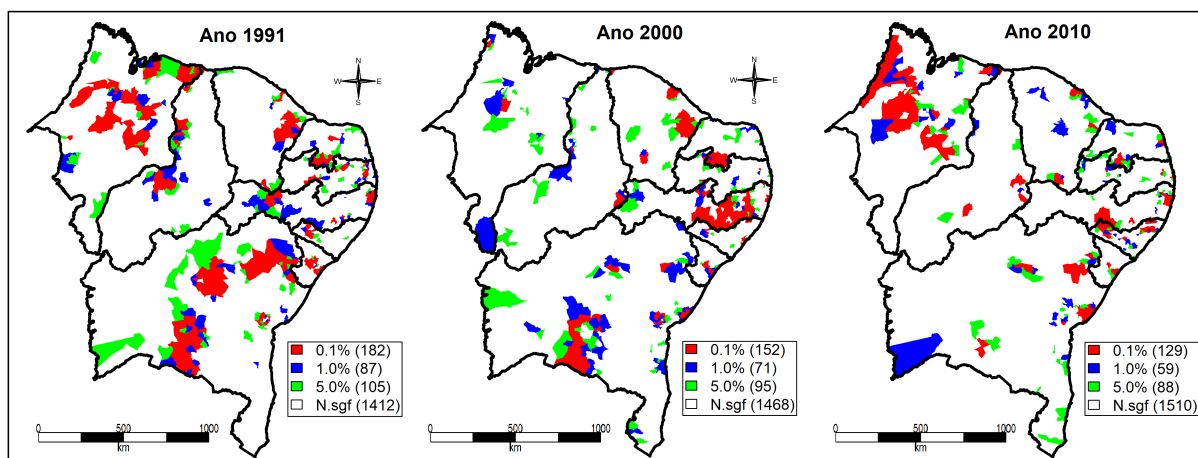


Figura 10 – *Lisa Map* nos anos 1991, 2000 e 2010 para a taxa de mortalidade infantil nos municípios da região Nordeste, Brasil.

Visto a verificação dos municípios com associação espacial significativa, a Figura 11 abaixo, possibilita visualizar, através do *Moran Map*, a que quadrante pertencem os municípios, no qual os quadrantes 1º(+/+), 2º(-/-), 3º(+/-) e 4º(-/+) estão representados respectivamente pelas cores vermelho, azul, verde, azul claro e com a inclusão da cor branca para representar os municípios que ilustram uma associação não significativa. No estado do Maranhão, alguns municípios que estão nas mesorregiões Oeste, Centro, Leste e Nordeste que apresentaram níveis de 0,1%, inclusive os de 1% e 5%, apresentaram a influência para o aumento da TMI dos seus vizinhos ao longo de 19 anos, pois além de apresentarem valor alto na TMI, eles também estão cercados por municípios que apresentam valores acima da média de TMI. Alguns municípios no estado de Bahia, de modo específico na mesorregião Centro Sul, mostraram indicadores mais favoráveis e apresentam influência satisfatória, uma vez que contribuem para a mitigação da TMI de seus vizinhos durante duas décadas e alguns municípios que estão localizados nas mesorregiões Centro Norte e Nordeste contribuem para o aumento da TMI dos seus vizinhos ao longo de 19 anos. Alguns municípios no estado da Paraíba principalmente na mesorregião Agreste e Borborema, somente no ano de 2000 apresentam a influência para o aumento da TMI dos seus vizinhos. E alguns municípios do estado do Ceará, particularmente nas mesorregiões Jaguaribe e Metropolitana manifestam a influência satisfatória que contribuem para diminuir a TMI dos seus vizinhos durante duas décadas. Vale ressaltar que, os municípios pertencentes ao 1º quadrante, apresentam uma diminuição significativa, de 173 em 1991 para 142 municípios em 2010, o que indica um bom resultado.

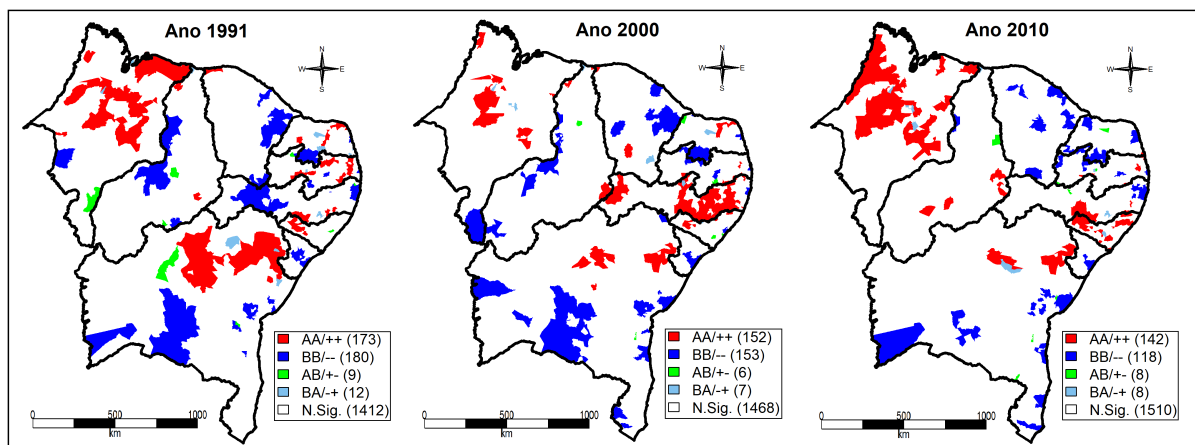


Figura 11 – Moran Map nos anos 1991, 2000 e 2010 para a taxa de mortalidade infantil nos municípios da região Nordeste, Brasil.

### 3.3 Análise de Regressão Espacial

Na análise de regressão espacial, considerando a variável TMI como variável dependente e como variáveis independentes o IDHM (uma medida composta de indicadores de três dimensões do desenvolvimento humano: longevidade, educação e renda; o qual varia de 0 a 1, sendo que quanto mais próximo de 1, maior o desenvolvimento humano), o Coeficiente de GINI (que mede a concentração de renda domiciliar, variando entre 0 e 1, quanto mais próximo de 0, mais distribuído será a renda domiciliar, ao passo que se aproxima de 1, a mesma cada vez mais concentrada) e Taxa de Fecundidade Total (que calcula o número de filhos que uma mulher deverá ter ao terminar o período reprodutivo, de 15 à 49 anos de idade). Analisando-se os resultados apresentados na Tabela 4, observou-se que o melhor modelo que se ajustou aos dados foi o Modelo Espacial de Durbin (*SDM*), pois o mesmo apresentou o menor valor de *AIC* ao longo desses três décadas. Pode-se observar também que, no ano de 1991, apenas a variável GINI não foi significativa ao nível de 0,1%. Porém, a sua equação da reta ajustada é dada por:

$$\widehat{TMI}(\hat{y}) = 32,574 - 96,683 IDHM + 2,285 TFT, \quad (3.1)$$

como resultado encontrou-se que à medida que aumentou a unidade no IDHM houve uma diminuição (96,683) em média na TMI e à medida que aumentou a unidade na TFT, houve um acréscimo (2,285) em média na TMI. E no ano 2000 somente a variável TFT não foi significativa, ao nível de 0,1%. Logo, a sua equação da reta ajustada é dada por:

$$\widehat{TMI}(\hat{y}) = 19,877 - 87,436 IDHM + 10,664 GINI, \quad (3.2)$$

com a seguinte interpretação: à medida que aumentou a unidade no IDHM houve uma redução (87,436) em média na TMI e à medida que aumentou a unidade no índice de

GINI, houve um incremento de (10,664) em média na TMI. Já em 2010, todas as variáveis independentes foram significativas ao nível de 0,1%. Somente o IDHM, ou seja, a relação entre as variáveis renda, educação e saúde, foi significativo no mesmo nível durante duas décadas. Entretanto, a sua equação da reta ajustada é dada por:

$$\widehat{TMI}(\hat{y}) = 43,884 - 72,749 IDHM - 5,428 GINI + 1,747 TFT, \quad (3.3)$$

com a seguinte interpretação: à medida que aumentou a unidade no IDHM houve um decréscimo (72,749) em média na TMI e, à medida que aumentou a unidade no índice de GINI, resultou uma diminuição (5,428) em média na TMI e, à medida que aumentou a unidade na TFT, houve um incremento (1,747) em média na TMI. Pode-se futuramente realizar novas análises envolvendo novas variáveis a fim de observar suas contribuições com a taxa de mortalidade.

Tabela 4 – Tabela dos coeficientes estimados e dos índices de Moran dos modelos de Regressão Espacial - 1991, 2000 e 2010.

Covariáveis	Ano - 1991			
	Estatísticas			
	ML (p-valor)	SAR (p-valor)	SEM (p-valor)	SDM (p-valor)
Intercepto	86,514 (< 0,001)	56,245 (< 0,001)	92,241 (< 0,001)	32,574 (< 0,001)
IDHM	-92,277 (< 0,001)	-75,023 (< 0,001)	-95,558 (< 0,001)	-96,683 (< 0,001)
GINI	-8,905 (0,052)	-9,298 (< 0,001)	0,993 (0,819)	1,418 (0,747)
TFT	3,642 (< 0,001)	2,235 (< 0,001)	2,631 (< 0,001)	2,285 (< 0,001)
$\rho$	-	0,482 (< 0,001)	0,563 (< 0,001)	0,554 (< 0,001)
AIC	14210	13874	13823	<b>13822</b>
Ano - 2000				
Intercepto	70,902 (< 0,001)	47,701 (< 0,001)	80,422 (< 0,001)	19,877 (< 0,001)
IDHM	-74,254 (< 0,001)	-61,060 (< 0,001)	-86,446 (< 0,001)	-87,436 (< 0,001)
GINI	10,950 (< 0,001)	3,993 (0,149)	9,846 (< 0,001)	10,664 (< 0,001)
TFT	1,056 (< 0,001)	0,084 (0,776)	-0,010 (0,068)	-0,106 (0,775)
$\rho$	-	0,558 (< 0,001)	0,660 (< 0,001)	0,656 (< 0,001)
AIC	12631	12187	12038	<b>12035</b>
Ano - 2010				
Intercepto	64,727 (< 0,001)	56,448 (< 0,001)	65,435 (< 0,001)	43,884 (< 0,001)
IDHM	-73,773 (< 0,001)	-64,765 (< 0,001)	-73,361 (< 0,001)	-72,749 (< 0,001)
GINI	-4,235 (0,054)	-7,126 (< 0,001)	-3,798 (0,096)	-5,428 (< 0,01)
TFT	2,557 (< 0,001)	2,167 (< 0,001)	2,183 (< 0,001)	1,747 (< 0,001)
$\rho$	-	0,283 (< 0,001)	0,361 (< 0,001)	0,350 (< 0,001)
AIC	10398	10297	10287	<b>10284</b>

Quando temos uma garantia maior de que realmente conseguimos expandir as amostras de dados para nossa população, por exemplo influência nosso modelo através da análise do resíduo. Observou-se que na Figura 12 no mapa dos resíduos pode-se verificar os erros dos modelos que foram mais adequados ao longo dos três décadas. Vale ressaltar que

para os modelos de regressão espacial não há restrição de que os valores dos resíduos devam permanecer no intervalo  $[-2,2]$ . Além disso, em cada mapa de resíduos pode-se observar a dependência espacial através dos valores agrupados, os municípios que são representados nas cores vermelhas, inclusive as mais escuras, indicam que os erros na estimativa foram positivos, ou seja, o modelo apresentou um valor superior do que o valor observado. Os municípios que são representados por cores verdes, inclusive as mais escuras, indicam que os erros na estimativa foram negativos, ou seja, o modelo apresentou um valor inferior do que o valor observado. Por fim, os municípios que são exibidos pelas cores brancas indicam menor erro na estimativa, indicando que o modelo foi melhor. Pode-se observar também que os valores positivos e negativos alocados próximos uns aos outros indicam a presença da dependência espacial.

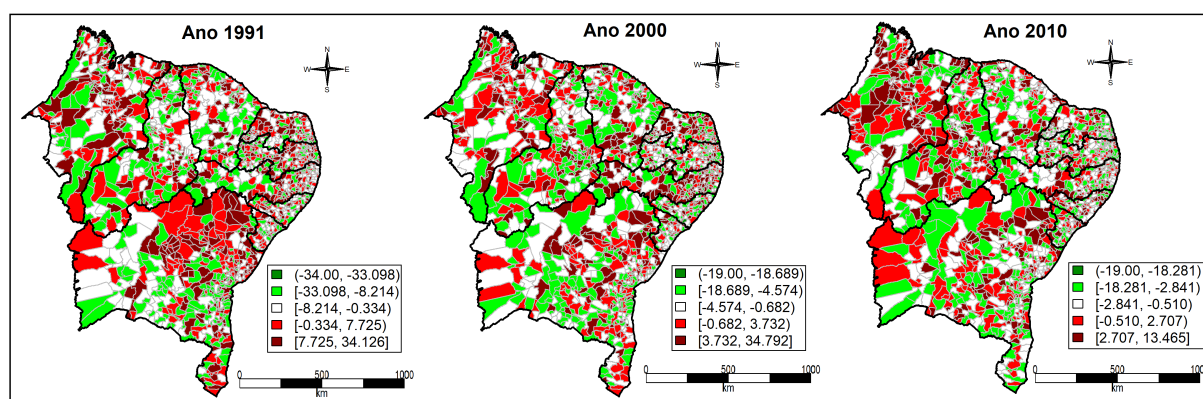


Figura 12 – Mapa dos resíduos dos modelos mais adequados no ano 1991, 2000 e 2010 nos municípios da região Nordeste, Brasil.

## 4 CONCLUSÃO

Entender a distribuição espacial da mortalidade infantil e analisar a sua relação com as variáveis socioeconômicas nos municípios da região Nordeste deve auxiliar nos avanços no entendimento dos agravos à saúde e pode colaborar com a implantação de políticas de saúde na redução da mortalidade infantil.

O presente trabalho analisou a dependência espacial nos municípios da região Nordeste do Brasil entre os anos de 1991, 2000 e 2010, mediante uma análise exploratória de dados espaciais, sob as medidas de autocorrelação espacial Global e autocorrelação espacial Local. Por meio destes, o estudo mostrou uma existência da dependência espacial entre os municípios, formando *clusters* em vários pontos. No geral, dentre os municípios estudados, os municípios do estado do Maranhão apresentam alta influência para o aumento da TMI dos seus vizinhos, permanecendo ao longo desses três décadas. No estado do Ceará, os municípios manifestaram influência satisfatória, que contribuiu para diminuir a TMI dos seus vizinhos durante duas décadas. Enquanto na regressão espacial, as variáveis IDHM e coeficiente de GINI influenciam negativa e positivamente para TMI em 2010 e apenas variável IDHM que influencia negativamente para diminuir a TMI durante duas décadas.

Assim, os resultados discutidos nos fazem refletir sobre a necessidade de melhorar as condições socioeconômicas e abrem espaço para propor estratégias de desenvolvimento mais efetivas e intervenções públicas no foco do problema, em consideração às particularidades de cada estado. Então é possível se concluir que, mesmo com as variáveis socioeconômicas e ambientais que possam melhorar ainda, a região Nordeste, ao longo dessas três décadas, apresentou uma redução bastante significativa, que superou a meta proposta pelos Objetivos de Desenvolvimento do Milênio (ODM), que era de reduzir em dois terços a Taxa da Mortalidade Infantil mundial até 2015, em que ficou aproximado a ser alcançada em 2010.

## REFERÊNCIAS

- AKAIKE, H. Information theory and an extension of the maximum likelihood principle. In: *Selected papers of hirotugu akaike*. [S.l.]: Springer, 1998. p. 199–213. Citado na página 23.
- ALMEIDA, E. Econometria espacial. *Campinas–SP. Alínea*, 2012. Citado na página 23.
- ANDRADE, A. L. et al. Introdução à estatística espacial para a saúde pública. 2007. Citado na página 13.
- BRASIL, I. P. da população do. por sexo e idade 1980-2050, revisão 2008. *Rio de Janeiro*, 2008. Citado na página 12.
- CÂMARA, G. et al. Análise espacial de áreas. *Análise espacial de dados geográficos*, Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária Brasília, v. 2, 2004. Citado 7 vezes nas páginas 7, 13, 17, 18, 21, 22 e 30.
- CAUMO, R. B. Estatística espacial em dados de área: uma modelagem inteiramente bayesiana para o mapeamento de doenças aplicada à dados relacionados com a natalidade em mulheres jovens de porto alegre. 2006. Citado na página 19.
- COSTA, A. O. Modelagem espacial no mapeamento de doenças transmitidas pelo aedes aegypti no estado da paraíba. 2017. Citado 3 vezes nas páginas 16, 20 e 23.
- DIAS, B. A. S. et al. Análise espacial dos óbitos infantis evitáveis no espírito santo, brasil, 2006-2013. *Epidemiologia e Serviços de Saúde*, SciELO Public Health, v. 28, p. e2018111, 2019. Citado na página 30.
- DINIZ, S. S. et al. Análise espacial da produtividade da laranja dos municípios do estado de são paulo: 2002 a 2010. In: *50 Congresso da SOBER 2012*. [S.l.: s.n.], 2012. Citado na página 20.
- DUARTE, E. C. et al. Expectativa de vida ao nascer e mortalidade no brasil em 1999: análise exploratória dos diferenciais regionais. *Revista Panamericana de Salud Pública*, SciELO Public Health, v. 12, p. 436–444, 2002. Citado na página 12.
- FARAH, M. F. S. Gênero e políticas públicas. *Revista Estudos Feministas*, SciELO Brasil, v. 12, n. 1, p. 47–71, 2004. Citado na página 13.
- FARIA, R.; SANTANA, P. Variações espaciais e desigualdades regionais no indicador de mortalidade infantil do estado de minas gerais, brasil. *Saúde e Sociedade*, SciELO Public Health, v. 25, p. 736–749, 2016. Citado na página 30.
- FISCHER, M. M.; WANG, J. *Spatial data analysis: models, methods and techniques*. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2011. 91 p. Citado na página 20.
- GEARY, R. C. The contiguity ratio and statistical mapping. *The incorporated statistician*, JSTOR, v. 5, n. 3, p. 115–146, 1954. Citado na página 19.
- HERNANDEZ, A. R. et al. Análise de tendências das taxas de mortalidade infantil e de seus fatores de risco na cidade de porto alegre, rio grande do sul, brasil, no período de 1996 a 2008. *Cadernos de Saúde Pública*, SciELO Public Health, v. 27, p. 2188–2196, 2011. Citado na página 25.

- LOPES, S. B.; BRONDINO, N. C. M.; SILVA, A. N. R. d. Análise do desempenho de modelos de regressão espacial na previsão de demanda por transportes. 2006. Citado na página 22.
- LOYOLA, C. D.; OLIVEIRA, R. M. P. d.; DUTRA, V. F. D. Cuidando el futuro: reducción de la mortalidad infantil en el estado del maranhão. *Revista Brasileira de Enfermagem*, SciELO Brasil, v. 71, p. 1479–1484, 2018. Citado na página 26.
- MINISTÉRIODASAÚDE. *Uma análise da situação de saúde com enfoque nas doenças imunopreveníveis e na imunização*. 2019. Disponível em: <<https://www.saude.gov.br/images/pdf/2019/dezembro/05/Saude-Brasil-2019-imunizacao.pdf>>. Citado na página 12.
- MORAN, P. A. Notes on continuous stochastic phenomena. *Biometrika*, JSTOR, v. 37, n. 1/2, p. 17–23, 1950. Citado na página 19.
- NEVES, M. C. et al. Análise exploratória espacial de dados sócio-econômicos de são paulo. *Salvador: GIS Brasil2000*, 2000. Citado na página 21.
- NUNES, F. G. Análise exploratória espacial de indicadores de desenvolvimento socioambiental das regiões de planejamento do norte e nordeste goiano. Denis Castilho, 2013. Citado na página 18.
- ODNE. *MORTALIDADE MATERNA E INFANTIL*. 2017. Disponível em: <<http://www.sudene.gov.br/images/2017/arquivos/boletim-ODNE-sudene-mortalidade-maternoinfantil.pdf>>. Citado na página 26.
- OMS. *Mortalidade Infantil*. 2019. Disponível em: <[https://www.who.int/gho/child\\_health/mortality/neonatal\\_infant/en/](https://www.who.int/gho/child_health/mortality/neonatal_infant/en/)>. Citado na página 12.
- QUEIROZ, M. P. Análise espacial dos acidentes de trânsito do município de fortaleza. 2003. Citado na página 20.
- R-CORE, E. *The R Project for Statistical Computing*. 2020. Disponível em: <<https://www.r-project.org/>>. Citado na página 15.
- RÊGO, C. V.; PENA, M. G. Análise dos modelos de regressão espacial sar, sem e sac. 2012. Citado 2 vezes nas páginas 19 e 22.
- RIGHETTO, A. J.; TACHIBANA, V. M. Análise de regressão linear: abordagem tradicional e espacial em um estudo de caso. *Simpósio Nacional de Probabilidade e Estatística*, v. 19, p. 49, 2010. Citado na página 23.
- SANDERS, L. S. d. C. et al. Mortalidade infantil: análise de fatores associados em uma capital do nordeste brasileiro. *Cadernos Saúde Coletiva*, SciELO Brasil, v. 25, n. 1, p. 83–89, 2017. Citado 2 vezes nas páginas 12 e 25.
- SANTOS, C. D. P. *Distribuição temporal da mortalidade infantil em uma capital do Nordeste do Brasil, 2003-2016: reflexões sobre a qualidade da assistência na atenção primária à saúde*. Dissertação (Mestrado) — Brasil, 2018. Citado na página 12.

SANTOS, L. dos; JUNIOR, A. A. R. Análise espacial de dados geográficos: a utilização da exploratory spatial data analysis-esda para identificação de áreas críticas de acidentes de trânsito no município de são carlos (sp). *Sociedade & Natureza*, Universidade Federal de Uberlândia, v. 18, n. 35, p. 97–107, 2006. Citado 2 vezes nas páginas 7 e 21.

SCALON, J. D. et al. Análise do padrão espacial da mortalidade infantil utilizando geoestatística. *Revista UNIVAP*, 2012. Citado na página 13.

SERRANO, R. M.; VALCARCE, E. V. *Técnicas econométricas para el tratamiento de datos espaciales: la econometría espacial*. [S.l.]: Edicions Universitat Barcelona, 2000. v. 44. Citado na página 21.

SIMÕES, C. C. da S. *Perfis de saúde e de mortalidade no Brasil: uma análise de seus condicionantes em grupos populacionais específicos*. [S.l.]: OPAS/OMS, 2002. Citado na página 12.

SOUZA, F. V. d. et al. *Análise espacial da mortalidade infantil e condições de vida no Arco Norte da faixa de fronteira brasileira no período de 2000 a 2015*. Tese (Doutorado), 2017. Citado 2 vezes nas páginas 12 e 26.

TACHIBANA, V. M. et al. Aplicação de técnicas utilizando regressão clássica e espacial na cidade de presidente prudente-sp. *Anais do II Simpósio Brasileiro de Geomática e V Colóquio Brasileiro de Ciências Geodésicas, Presidente Prudente-SP*, p. 719–725, 2007. Citado na página 22.

TOBLER. *Annals of the Association of American Geographers*. 1970. Disponível em: <<https://geog.ucsb.edu/waldo-r-tobler-geography-professor-emeritus-passes-away/>>. Citado na página 18.

UNICEF. *Situação das crianças e dos adolescentes no Brasil*. 2016. Disponível em: <<https://www.unicef.org/brazil/situacao-das-criancas-e-dos-adolescentes-no-brasil>>. Citado na página 24.

UNICEF. *Levels and Trends in Child Mortality*. 2019. Disponível em: <[http://www.crianca.mppr.mp.br/arquivos/File/publi/unicef\\_relatorios/child\\_mortality\\_report\\_unicef\\_2017.pdf](http://www.crianca.mppr.mp.br/arquivos/File/publi/unicef_relatorios/child_mortality_report_unicef_2017.pdf)>. Citado na página 12.

VEDOVATO, M. A.; LOURENÇO, R. W.; CORDEIRO, M. R. D. Análise espacial da mortalidade infantil e suas a relações sócio-ambientais em área urbana/spatial analysis of infant mortality and its relationship to socio environmental in urban area of rio claro, sp, br. *Análise*, v. 23, n. 3, 2012. Citado na página 13.