



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

MARCELA SILVA DE ARAUJO

**MODELAGEM ESPACIAL APLICADO AO ÍNDICE DE DESENVOLVIMENTO
HUMANO DOS MUNICÍPIOS DO ESTADO DE GOIÁS**

CAMPINA GRANDE - PB

2023

MARCELA SILVA DE ARAUJO

**MODELAGEM ESPACIAL APLICADO AO ÍNDICE DE DESENVOLVIMENTO
HUMANO DOS MUNICÍPIOS DO ESTADO DE GOIÁS**

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

2023

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.

A663m Araujo, Marcela Silva de.
Modelagem espacial aplicado ao índice de desenvolvimento humano dos municípios do estado de Goiás [manuscrito] / Marcela Silva de Araujo. - 2023.
29 p. : il. colorido.

Digitado.

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Estatística) - Universidade Estadual da Paraíba, Centro de Ciências e Tecnologia, 2023.

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

1. Dados de área. 2. Análise espacial. 3. Diversidade demográfica. 4. Métodos. I. Título

21. ed. CDD 519.5

MARCELA SILVA DE ARAUJO

MODELAGEM ESPACIAL APLICADO AO ÍNDICE DE DESENVOLVIMENTO HUMANO
DOS MUNICÍPIOS DO ESTADO DE GOIÁS

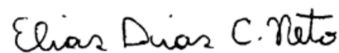
Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao curso de Bacharelado em Estatística do Departamento de Estatística do Centro de Ciências e Tecnologia da Universidade Estadual da Paraíba, como requisito parcial à obtenção do título de Bacharel em Estatística.

Trabalho aprovado em 06/12/2023.

BANCA EXAMINADORA



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



Prof. Dr. Elias Dias Coelho Neto
Universidade Estadual da Paraíba (UEPB)



Profa. Walber Alexandre Belo
Universidade Estadual da Paraíba (UEPB)

Dedico este trabalho a minha família pois sempre acreditaram em mim e na minha força de vontade de sempre seguir meus sonhos.

AGRADECIMENTOS

Com profunda gratidão, inicio meus agradecimentos a Deus por conceder-me a oportunidade extraordinária de concluir minha graduação. Agradeço de coração à minha família, cujo apoio incansável e estímulo constante foram pilares essenciais para que eu perseverasse nos estudos e jamais desistisse dos meus sonhos. Em especial, expresso minha sincera gratidão ao meu país, que desde a minha infância me amparou e guiou de maneira exemplar.

Quero dedicar um reconhecimento especial aos meus irmãos, companheiros incansáveis nos momentos de alegria e desafio, com destaque para meu irmão Bruno, cujo convite para o curso de Estatística foi um divisor de águas em minha jornada acadêmica. Não posso deixar de mencionar meu querido namorado, Diego Guilherme, cujo apoio inabalável, manifestado na metade do meu percurso, foi um fator crucial para meu sucesso.

Expresso minha profunda gratidão a todos os professores que guiaram meus passos ao longo dessa jornada, despertando em mim a paixão pela Estatística. Um agradecimento especial ao professor Ricardo Olinda, que não apenas compartilhou conhecimento, mas também me proporcionou inúmeras oportunidades enriquecedoras durante minha graduação.

Não poderia deixar de mencionar meus colegas de classe, Elyda Camyla, Hellen Sonaly, Gislania Cauanny, Daví Barbosa e Gabriel Graciano. A vocês, meu sincero agradecimento por cada momento de descontração, pela colaboração constante nas atividades acadêmicas, pelo espírito de trabalho em equipe e por termos construído laços afetivos que enriqueceram minha jornada acadêmica.

Este momento de conquista é o resultado do apoio e contribuição valiosos de cada uma dessas pessoas. Minha gratidão é eterna e verdadeira. Obrigada a todos por fazerem parte dessa jornada e por tornarem possível essa realização que celebro com imensa alegria.

“Foi o tempo que dedicaste à tua rosa que a fez tão importante.”
(O Pequeno Príncipe)

RESUMO

Este trabalho concentra-se na aplicação da análise estatística espacial a um tipo distinto de dados: dados de área no estado de Goiás, uma unidade federativa caracterizada por sua vasta extensão territorial no Brasil. Com seus 246 municípios e densidade demográfica de aproximadamente 17,65 pessoas por quilômetro quadrado, Goiás exibe uma notável diversidade demográfica e geográfica, intensificada pela migração de pessoas de outras regiões do país. A análise espacial sob o enfoque de dados de área, representa eventos como polígonos em setores censitários. Nesse contexto, analisaremos a aplicação desses métodos para revelar padrões e relações significativas em dados geográficos do estado. Ao examinar dados específicos, como os fornecidos pelo Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD) em 2010, foi possível identificar padrões cruciais, como a variação significativa do Índice de Desenvolvimento Humano dos municípios em Goiás, evidenciando desafios e oportunidades regionais.

Palavras-chave: dados de área; análise espacial; diversidade demográfica; métodos.

ABSTRACT

This work focuses on the application of spatial statistical analysis to a distinct type of data: area data in the state of Goiás, a federative unit characterized by its vast territorial extension in Brazil. With its 246 municipalities and a population density of approximately 17.65 people per square kilometer, Goiás has a remarkable demographic and geographical diversity, intensified by the migration of people from other regions of the country. Spatial analysis using area data represents events as polygons in census sectors. In this context, we will analyze the application of these methods to reveal significant patterns and relationships in the state's geographic data. By examining specific data, such as that provided by the United Nations Development Program (UNDP) in 2010, it was possible to identify crucial patterns, such as the significant variation in the Human Development Index of municipalities in Goiás, highlighting regional challenges and opportunities.

Keywords: area data; spatial analysis; demographic diversity; methods.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Matriz de proximidade espacial usando como critério a fronteira entre as áreas.	16
Figura 2 – Gráfico de Espalhamento de Moran	19
Figura 3 – Mapa de localização do estado Goiás com suas respectivas mesorregiões. . .	21
Figura 4 – Mapa da divisão dos municípios do Estado de Goiás.	22
Figura 5 – Mapa do IDHM do estado de Goiás.	23
Figura 6 – Mapa da distribuição do IDHM nos municípios do estado de Goiás.	24
Figura 7 – Mapa de índice de Moran Local para o estado do Goiás.	25
Figura 8 – Lisa Map para o estado do Goiás.	25
Figura 9 – Gráfico de espalhamento de Moran Local para os municípios do estado do Goiás.	26

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Análise descritiva da variável em análise para o estado do Goiás.	22
--	----

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

IDH	Índice de Desenvolvimento Humano
IDHM	Índice de Desenvolvimento Humano Municipal
LISA	Índice local de associação espacial
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
SIG	Sistemas de informação geográfica
Q1	Quadrante 1
Q2	Quadrante 2
Q3	Quadrante 3
Q4	Quadrante 4
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
PNUD	Programa da Nações Unidas para o Desenvolvimento

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	12
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	13
2.1	Estatística espacial	13
<i>2.1.1</i>	<i>Definição de estatística espacial</i>	<i>13</i>
<i>2.1.2</i>	<i>Breve histórico da estatística espacial</i>	<i>14</i>
2.2	Métodos Estatísticos	14
<i>2.2.1</i>	<i>Tipos de dados em análise espacial</i>	<i>14</i>
<i>2.2.2</i>	<i>Análise Espacial - Indicadores de dependência espacial</i>	<i>15</i>
<i>2.2.3</i>	<i>Matriz de vizinhança</i>	<i>15</i>
<i>2.2.4</i>	<i>Média Móvel</i>	<i>16</i>
<i>2.2.5</i>	<i>Autocorrelação Espacial</i>	<i>16</i>
<i>2.2.6</i>	<i>Autocorrelação Espacial Global (Índice I de Moran Global)</i>	<i>17</i>
<i>2.2.7</i>	<i>Autocorrelação Espacial Local (I de Moran Local)</i>	<i>18</i>
<i>2.2.8</i>	<i>Diagrama de espalhamento de Moran</i>	<i>18</i>
<i>2.2.9</i>	<i>Indicador local de associação espacial (LISA)</i>	<i>19</i>
2.3	Materiais	20
<i>2.3.1</i>	<i>Área de estudo</i>	<i>20</i>
3	RESULTADOS	22
4	CONSIDERAÇÕES FINAIS	27
5	REFERÊNCIAS	28

1 INTRODUÇÃO

A Estatística Espacial representa uma abordagem analítica que descreve e explica o comportamento em diversas áreas do conhecimento. Seu escopo inclui a investigação das possíveis relações de fenômenos espaciais, visando não apenas fornecer evidências para hipóteses estabelecidas, bem como prever valores em regiões onde observações diretas são limitadas. Por se tratar de um campo que lida com análise de dados georreferenciados, a Estatística Espacial, fornece ferramentas e técnicas exclusivas para análise de padrões espaciais, autocorrelação espacial além de realizar previsões ou inferências tomando por base dados georreferenciados.

A Estatística Espacial lida ainda com análise de padrões espaciais, autocorrelação espacial, modelos espaciais, análise geoespacial e contribuições para diversas outras aplicações. A análise espacial pode fornecer ao pesquisador diversas formas para estabelecer critérios quantitativos seja em grupo ou por dispersão dos dados espaciais e assim sendo possível determinar grau de dependência espacial entre os espaços geográficos observados, no processo descritivo, na análise ou na coleta dos dados (CÂMARA *et al.*, 2004); (FERREIRA; SÁFADI; LIMA, 2018).

A análise de dados espaciais ocorre na existência de dados observáveis obtidos através de algum processo operatório no espaço e para esses dados se utilizam métodos para descrever ou explicar o comportamento de determinado processo ou a sua provável relação com determinados fenômenos espaciais. Assim, pode-se entender que, a análise de dados espaciais tem como objetivo elevar a compreensão básica do processo para encontrar evidências e relacionar as hipóteses estabelecidas ou indicar valores nas áreas cuja as observações são feitas. (CÂMARA *et al.*, 2004)

Em uma realidade atual, o estudo desenvolvido por Ferreira, Sáfadi e Lima, (2018), faz uso de técnicas da estatística espacial para analisar os dados de áreas geográficas com maiores incidências de casos de dengue no Brasil. Desta forma, rotineiramente, tem-se através dos mapeamentos de doenças, um uso frequente de avaliação de variação espacial de taxas de incidência cujo o objetivo é realizar uma predição de possíveis epidemias ou avaliar prováveis áreas de riscos e levantar hipóteses para iniciar determinadas intervenções descrito por (LAWSON, 2001).

Neste sentido, o objetivo deste trabalho é realizar uma análise de estatística espacial de dados de área para o IDHM dos municípios do estado de Goiás. Além de determinar os principais conceitos de estatística espacial e seus usos comuns, apresentar as metodologias mais viáveis para a análise estatística de dados de área.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A fundamentação teórica deste trabalho aborda conceitos essenciais da Estatística Espacial e Modelagem Espacial. A Estatística Espacial busca entender padrões em fenômenos geográficos, enquanto a Modelagem Espacial envolve a criação de modelos matemáticos para explicar esses fenômenos no espaço (CÂMARA *et al.*, 2002). O estudo utiliza princípios da Estatística Espacial, como a análise de dados de área, para compreender relações espaciais. A Modelagem Espacial aplica métodos estatísticos para representar a distribuição espacial de variáveis, identificando padrões e prevendo valores em locais não observados (CÂMARA *et al.*, 2002).

No contexto do Estado de Goiás, a diversidade populacional e demográfica se faz importante diante das constantes mudanças no perfil de vida da população. A análise espacial do Índice de Desenvolvimento Humano dos Municípios (IDHM) é um fenômeno que fornece *insights* valiosos para a formulação de políticas públicas, destacando a importância da estatística espacial na tomada de decisões e planejamento urbano eficiente. Essa fundamentação teórica fornece a base conceitual para a aplicação prática das metodologias no desenvolvimento do trabalho.

2.1 Estatística espacial

Para compreender a distribuição espacial de fenômenos constitui hoje um desafio para elucidação de questões importantes em diversas áreas do conhecimento, como saúde, ambiente, geologia, agronomia, entre outras. Tais estudos vêm-se tornando cada vez mais comuns, devido a disponibilidade de sistemas de informação geográfica (SIG) de baixo custo e com interfaces amigáveis. Esses sistemas permitem a apresentação espacial de variáveis como população de indivíduos, índices de qualidade de vida por meio de mapas.(CÂMARA *et al.*, 2004).

2.1.1 Definição de estatística espacial

A estatística espacial pode ser definida como um campo da estatística que lida com os problemas advindos de dados distribuídos geograficamente, nisto estão inclusos dados de padrões de pontos, superfícies contínuas e dados agregados por áreas (GRIFFITH; PAELINCK, 2011). A necessidade do uso da técnica da estatística espacial surge pela necessidade em quantificar espaços geográficos para realizar assim uma delimitação explícita que indique a localização exata para uma descrição e análise mais coerente (CÂMARA *et al.*, 2004). Em outras palavras, denomina-se estatística espacial, o ramo que permite analisar determinada localização espacial de eventos, podendo ainda identificar, localizar e visualizar a ocorrência de determinados fenômenos que se materializem no espaço através da estatística espacial e assim modelar ocorrências, determinar os fatores, determinar a estrutura de distribuição ou identificar os padrões existentes (XAVIER; AMORIM, 2019). Estes estudos tem se tornado cada vez mais comuns em vista da disponibilidade de sistemas de informação geográfica (SIG) de baixo custo e

com interfaces de fácil manuseio, permitindo a visualização espacial de população, índices ou até mesmo de vendas em determinadas regiões selecionadas no mapa. Devido a estas características, faz-se importante destacar quais são os usos mais comuns da estatística espacial que podem passar imperceptíveis no dia a dia (CÂMARA *et al.*, 2004).

2.1.2 Breve histórico da estatística espacial

Segundo John Snow (1854), ocorria em Londres uma das várias epidemias de cólera trazidas das Índias. Poucos se sabia então sobre os mecanismos causais da doença. Duas vertentes científicas procuravam explicá-la: uma relacionando-a aos miasmas, concentrados nas regiões baixas e pantanosas da cidade, e outra à ingestão de água insalubre (SCHULZ, 2020). O mapa localiza a residência dos óbitos ocasionados pela doença e as bombas de água que abasteciam a cidade, permitindo visualizar claramente uma destas - em *Broad Street* - como o epicentro da epidemia (CÂMARA *et al.*, 2004).

Estudos posteriores confirmaram esta hipótese, corroborada por outras informações tais como a localização do ponto de captação de água desta bomba ao rio abaixo da cidade, em local onde a concentração de dejetos, inclusive de pacientes coléricos era máxima. A relação espacial entre os dados contribuiu significativamente para o avanço na compreensão do fenômeno, sendo um dos primeiros exemplos da análise espacial (CÂMARA *et al.*, 2004).

Com o intuito em identificar áreas críticas de acidentes de trânsito, Santos e Raia Junior (2006) fizeram uso da análise espacial de dados geográficos em seu estudo quantitativo, onde em consultas aos bancos de dados e através do uso de ferramentas de criação de dados espaciais foi possível determinar as áreas mais críticas de acidentes de trânsito no município de São Carlos – São Paulo. Apesar de existirem outros estudos na área de agricultura onde o uso da estatística espacial também é comumente usado e chamado de geoestatística por (BATISTA *et al.*, 2015), em maior número são os estudos relacionados a saúde (epidemiologia) e relacionados a análise de tráfego (acidentes), conforme apresentado anteriormente, utilizando as mais diversas metodologias ou técnicas e as ferramentas que contemplam a análise de dados em estatística espacial.

2.2 Métodos Estatísticos

Nesta seção, será realizada uma breve descrição dos métodos utilizados na análise dos dados. Assim como suas definições, recomendações de uso, forma de matrizes e equações.

2.2.1 Tipos de dados em análise espacial

Os dados de área são aqueles que identificam eventos ou fenômenos como pontos localizados no espaço. O interesse principal deste tipo de dados são as coordenadas geográficas que representam a localização de forma exata dos acontecimentos. Os dados de processos pontuais, são aqueles que identificam eventos ou determinados fenômenos como pontos localizados no

espaço. Em se tratando os dados de superfície aleatória são aqueles para analisar e modelar uma superfície espacial que represente o comportamento de uma variável estudada no determinado espaço geográfico. Por fim, os dados de interação espacial, são os que correspondem a um par ordenado, ou seja, um ponto de saída e um ponto de chegada como ilustrado por (CÂMARA *et al.*, 2004).

As metodologias de estatística espacial são importantes para quantificar as propriedades e as relações entre os dados espaciais analisados (CÂMARA *et al.*, 2004). Os dados analisados na estatística espacial são focados em descrever e analisar a forma de interação e de correlação com os processos de coleta dos dados a serem usados (Krempi 2004). Assim, tem-se as mais diversas metodologias de análise estatística espacial, conforme serão apresentadas abaixo.

2.2.2 *Análise Espacial - Indicadores de dependência espacial*

Para realizar algum tipo de análise com dados de área, que são espacialmente arranjados, uma das primeiras coisas que se faz é verificar e quantificar o grau de autocorrelação espacial, ou apenas correlação espacial, da variável de interesse existente entre as unidades amostrais vizinhas.

A correlação é uma medida que informa o quanto uma determinada variável varia em função de outra. No entanto, não se trata de analisar apenas como duas variáveis se correlacionam numericamente, mas sim de analisar o quanto o valor observado de uma única variável de área, numa área espacial é dependente dos valores dessa mesma variável nas áreas vizinhas fazendo-se necessário capturar a autocorrelação espacial entre todos os pares de localizações (LUZARDO, 2017).

2.2.3 *Matriz de vizinhança*

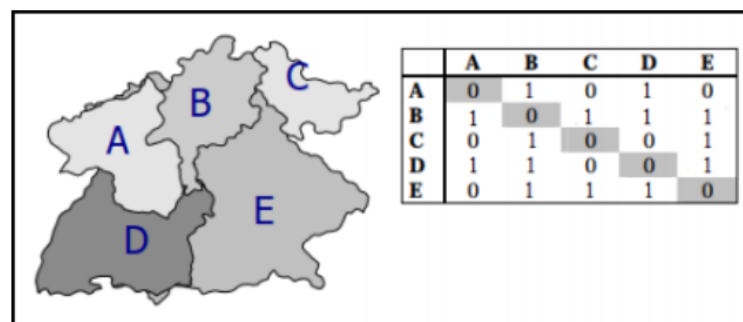
As metodologias de estatística espacial são importantes para quantificar as propriedades e as relações entre os dados espaciais analisados (CÂMARA *et al.*, 2004). Os dados analisados na estatística espacial são focados em descrever e analisar a forma de interação e de correlação com os processos de coleta dos dados a serem usados por (KREMPI, 2004). Assim, tem-se as mais diversas metodologias de análise estatística espacial, conforme serão apresentadas abaixo. Para estimar a variabilidade espacial de dados de área, uma ferramenta básica é a Matriz de Proximidade Espacial, também chamada Matriz de Vizinhança. A matriz de proximidade é utilizada em cálculos de indicadores na fase de análise exploratória dos dados espaciais. Dado um conjunto de n áreas $\{A_1, \dots, A_n\}$, construímos a matriz $\mathbf{W}_{(n \times n)}$, onde cada um dos elementos \mathbf{W}_{ij} representa uma medida de proximidade espacial entre as áreas A_i e A_j . Por definição, $\mathbf{W}_{ii} = 0$.

$$\begin{cases} 1, & \text{se as áreas } i \neq j \text{ fazem fronteira,} \\ 0, & \text{c.c.} \end{cases} \quad (2.1)$$

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

em que \mathbf{W} é uma matriz simétrica e também pode ser padronizada, fazendo com que as suas linhas somam 1. A Figura 1, respectivamente, é um modelo básico da construção de matriz de proximidade, em que os valores 0 e 1 já foram atribuídos seguindo o critério de vizinhos mais próximos.

Figura 1 – Matriz de proximidade espacial usando como critério a fronteira entre as áreas.



Fonte: (CÂMARA *et al.*, 2004)

A Figura 1 ilustra a importância de normalizar as linhas, garantindo que a soma dos pesos associados a cada linha seja igual a 1. Esse processo é essencial para permitir o cálculo preciso da autocorrelação entre os municípios.

2.2.4 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 por CÂMARA *et al.*, (2004). A sua equação é dada por:

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

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

2.2.5 Autocorrelação Espacial

A dependência espacial que é também conhecida por autocorrelação espacial, como o próprio nome indica, mede a correlação entre duas variáveis da mesma forma que os princípios da

correlação estatística. 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.

2.2.6 Autocorrelação Espacial Global (Índice I de Moran Global)

O Índice de Moran é o mais utilizado quando se deseja um sumário da distribuição espacial dos dados, e se comparado aos indicadores comumente utilizados, o índice de Moran incorpora uma dimensão bastante inovadora, pois ele testa até que ponto o nível de uma variável para uma área é similar ou não às áreas vizinhas (SANTOS; RAIJA JUNIOR, p 100). Se trata de um valor único para medir a associação espacial para todo o conjunto de dados de uma determinada área. Com isso, o índice de Moran tem o objetivo de identificar uma estrutura de correlação espacial para descrever melhor os dados do (IPEN, 2005; FERREIRA; SÁFADI; LIMA, 2018). Pode variar no intervalo de -1 a +1, onde os valores próximos a zero indicam ausência de correlação espacial, ou seja, diferença entre vizinhos, e os valores positivos indicam autocorrelação espacial similar entre os vizinhos (SANTOS; RAIJA JUNIOR, 2006). Uma das vantagens do uso do índice é a capacidade de verificar se as áreas geograficamente vizinhas apresentam maior semelhança do que o esperado ao acaso quanto às variáveis estudadas (TEIXEIRA; MEDRONHO, 2008). A autocorrelação espacial global é medida pela seguinte expressão:

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

Em que n representa o número de áreas, X_i é o valor da variável de interesse i e w_{ij} é um elemento da matriz de vizinhança que denota a relação geográfica entre os pares de áreas i e j (BURT; BARBER; RIGBY, 2009). Nestes métodos, a análise dos dados é de forma geral, examinando a associação espacial de uma área de forma 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 mais próximo de -1 indica uma autocorrelação espacial negativa (dispersão perfeita), ou seja, o valor da variável de interesse numa determinada área tende a ser diferente dos valores observados em outras áreas (seus vizinhos). O valor próximo a 0 significa a ausência de autocorrelação espacial da variável de interesse entre as áreas (um comportamento aleatório). Por último, o valor próximo de 1 caracteriza autocorrelação espacial positiva (associação perfeita), ou seja, o valor da variável de interesse numa determinada área tende a ser igual aos seus vizinhos.

2.2.7 Autocorrelação Espacial Local (*I* de Moran Local)

Além do índice de Moran global, existe o índice de Moran local, que utiliza a matriz de vizinhança calculada para avaliar covariância entre um polígono e seus vizinhos, definido em função de uma distância d (RAMOS, 2001). 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 por Fischer e Wang, (2011). A fórmula para o cálculo do índice de Moran Local para cada área A_i é dada por:

$$I_i = \frac{(y_i - \bar{y}) \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n w_{ijk} (y_j - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}, \quad (2.4)$$

A estatística pode ser interpretada da seguinte maneira: os valores positivos de I_i significam que existem agrupamentos espaciais com valores similares (relação direita) da variável em estudo e os valores negativos de I_i indicam que existem agrupamentos espaciais com valores dissimilares (relação inversa) (COSTA, 2017). É possível realizar análises visuais com auxílio de mapas, como no caso dos mapas de espalhamento de Moran e Indicador local de associação espacial (LISA). Ambos serão utilizados e abordados posteriormente.

2.2.8 Diagrama de espalhamento de Moran

O diagrama é dividido em quatro quadrantes, classificados de acordo com o cálculo expressado anteriormente, onde, no primeiro quadrante (também nominado de "alto-alto") estão localizados os valores normalizados altos e média dos valores normalizados das áreas vizinhas também altos; no segundo quadrante (baixo-baixo) são valores baixos e médias baixas; terceiro quadrante (alto-baixo) são valores observados altos e médias baixas e, por fim, o quarto quadrante (baixo-alto), sendo aqueles que apresentam valores baixos, mas com média dos vizinhos altas, além disto, há o grupo não significativo, cujas áreas não apresentam associação espacial segundo (GOICOCHEA; ALONSO; MASOT, 2023). Seu cálculo é realizado de acordo com o expressado abaixo:

$$I = \frac{\mathbf{Z}^t \times \mathbf{W}_z}{\mathbf{Z}^t \times \mathbf{Z}} \quad (2.5)$$

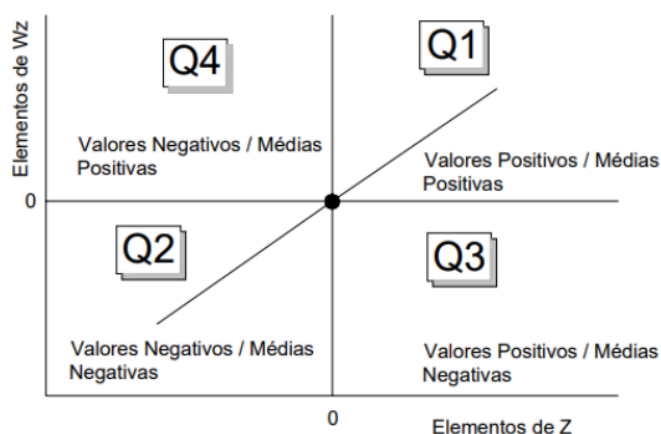
De tal forma que I é o índice de autocorrelação espacial, Z^t é o vetor de desvios onde t indica o vetor transposto e W_z é o vetor da média ponderada, onde cada vetor possui os valores médios dos vizinhos descrito por Santos e Raia Junior (2006).

- (Q1) Alto-Alto: Esse quadrante 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).

- (Q2) Baixo-Baixo: Esse quadrante mostra que as regiões pertinentes a esse agrupamento apresentam baixos valores e suas regiões vizinhas também apresentam valores baixos (valores negativos, médias negativas).
- (Q3) Alto-Baixo: Esse quadrante tem relação a um cluster no qual as regiões com valores altos são cercadas por regiões com valores baixos (valores positivos, médias negativas).
- (Q4) Baixo-Alto: Esse quadrante tem relação 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 por (DINIZ *et al.*, 2012). Podendo visualizar melhor a localização dos quadrantes na Figura 2.

Figura 2 – Gráfico de Espalhamento de Moran



Fonte: (SANTOS; JUNIOR, 2006).

2.2.9 Indicador local de associação espacial (LISA)

A função do Indicador Local de Associação Espacial (LISA) é produzir um valor específico para cada item em análise, sendo possível identificar agrupamentos de objetos com seus valores (*clusters*), ou de objetos anômalos (*outliers*) e outros mais no local por (CÂMARA *et al.*, (2004). Para Anselin (1995), um indicador local deve permitir a identificação de padrões de associações espaciais de forma significativa; e a soma dos indicadores de LISA devem ser para todas as observações de modo proporcional ao índice global de associação espacial. O indicador global de autocorrelação espacial – Moran I fornece um único valor como medida da associação espacial para todo o conjunto de dados (LUZARDO; CASTANEDA FILHO; RUBIM, 2017). Na

produção deste mapa os resultados do Índice de Moran são classificados em: não significativo; significativo ao nível de 5%; significativo ao nível de 1%; e significativo ao nível de 0,1%.

2.3 Materiais

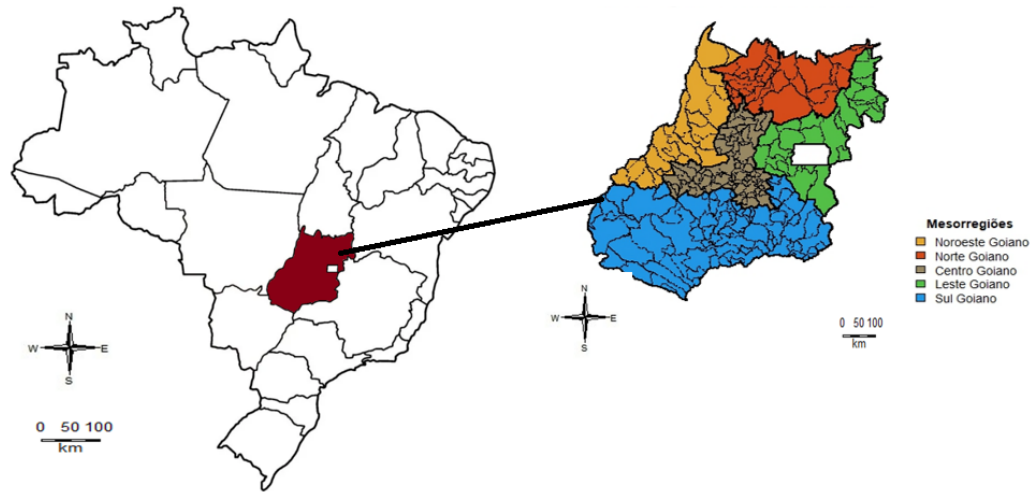
Se trata de um estudo baseado em uma análise exploratória de dados secundários e consolidados para extração de informações tanto relacionados ao Índice de Desenvolvimento Humano dos Municípios (IDHM) quanto do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) no ano de 2010 para uma análise espacial pelo *software* R.

Goiás é o sétimo maior Estado do país e ocupa uma área de 340 mil quilômetros quadrados. Situado na região Centro-Oeste, o Estado faz divisa com Tocantins, Bahia, Minas Gerais, Mato Grosso e Mato Grosso do Sul. Possui 246 municípios e envolve o Distrito Federal com exceção ao seu extremo sudeste (IBGE, 2022). O levantamento do IBGE, divulgado em 2022, indica que Goiás possui um pouco mais de 7 milhões de habitantes, e densidade demográfica de 20,74 pessoas por quilômetro quadrado. Trata-se do Estado mais populoso do Centro-Oeste brasileiro. Seja por sua história carregada de tradição ou pela crescente oferta de oportunidades, Goiás abriga povos diversificados, desde indígenas e calungas até migrantes vindos de todas as partes. Desde 2000, o número de habitantes em Goiás cresce uma média de 1,8% ao ano.

2.3.1 Área de estudo

A localidade elegida para a análise espacial foi o estado de Goiás, que está localizado na região Centro-Oeste do Brasil conforme a Figura 3, apresentando um território de 340.257km^2 , fazendo fronteira com os estados de Mato Grosso do Sul a sudoeste, Mato Grosso a oeste, Tocantins a norte, Bahia a nordeste, Minas Gerais e Distrito Federal a leste, possuindo 264 municípios (GOIÁS, 2021). A economia é voltada a agropecuária e a indústria de transformação.

Figura 3 – Mapa de localização do estado Goiás com suas respectivas mesorregiões.



Fonte: Autória Própria (2023)

De acordo com o levantamento do IBGE em 2018, o estado possuía quase 7 milhões de habitantes, alcançando a marca de estado mais populoso do Centro-Oeste do Brasil. A vegetação é marcada por árvores e arbustos tortuosos e um bioma com uma savana com pelo menos 11,6 mil plantas catalogadas. Apresenta clima tropical, com médias de temperatura 25°C (GOIÁS, 2021).

A aplicação da análise espacial se deu de forma para dados de área e a análise do IDHM foi de forma descritiva.

3 RESULTADOS

Para melhor conhecer a natureza da variável estudada, segundo a tabela será realizada a análise de estatísticas descritivas para o IDHM no ano de 2010 nos municípios do estado do Goiás, onde serão apresentados os valores de mínimos, médias, medianas, variâncias, máximos.

Tabela 1 – Análise descritiva da variável em análise para o estado do Goiás.

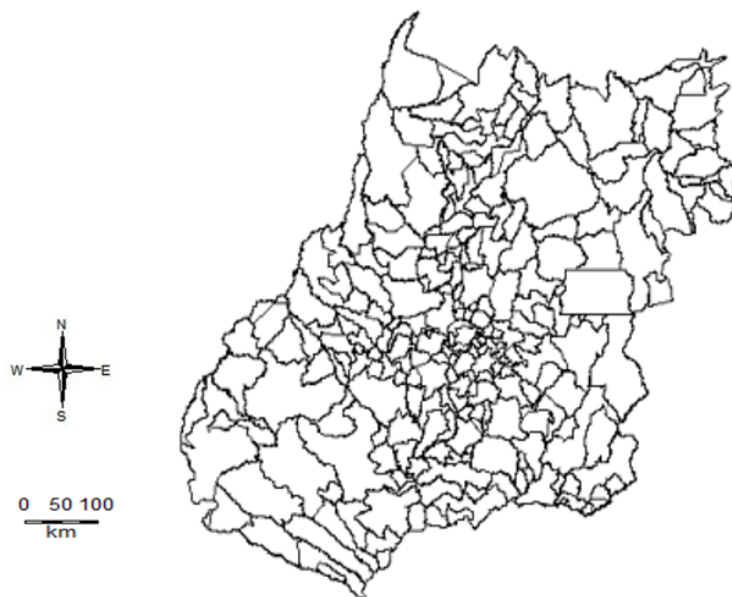
Variável	Mínimo	Média	Variância	Desvio Padrão	Máximo
IDHM	0,584	0,695	0,001	0,033	0,799

De acordo com a Tabela 1, os resultados apresentados na tabela são estatísticas descritivas da variável IDHM (Índice de Desenvolvimento Humano Municipal) para o estado de Goiás. Onde o valor mínimo obteve 0,584 e isso indica o menor valor do IDHM do estado do Goiás, a média da variável IDHM foi de 0,695. A variância de 0,001 mostra que os valores estão próximos da média, como o desvio padrão que foi de 0,033 que um desvio padrão baixo sugere que os valores estão agrupados em torno da média. Já o máximo foi de 0,799 que representa o maior valor observado para a variável IDHM no conjunto de dados onde indica o ponto mais alto da distribuição.

Portanto, essas estatísticas resumem características importantes da distribuição da variável IDHM, fornecendo uma visão geral do seu comportamento no estado de Goiás.

O estado de Goiás é dividido em 246 municípios e a maior parcela dos goianos vive nos centros urbanos, sendo a taxa de urbanização do estado de 90,28%, conforme o Censo de 2010. Goiânia, é a capital estadual, é a 10ª cidade mais populosa do Brasil e a que reúne maior número de habitantes, conforme Figura 4.

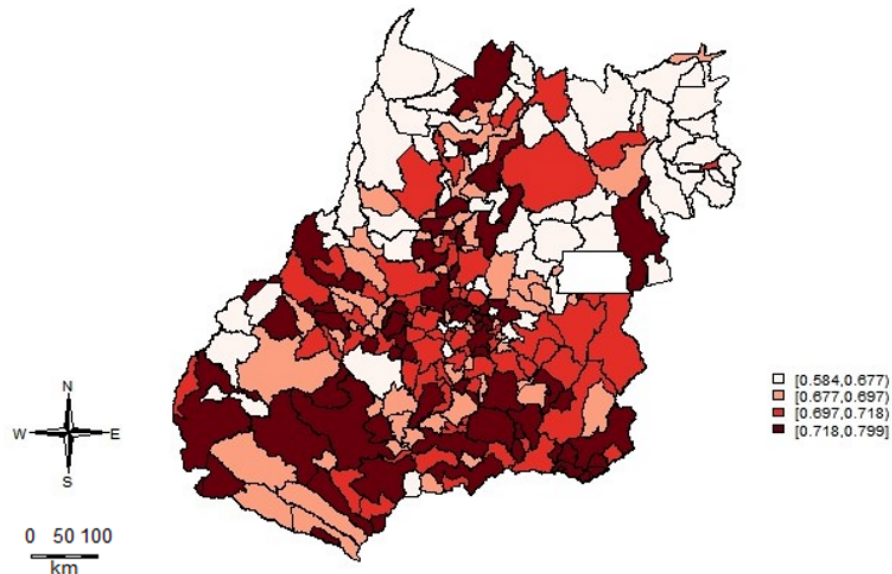
Figura 4 – Mapa da divisão dos municípios do Estado de Goiás.



Fonte: Autoria própria (2023)

A avaliação do IDHM brasileiro considera três dimensões: longevidade, educação e renda, medindo os fenômenos onde os indicadores podem ser associados a realidade nacional para avaliar o desenvolvimento adequado dos municípios e regiões brasileiros. Desta forma o nível de IDHM varia de 0 a 1, onde quanto mais próximo de 1 indica o maior desenvolvimento humano no município, conforme figura 5.

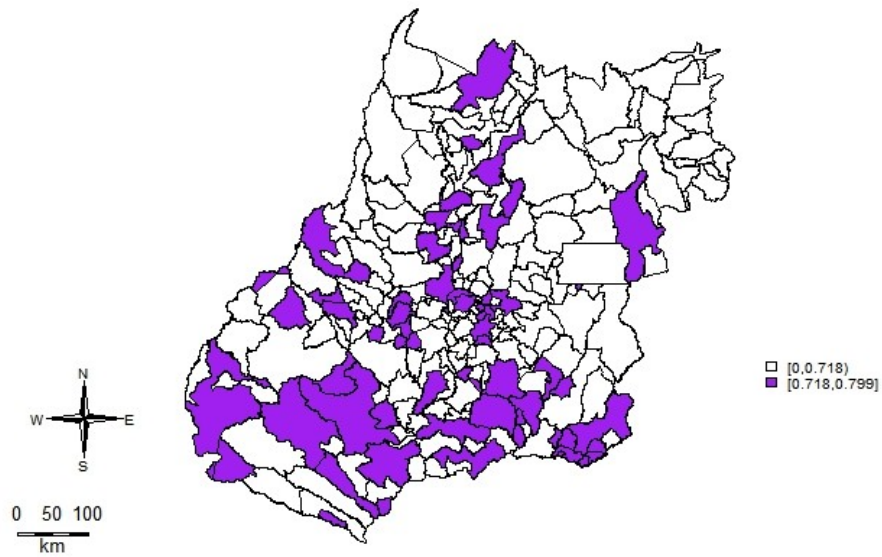
Figura 5 – Mapa do IDHM do estado de Goiás.



Fonte: Autoria própria (2023)

O gráfico de quartis do IDHM mostra que os municípios que apresentam os maiores índice estão localizados na faixa sul do estado, representado pela cor mais escura. Todavia, é notável que o estado do Goiás em 2010 retratou um bom IDHM. O menor IDHM é do município Cavalcante com valor de 0,584, já o maior é da capital Goiânia com o valor de 0,799, conforme Figura 6.

Figura 6 – Mapa da distribuição do IDHM nos municípios do estado de Goiás.

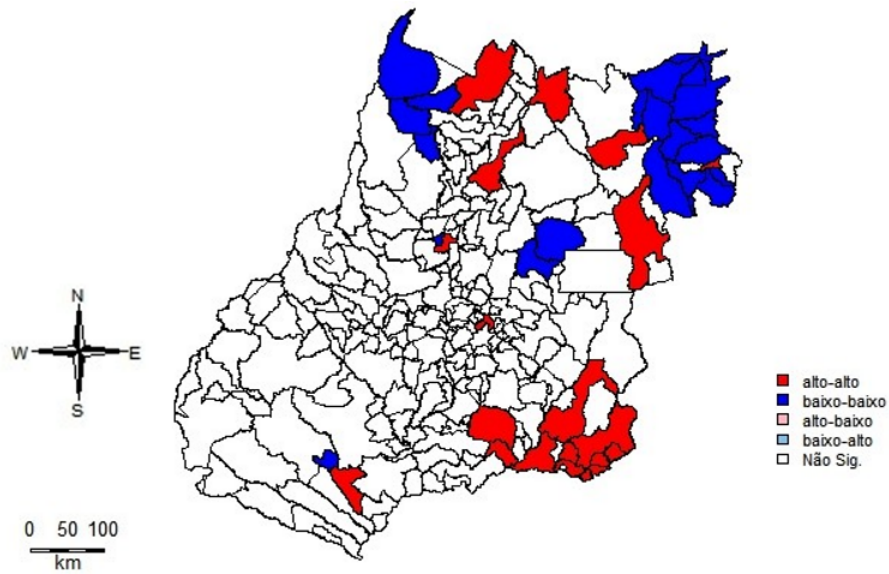


Fonte: Autoria própria (2023)

O município de Cavalcante apresenta o menor IDHM, registrando um índice de 0,584. Essa cifra destaca desafios específicos relacionados ao desenvolvimento humano nessa localidade, abrangendo indicadores como educação, renda e longevidade.

Por outro lado, a capital Goiânia se destaca como o município com o maior IDHM, atingindo o valor de 0,799. Esse resultado aponta para uma realidade mais favorável em termos de qualidade de vida, acesso à educação, oportunidades de emprego e condições de saúde para os seus habitantes, conforme Figura 7.

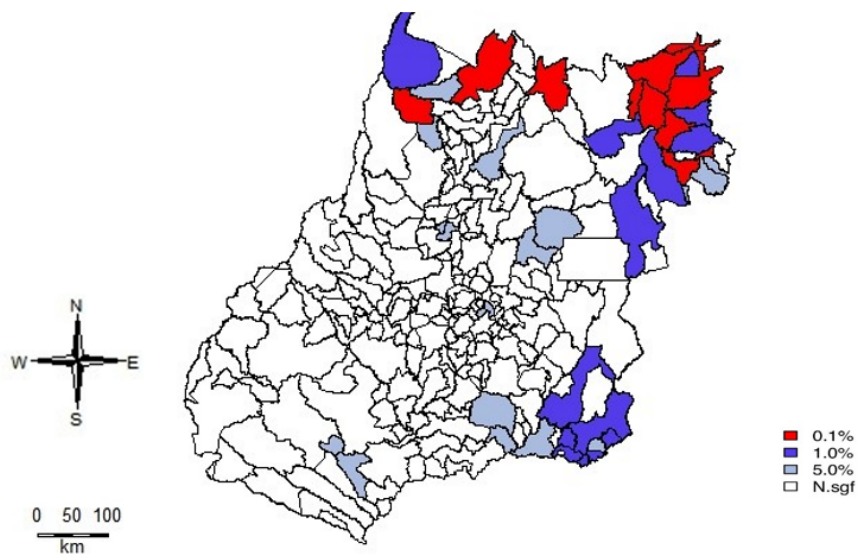
Figura 7 – Mapa de índice de Moran Local para o estado do Goiás.



Fonte: Autoria própria (2023)

Por meio deste mapa, pode-se analisar os municípios que foram estatisticamente significativos, ou seja, que tem dependência espacial, e como eles influenciam os seus vizinhos em relação Índice de Desenvolvimento Humano, conforme Figura 8.

Figura 8 – Lisa Map para o estado do Goiás.

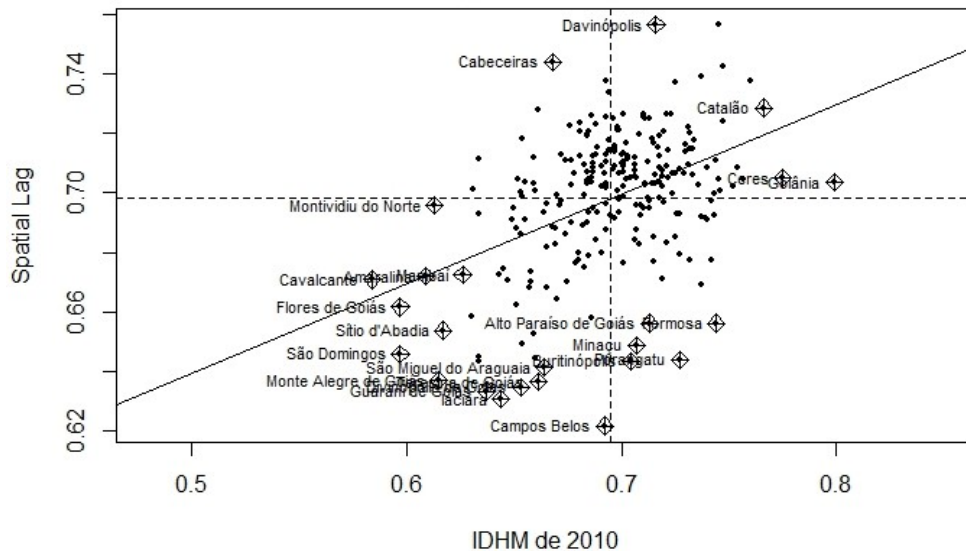


Fonte: Autoria própria (2023)

O Map Lisa traz a informação a que nível de significância os dados de áreas local há

dependência espacial. Todos que não são independentes espacialmente foram estatisticamente significativos ao nível de 5% e os demais ao nível de 1% e 0,1%, conforme Figura 9.

Figura 9 – Gráfico de espalhamento de Moran Local para os municípios do estado do Goiás.



Fonte: Autoria própria (2023)

O Gráfico de dispersão de Moran explica a relação entre os valores da variável de estudo em cada local e o valor médio da variável em locais vizinhos. Na qual interpretação é a seguinte: No quadrado superior direito (Q1) estão as cidades que apresentam IDHM e IDHM médio local maiores do que o valor médio geral.

Por outro lado, no quadrado inferior esquerdo (Q2) são os casos dos municípios que apresentam IDHM e IDHM médio local inferiores ao valor médio geral. Os quadrados (Q1) e (Q2) indicam autocorrelação espacial positiva, já o (Q3) é (Q4) autocorrelação espacial negativa. Com isto temos,

- (Q1): Alto-Alto
- (Q2): Baixo-Baixo
- (Q3): Alto-Baixo
- (Q4): Baixo-Alto.

4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Aprofundando nossa análise, a estatística espacial emergiu como uma ferramenta vital na compreensão das relações espaciais entre variáveis, sendo crucial para descrever padrões e contribuir para a consecução dos objetivos de pesquisa. Ao explorar os dados do Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD) de 2010, notamos que o Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) em Goiás exibiu variações significativas. Goiânia, classificada como "Alto" com um IDH de 0,799, contrastou com Cavalcante, cujo IDH mais baixo de 0,584 o colocou na categoria "Baixo".

Ao adotar métodos de estatística espacial para dados de área, identificamos padrões distintos nos municípios goianos. Os quadrantes (Q1) - Alto-Alto, compreendendo Davinópolis, Catalão, Ceres e Goiânia; (Q2) - Baixo-Baixo, representado por Montivideu do Norte, Cavalcante, Flores de Goiás, Sítio d'Abadia, São Domingos, São Miguel do Araguaia, Monte Alegre, Campos Belos; (Q3) - Alto-Baixo, que inclui Alto Paraíso de Goiás, Formosa, Minaçu, Porangatu; e (Q4) - Baixo-Alto, exemplificado por Cabeceiras, revelaram diferentes dinâmicas espaciais.

Particularmente, a análise espacial para dados de área revelou insights cruciais sobre a distribuição geográfica das variáveis estudadas. Municípios nos quadrantes (Q1) podem sugerir áreas de alto desenvolvimento concentrado, enquanto (Q2) pode indicar regiões com desafios socioeconômicos generalizados. Por sua vez, (Q3) e (Q4) destacam áreas com contrastes de desenvolvimento, onde é possível direcionar estratégias específicas.

Concluindo, os métodos empregados, especialmente na análise espacial para dados de área, desempenharam um papel fundamental na interpretação desses padrões. A estatística espacial não apenas proporcionou uma compreensão mais profunda das relações espaciais, mas também ofereceu uma base sólida para a formulação de estratégias direcionadas ao desenvolvimento regional sustentável.

5 REFERÊNCIAS

ANSELIN, L. Local indicators of spatial association—lisa. *Geographical analysis*, Wiley Online Library, v. 27, n. 2, p. 93–115, 1995.

CÂMARA, G. et al. Análise espacial de áreas. *Análise espacial de dados geográficos*. Brasília: EMBRAPA, p. 157–82, 2004. Citados nas páginas 12, 13, 14, 15, 16 e 19.

CARVALHO, M. S. et al. *Análise Espacial de Dados Geográficos*. [S.l.]: Embrapa, 2004. ISBN 85-7383-260-6. Citado na página 12.

DRUCK, S.; CARVALHO, M.S.; CÂMARA, G.; MONTEIRO, A.V.M. (eds) "Análise Espacial de Dados Geográficos". Brasília, EMBRAPA, 2004 (ISBN: 85-7383-260-6).

FERREIRA, L. M.; SÁFADI, T.; DE LIMA, R. R. TÉCNICAS DA ESTATÍSTICA ESPACIAL NA ANÁLISE DE DADOS DE ÁREAS NO ESTUDO DA DENGUE. *Revista Univap*, [S. l.], v. 24, n. 44, p. 13–27, 2018. Citado na página 12.

FISCHER, M. M.; WANG, J. *Spatial data analysis: models, methods and techniques*. [S.l.]: Springer Science Business Media, 2011. Citado na página 18.

GEARY, R. C. The contiguity ratio and statistical mapping. *The incorporated statistician*, v. 5, n. 3, p. 115–146, 1954. Citado na página 18.

GOICOCHEA, E. C.; ALONSO, G. C.; MASOT, A. N. Análisis espacial de la vulnerabilidad territorial (2000-2020) de los municipios cántabros a partir del índice de moran. v. 62, n. 1, p. 5–31, 2023. Citado na página 13.

GRIFITH, D. *Spatial autocorrelation and spatial filtering: gaining understanding through theory and scientific visualization* New York. [S.l.]: Springer-Verlag, 2003.

IBGE. 2023. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br>>. Citado na página 20.

LUZARDO, A. J. R.; FILHO, R. M. C. neda; RUBIM, I. B. Análise espacial exploratória com o emprego do índice de moran. v. 19, n. 40, p. 161–179, 2017. Citado na página 15.

SECRETARIA DE SAÚDE DO ESTADO DE GOIÁS. *Boletim Informativo do Observatório de Mobilidade e Saúde Humanas do Estado de Goiás (SES/SUVISA- UEG/EVV-SECIMA)*. Goiás, set. 2016, ed. 1, ano 3.

ZHU, M.; CUMMUNGS, P.; ZHAO, S.; RICE, T. The association between graduated driver licensing laws and travel behaviors among adolescents: na analysis of US National Household Travel Surveys. BMC Public Health, [S. l.], v. 16, n. 647, p. 1-6, jul. 2016.