



UNIVERSIDADE REGIONAL DO CARIRI - URCA PROGRAMA DE
MESTRADO PROFISSIONAL EM MATEMÁTICA EM REDE
NACIONAL – PROFMAT

**ANÁLISE ESPACIAL DO
DESEMPENHO DE MATEMÁTICA DO
9º ANO DAS ESCOLAS PÚBLICAS DO
CEARÁ**

FRANCISCO JOSÉ SANTANA DE MENESES

JUAZEIRO DO NORTE

2022



UNIVERSIDADE REGIONAL DO CARIRI - URCA
PROGRAMA DE MESTRADO PROFISSIONAL EM MATEMÁTICA
EM REDE NACIONAL – PROFMAT

FRANCISCO JOSÉ SANTANA DE MENESES

**ANÁLISE ESPACIAL DO DESEMPENHO DE
MATEMÁTICA DO 9º ANO DAS ESCOLAS PÚBLICAS
DO CEARÁ**

Dissertação apresentada ao Programa de Mestrado Profissional em Matemática em Rede Nacional – PROFMAT, da Universidade Regional do Cariri - URCA, como parte do requisito para obtenção do título de Mestre em Matemática.

Orientadora: PROF.^a DRA. KÁTIA PIRES NASCIMENTO DO SACRAMENTO

Coorientador: PROF.^o DR. VINÍCIUS PEREIRA DO SACRAMENTO

Juazeiro do Norte, 2022

Catálogo na fonte
Cícero Antônio Gomes Silva – CRB-3 n° /1385

M543a

Meneses, Francisco José Santana de.

Análise espacial do desempenho de matemática do 9° ano das escolas públicas do Ceará./ Francisco José Santana de Meneses – Juazeiro do Norte-Ce, 2022

72 f.: il.;30cm.

Dissertação (Mestrado Profissional em Matemática em Redes – PROFMAT) – Universidade Regional do Cariri - URCA

Orientadora: Prof.^a Dra Kátia Pires do Nascimento do Sacramento

1.Desempenho de matemática 2.Estatística espacial 3.Indicadores

I. Título

CDD: 510

FRANCISCO JOSÉ SANTANA DE MENESES

ANÁLISE ESPACIAL DO DESEMPENHO DE MATEMÁTICA DO 9º ANO DAS ESCOLAS PÚBLICAS DO CEARÁ

Dissertação de Mestrado apresentada à Universidade Regional do Cariri-URCA como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Matemática.

Dissertação aprovada. Juazeiro do Norte - CE, 29 de abril de 2022.

Documento assinado digitalmente
gov.br KATIA PIRES NASCIMENTO DO SACRAMENTO
Data: 09/07/2022 09:51:29 -0300
Verifique em <https://verificador.itl.br>

Orientadora

Prof.^a Dr.^a Kátia Pires do Nascimento
Sacramento
Universidade Regional do Cariri - URCA

Documento assinado digitalmente
gov.br VINICIUS PEREIRA DO SACRAMENTO
Data: 09/07/2022 10:29:14 -0300
Verifique em <https://verificador.itl.br>

Coorientador

Prof. Dr. Vinicius Pereira do Sacramento
Universidade Federal do Cariri - UFCA

Mário de Assis Oliveira

Prof. Me. Mário de Assis Oliveira
Universidade Regional do Cariri - URCA

Documento assinado digitalmente
gov.br ROSILDA BENICIO DE SOUZA
Data: 28/06/2022 16:48:37 -0300
Verifique em <https://verificador.itl.br>

Prof.^a Dr.^a Rosilda Benício de Souza
Universidade Federal do Cariri - UFCA

Manoel Rivelino Gomes de Oliveira

Prof. Dr. Manoel Rivelino Gomes de Oliveira
Universidade Federal da Bahia - UFBA

Abstract

Considering that the performances in the external evaluations of mathematics, in general, are not satisfactory, the research carried out a spatial analysis of this performance with the students of the 9th year of public schools in this discipline, using elements of spatial statistics, based on the external assessment of mathematics and educational indicators. Therefore, it is essential to evaluate the result of the municipalities in this assessment within the proficiency scale, seeking to make a parallel with the educational indicators and identify the spatial autocorrelation between these indicators. A survey is then carried out seeking similarities between the municipalities regarding the study variables, using the Global Moran index test and the local Moran Index, before that, it was noted the existence of significant *Clusters* for some indicators, and therefore a spatial autocorrelation between these variables. It was also found that the best performers in mathematics have a low age-grade distortion rate and low dropout rate. Another aspect is a better fit in the relationship between the teacher's training area and the subject he teaches. The variables performance in mathematics, age-grade distortion rate and indicators related to the formation and adequacy of the teaching professional, showed a local spatial similarity. This confirms the need and application of educational policies that seek to minimize the age-grade distortion and the dropout rate, as well as strategies for a better fit between teacher training and the subject they teach.

Keywords: Math performance, Indicators, Spatial autocorrelation.

Resumo

Tendo em vista que os desempenhos nas avaliações externas de matemática, no geral, não são satisfatórios, a pesquisa realizou uma análise espacial desse desempenho com os alunos do 9º ano das escolas públicas nessa disciplina, utilizando elementos da estatística espacial, tendo por base a avaliação externa de matemática e os indicadores educacionais. Para tanto, é fundamental avaliar o resultado dos municípios nessa avaliação dentro da escala de proficiência, buscando fazer um paralelo com os indicadores educacionais e identificar a autocorrelação espacial entre esses indicadores. Realiza-se então, uma pesquisa buscando similaridades entre os municípios a respeito das variáveis de estudo, utilizando o teste do índice de Moran Global e o Índice de Moran local, diante disso notou-se a existência de *Clurteres* significativos para alguns indicadores, e portanto uma autocorrelação espacial entre essas variáveis. Verificou-se também que os melhores desempenhos em matemática têm taxa de distorção idade-série e taxa de abandono baixas. Outro aspecto, é uma melhor adequação na relação entre a área de formação do docente e a disciplina que leciona. As variáveis desempenho em matemática, taxa distorção idade-série e indicadores relacionados a formação e adequação do profissional docente, apresentaram uma similaridade espacial local. Isso constata a necessidade e a aplicação de políticas educacionais que busquem minimizar a distorção idade-série e a taxa de abandono, assim como, estratégias para uma melhor adequação entre formação do professor e a disciplina que leciona.

Palavras-chave: Desempenho em matemática, Indicadores, Autocorrelação espacial.

Prefácio

Esta dissertação de mestrado foi submetida à Universidade Regional do Cariri como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Matemática.

Dissertação apresentada ao Programa de Mestrado Profissional em Matemática em Rede Nacional – PROFMAT, tendo como orientadora a **PROF.^a DRA. KÁTIA PIRES NASCIMENTO DO SACRAMENTO** e o **PROF.^o DR. VINÍCIUS PEREIRA DO SACRAMENTO** como coorientador deste trabalho.

Esta pesquisa foi financiada pela CAPES.

Agradecimentos

Agradeço inicialmente a Deus pelo dom da vida, pela força em alguns momentos difíceis, onde Ele, com sua magnitude sempre me levou a superação, me proporcionando um crescimento profissional e pessoal.

Aos meus pais, Vera e Antonio pelo incentivo desde o início da minha vida escolar.

À toda minha família, em especial, meus irmãos Nívea Maria e Paulo Cesar, meu afilhado Noah Lamec, sobrinhos Júlia e Abraão, tia Ana, tio Zéze, Vó Chiquinha e Lúcia Helena que torcem incondicionalmente por mim.

À minha filha Maria Bella que é a razão da minha vida e é meu combustível diário.

Aos meus amigos, que em todo momento traziam palavras de apoio, ideias na construção dos trabalhos, doação de livros de suporte e a presença em momentos de desânimo.

À Robério Alves, Herlane Martins e Luana Ricarto, que nessa reta final foram estupendos em todos os sentidos positivos.

À professora orientadora Kátia Pires do Nascimento Sacramento por incentivar constantemente e ser um exemplo de profissional e de pessoa. Sempre ouvindo, orientando e demonstrando o seu grande lado humano nas dificuldades que lhe apresentava.

Ao professor Vinícius Pereira do Sacramento pelas dicas, ensinamentos e disponibilidade.

Aos amigos de sala Taty, Genilson, Raimundo, Risoleta, Luiz, Jeovane, Barbara, Cléber e Tamires.

Aos professores Mário de Assis, José Tiago Nogueira Cruz, Paulo Cesar Cavalcante de Oliveira, Francisco Valdomiro Braga e Flávio França Cruz pelos ensinamentos nesse processo de formação.

À todos que compõem a escola Joaquim Valdevino de Brito, pela compreensão e flexibilidade nos momentos que necessitei.

À todos que contribuíram direta ou indiretamente para execução desse trabalho. .

*“Coisas próximas tendem a ter
características mais semelhantes e
correlacionadas que coisas
espacialmente mais distantes”*

– Tobler 1970

Sumário

Abstract	i
Resumo	ii
Prefácio	iii
Agradecimentos	iv
Lista de Tabelas	ix
Lista de Figuras	xi
Lista de Abreviações	xii
1 Introdução	1
1.1 Conceitos preliminares	1
1.2 Hipótese	4
2 Objetivo	5
2.1 Objetivo geral	5
2.2 Objetivos específicos	5
3 Revisão de Literatura	7
3.1 Educação, avaliação, desempenho em matemática e indicadores educacionais	7
3.2 Estatística espacial	10
3.2.1 Introdução à estatística espacial	10

3.2.2	Tipos de dados	11
3.2.3	Dependência espacial	11
3.3	Autocorrelação espacial	12
4	Materiais e Métodos	14
4.1	Análise de Dados Espaciais	14
4.2	Índice Local de Associação Espacial(LISA)	15
4.3	Média Espacial Móvel	17
4.4	Matriz de Ponderação Espacial	17
4.5	Dados Usados na Pesquisa	18
4.6	<i>Software R</i>	19
5	Resultados e Discussão	20
5.1	Mapeamento e Análises de Dados	20
5.2	Análise Espacial Através do Teste do Índice de Moran Global	29
5.3	Análise de Autocorrelação Espacial Local Através do Índice de Moran local - LISA	39
6	Considerações finais	59
	Referências	61
A	Anexo	65
B	Anexo	69

Lista de Tabelas

5.1	Índice de Moran Global e P-valor por variável de estudo	30
A.1	Resultado do Saeb de Matemática por Município na escala de proficiência do SAEB e os indicadores educacionais - ano 2019	65
B.1	Escala de proficiência de matemática - 9º ano do ensino fundamental apresentada no site do INEP	70

Lista de Figuras

4.1	Diagrama de emparelhamento de Moran.	16
5.1	Mapa das notas do SAEB em Matemática (SAEB.MAT) dos municípios do Ceará.	21
5.2	Mapa com a Taxa de Distorção Idade-Série (TDIS).	22
5.3	Mapa com a Taxa Abandono (TRAB).	23
5.4	Mapa com a Taxa Aprovação (TRA).	24
5.5	Mapa com FSLAD.	25
5.6	Dispersão entre os municípios com melhores e piores resultados no SAEB em Matemática.	28
5.7	Variável SAEB.MAT	31
5.8	Variável TDIS	32
5.9	Variável TRAB	33
5.10	Variável TRA	34
5.11	Variável FDCS	35
5.12	Variável FSLAD	36
5.13	Variável FSBAD	37
5.14	Variável FSADD	38
5.15	Variável MHAD	39
5.16	Diagrama de emparelhamento da variável SAEB.MAT.	41
5.17	Análise da autocorrelação espacial local da variável SAEB.MAT	42
5.18	Diagrama de emparelhamento da variável TDIS.	44
5.19	Análise da autocorrelação espacial local da variável TDIS	45

5.20	Diagrama de emparelhamento da variável FDCS.	47
5.21	Análise da autocorrelação espacial local da variável FDCS	49
5.22	Diagrama de emparelhamento da variável FSLAD.	50
5.23	Análise da autocorrelação espacial local da variável FSLAD	52
5.24	Diagrama de emparelhamento da variável FSBAD.	53
5.25	Análise da autocorrelação espacial local da variável FSBAD	55
5.26	Diagrama de emparelhamento da variável FSADD.	56
5.27	Análise da autocorrelação espacial local da variável FSADD	57

Lista de Abreviações

Abreviação	Descrição
AEDE	Análise Exploratória de Dados Espaciais.
FDCS	Percentual de Funções Docentes com Curso de Nível Superior.
FSADD	Percentual de Funções Docentes com Curso de Licenciatura ou Bacharelado com Complementação Pedagógica em Área Diferente da Disciplina que Leciona.
FSBAD	Percentual de Funções Docentes com Curso de Bacharelado sem Complementação Pedagógica na Área da Disciplina que Leciona.
FSLAD	Percentual de Funções Docentes com Curso de Licenciatura ou Bacharelado com Complementação Pedagógica na Mesma Área da Disciplina que Leciona.
IDEB	Índice de Desenvolvimento da Educação Básica.
IDH	Índice de Desenvolvimento Humano.
INEP	Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira.
IPECE	Instituto de Pesquisa e Estratégia Econômica do Ceará.
MAT	Média de Alunos por Turma.
MHAD	Média de Horas Aulas Diárias.
PCN	Parâmetros Curriculares Nacionais.
SAEB	Sistema de Avaliação da Educação Básica.
SAEB.MAT	Nota da Avaliação de Matemática no SAEB.
SPAECE	Sistema Permanente de Avaliação da Educação Básica do Ceará.

TDIS	Taxa de Distorção Idade-Série.
TRA	Taxa Aprovação Interna.
TRAB	Taxa de Abandono.
TRR	Taxa de Reprovação Interna.

Capítulo 1

Introdução

1.1 Conceitos preliminares

Um dos aspectos extremamente pontuados na escola pública em nível de educação básica é a bagagem de conhecimento que os discentes assimilam ao fim de cada etapa dessa modalidade de ensino. O ensino médio é uma das etapas que está em constante análise, em contrapartida, os alunos que iniciam essa fase trazem dificuldades na disciplina de matemática em relação a conceitos básicos do ensino fundamental II.

Para isso, basta observar os resultados das avaliações externas do Sistema de Avaliação da Educação Básica (SAEB) e na antiga Prova Brasil, das quais são avaliações para diagnóstico, em larga escala. Esse tipo de diagnóstico tem a finalidade de avaliar a qualidade do ensino oferecido pelo sistema educacional brasileiro, a partir de testes padronizados e questionários socioeconômicos.

Com isso, permitiu analisar elementos que interferem no desempenho do estudante através de ações coordenadas pelo Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP).

Outro instrumento do qual pode se ter essa mesma percepção é o Sistema Permanente de Avaliação da Educação Básica do Ceará (SPAEBCE), que é também uma avaliação externa em larga escala, da qual avalia competências e habilidades dos alunos do ensino

fundamental, 5º ano e 9º ano e do ensino médio, 3º ano, em português e matemática, aplicada nas Escolas Públicas do Estado do Ceará (Lima, 2005), e é usado visando a contribuir com a elaboração de uma proposta de intervenção para aprimorar o acompanhamento pedagógico e minimizar a defasagem de aprendizagem de matemática (Sousa e Kistemann Jr, 2018).

Dentre outras dimensões do conceito de avaliação, estão: “A avaliação auxilia no esclarecimento das metas e dos objetivos educacionais importantes e consiste num processo de determinação na medida em que o desenvolvimento do aluno está se processando da maneira desejada.” e “A avaliação é um sistema de controle de qualidade, pelo qual se pode determinar, a cada passo do processo ensino-aprendizagem, se este está sendo eficaz ou não; e caso não esteja, indica que mudanças devem ser feitas a fim de assegurar sua eficácia antes que seja tarde demais.”(Benjamin S. et al., 1983, p.8)

Com isso, os autores se posicionam mostrando que a avaliação é uma espécie termômetro da qualidade de ensino, levando em consideração constantemente, se metas e objetivos da escola foram contemplados positivamente, caso contrário, deve-se apresentar novos caminhos processuais na relação ensino-aprendizagem.

Porém, vale também ressaltar que a aprendizagem está atrelada a vários aspectos socioeconômicos, em consonância a isso, o INEP avalia estatisticamente alguns indicadores educacionais, para que a partir desses dados possa contribuir com a construção de políticas públicas das quais interfira positivamente na qualidade do ensino.

Segundo Libâneo:

Se acreditamos que a educação escolar tem um papel na democratização nas esferas econômica, social, política e cultural, ela será mais democrática quanto mais universalizada a todos, assegurando o acesso e a permanência nas séries iniciais, quanto o domínio de conhecimentos básicos e socialmente relevantes e o desenvolvimento das capacidades intelectuais por parte dos alunos(Libâneo, 2013, p.252).

Nessa perspectiva, a educação escolar não se limita a apenas elementos restritos ao ambiente interno da escola, mas sim, a um conjunto de variáveis internas e externas, que precisam ser consideradas pontualmente pelo sistema de ensino, na busca da construção do pleno desenvolvimento do indivíduo como cidadão, refletindo assim também, em uma edificação de uma sociedade mais justa. Para (Castro, 2009), a desigualdade educacional é um dos principais problemas que potencializam a manutenção das enormes desigualdades sociais enfrentadas pela população. Essas visões mostram que esse conjunto de desigualdades têm uma relação íntima com o desenvolvimento educacional.

A matemática por sua vez, quando trabalhada explicitando o sentido atribuído aos diferentes tipos de conteúdos, pode ser vista como instrumento de formação cognitiva como cita (Pais, 2018), ou seja, contribui no desenvolvimento do raciocínio lógico e na capacidade de abstração do aluno. Uma outra vertente para a matemática, é tida como instrumento que ajuda a entender fenômenos que corrobora diretamente nessa construção social.

Outro aspecto, como cita a primeira Lei da Geografia ou Lei Tobler é que “coisas próximas tendem a ter características mais semelhantes e correlacionadas que coisas espacialmente mais distantes”, um exemplo precursor da aplicação dessa regra como cita (Andrade et al., 2007), foi o uso dos dados sobre os casos de cólera em Londres, no ano de 1854, pelo médico inglês Jonh Snow, que através de um estudo espacial conseguiu identificar como se dava a propagação da epidemia.

Diante de tal abordagem, este trabalho busca ampliar uma reflexão sobre a análise espacial do desempenho em matemática dos alunos do ensino fundamental II das escolas públicas do estado do Ceará, através da apropriação dos dados do SAEB e dos indicadores educacionais do INEP, referentes ao ano de 2019.

Assim, indaga-se: o desempenho em matemática dos alunos do ensino fundamental II das escolas públicas do estado do Ceará têm correlação espacial? Qual a relação direta desse desempenho com os indicadores educacionais estudados?

1.2 Hipótese

Parte-se da hipótese de que o desempenho em matemática dos alunos do 9º ano das escolas públicas municipais está atrelado aos indicadores educacionais, tais como média de alunos por turma, média de horas-aulas diárias, formação dos docentes, taxa de distorção idade-série e proximidade entre os municípios. Esses indicadores são de fundamental importância no processo ensino-aprendizagem, daí necessitam de investimentos e que essa proximidade espacial entre essas áreas municipais provoca influência nesse resultado.

O seguinte trabalho está dividido em seis capítulos, onde no primeiro estão descritos os conceitos preliminares introdutórios. Em seguida, no segundo capítulo apresenta-se os objetivos geral e específico da pesquisa. No terceiro capítulo uma revisão da literatura fazendo uma retrospectiva e um aprofundamento do assunto já abordado. No capítulo seguinte, coloca-se os materiais e métodos utilizados no estudo em questão. No quinto capítulo são expostos os resultados e as discussões a respeito e por fim, no sexto capítulo, estão explanadas as considerações finais.

Capítulo 2

Objetivo

2.1 Objetivo geral

- Avaliar o desempenho do ensino em matemática, dos alunos que concluíram o ensino fundamental II nas escolas públicas do Ceará, tendo como base a avaliação do SAEB e os indicadores educacionais do INEP, utilizando a estatística espacial como ferramenta.

2.2 Objetivos específicos

Com o intuito do objetivo geral ser efetivado, foram designados os seguintes objetivos específicos:

- Avaliar o resultado dos municípios na avaliação de matemática do SAEB dentro da escala de proficiência;
- Identificar a relação entre os melhores resultados na avaliação de matemática do SAEB e os indicadores educacionais;
- Mapear as variáveis de estudo e identificar quais indicadores educacionais apresentam uma Autocorrelação espacial através do Índice de Moran (Global);

-
- Definir o padrão de Autocorrelação espacial local através do índice de Moran Local e identificar os *Clusters* significativos estatisticamente entre os municípios.

Capítulo 3

Revisão de Literatura

3.1 Educação, avaliação, desempenho em matemática e indicadores educacionais

A educação tem um conceito amplo, extenso, que está atrelado a transferência de valores entre gerações, ao meio social, Segundo a Lei de nº 9.394, de 20 de dezembro de 1996, que estabelece as Diretrizes e Bases da Educação Nacional, no seu art. 1º, trás

a educação abrange os processos formativos que se desenvolvem na vida familiar, na convivência humana, no trabalho, nas instituições de ensino e pesquisa, nos movimentos sociais e organizações da sociedade civil e nas manifestações culturais.

Uma educação de qualidade, em suas múltiplas significações e dimensões, para ser construída no contexto histórico, político, econômico e cultural, parte da perspectiva de uma escola de qualidade e de dimensões intra e extraescolares (Dourado e Oliveira, 2009) A educação na esfera das instituições de ensino escolar carrega essas séries de variáveis que são discutidas e avaliadas constantemente.

Um ponto fundamental nesse contexto é a avaliação da aprendizagem. A avaliação

encontra-se cada vez mais presente na área da educação, preenchendo um importante espaço no que se refere às preocupações educacionais (Luckesi, 2000). O executar a avaliação é uma postura pedagógica inerente ao processo educativo (Corsetti, 2012).

Porém, a avaliação para ganhar uma tal representatividade no processo educacional precisa ser processual e reflexiva, seja na avaliação da aprendizagem, no ciclo de sala de aula ou então em avaliações em larga escala, essa abordagem pode ser vista em trabalhos como de (Luckesi, 1998) e (Corsetti, 2012), respectivamente.

Os Parâmetros Curriculares Nacionais (PCN) de Matemática ainda ressaltam que

Os resultados expressos pelos instrumentos de avaliação, sejam eles provas, trabalhos, postura em sala, constituem indícios de competências e como tal devem ser considerados. A tarefa do avaliador constitui um permanente exercício de interpretação de sinais, de indícios, a partir dos quais manifesta juízos de valor que lhe permitem reorganizar a atividade pedagógica (BRASIL, 1998).

Daí, fica claro que a própria avaliação é um artifício que deve ser usado para a construção de estratégias pedagógicas, da qual reflete nas metodologias e em toda a dinâmica do processo de aprendizagem.

No campo das avaliações em larga escala, pode-se citar o SAEB, da qual em 27 de dezembro de 1994, por meio da Portaria n° 1.795, foi formalizada sua criação (de Lemos e Soligo, 2021). Porém o SAEB começou a ser desenvolvido no final dos anos 80 e foi aplicado pela primeira vez em 1990.

No transcorrer do tempo o SAEB sofreu reformulações, realizando-se assim, de dois em dois anos com foco nos componentes curriculares de Língua Portuguesa e Matemática. Segundo o INEP, atualmente essa avaliação permite dar um diagnóstico da educação básica brasileira e de fatores que podem interferir no desempenho do estudante.

No trabalho de Daniele Franchini e Valdecir Soligo ainda colocam que

O Saeb foi sendo reformulado e reforçado à medida que a avaliação em larga escala foi ganhando espaço e se tornando uma importante ferramenta para diagnosticar, mesmo que de forma parcial, as fragilidades do sistema educativo do país, servindo como indicador das condições de aprendizagem, possibilitando, inclusive, seu uso para medir aspectos da qualidade educacional (de Lemos e Soligo, 2021).

Visão essa que deixa claro a importância dessa ferramenta pedagógica, nas práticas de cunho interno e externo da escola, voltadas ao ensino-aprendizagem de qualidade, de onde pode estar se norteando, através dos resultados, o desenvolvimento de políticas públicas voltados para a melhoria da educação. O INEP usa as médias de desempenho dos estudantes, apuradas no SAEB, juntamente com as taxas de aprovação, reprovação e abandono, apuradas no Censo Escolar, compõem o Índice de Desenvolvimento da Educação Básica (IDEB).

Libâneo trás que no campo da escola pública democrática para realização das tarefas que lhe é pertinente, a matemática cumpre dois objetivos:

O desenvolvimento de habilidades de contagem, cálculo e medidas, tendo em vista a resolução de problemas ligados à vida prática cotidiana e tarefas escolares; o desenvolvimento de estruturas lógicas de pensamento, pelo domínio e aplicação do conteúdo, levando à formação do raciocínio e do pensamento independente e criativo, e assim, instrumentalizando alunos a adquirirem novos conhecimentos teóricos e práticos. (Libâneo, 2013, p.44-46)

E para que ocorra de fato a efetivação desses objetivos, (Pais, 2018) ainda complementa que é preciso envolver outros filamentos do sistema didático, tais como métodos, valores, estratégias, recursos e objetivos como componentes indissociáveis.

O bom desempenho em matemática também está atrelado e tem reflexos com os indicadores educacionais, esse assunto é abordado em trabalhos como o desenvolvido por (Laros e Andrade, 2010). Nesse referido trabalho, é afirmado que, entre outros aspectos, o autor destaca que o contexto familiar e a distorção idade-série têm relação com

desempenho em matemática.

De forma geral, os indicadores educacionais buscam explicar a tendência dos resultados encontrados na esfera da educação. A produção de estatísticas com os indicadores no Brasil foi significativamente ampliada nos anos recentes, permitindo diagnósticos mais precisos (de Mello et al., 2010).

Os indicadores educacionais são usados com três finalidades principais:

a) contribuir para o diagnóstico sobre problemas como repetência e inclusão educacional; b) fazer comparações nacionais e internacionais que permitem identificar deficiências importantes nos recursos humanos, físicos e financeiros e na gestão educacional, especialmente quando expressadas por desigualdades educacionais; e c) formular metas, principalmente para escolas, que focalizem o trabalho escolar na obtenção de resultados mais congruentes com desempenhos aceitáveis. (de Mello et al., 2010, p.153)

Diante dessas colocações é importante que se tenha um entendimento que os indicadores educacionais não podem ser vistos de forma isolada entre si, mas sim, que um pode influenciar o outro devido suas características.

3.2 Estatística espacial

3.2.1 Introdução à estatística espacial

A análise espacial é um assunto extremamente abordado em diversas áreas do conhecimento, tais como saúde pública, economia, agricultura e política. Em trabalhos como o de (Andrade et al., 2007), (Terron e Soares, 2010), (Antunes et al., 2013) e (Perobelli et al., 2007) podemos ver suas aplicabilidades em diferentes fenômenos.

A estatística espacial é a:

a área da estatística que trata de compreender a distribuição espacial de dados oriundos de fenômenos ocorridos no espaço geográfico. Ou seja, estuda métodos científicos para coleta, descrição, visualização e análise de dados que possuem coordenadas geográficas (Caumo, 2006).

A partir daí, entendemos que a estatística espacial busca a compreensão e explicação de problemas ou fenômenos relacionados com o espaço. A análise espacial pode ampliar a capacidade de compreender padrões associados a dados de área através de suas técnicas (Câmara et al., 2004a). Ou seja, a componente espacial está associada e pode influenciar algumas situações sociais e que através de suas técnicas a análise espacial busca trazer explicações pertinentes. A geração de superfícies, por exemplo é uma maneira eficiente de apreensão visual de padrões espaciais (Câmara et al., 2004a).

3.2.2 Tipos de dados

Para efeito de análise de dados, suas características influenciam nas técnicas abordadas, (Câmara et al., 2004b) coloca que são três os principais tipos dados de georreferenciados: dados pontuais, dados de área e superfícies contínuas.

Em particular, esse trabalho está atrelado ao estudo de dados de área, onde cada área do mapa, ou seja, polígonos fechados, apresenta um valor correspondente a variável em estudo (Caumo, 2006).

E com isso, a partir da análise espacial reflete-se como fenômenos se comportam através de distribuição espacial, definindo possíveis padrões nas regiões de estudo.

3.2.3 Dependência espacial

Como cita (Lima e Negreiros, 2011) e já comentada anteriormente no capítulo 1, a Lei de Tobler diz que: “coisas próximas tendem a ter características mais semelhantes e correlacionadas que coisas espacialmente mais distantes”. A Lei de Tobler destaca que a interação devido a proximidade espacial tende a provocar similaridade e influência.

Na estatística espacial a relação entre aspectos através das áreas delimitadas por

polígonos é dita de dependência espacial. Dependência espacial, significa que o valor de uma variável de interesse numa certa região, depende do valor dessa variável nas regiões próximas (Almeida, 2012).

E a partir daí,

A ideia de dependência espacial está associado ao conceito estatístico de autocorrelação espacial, onde o cálculo de autocorrelação espacial obedece à maneira de quantificação da dependência espacial. O termo autocorrelação possui o prefixo "auto" por fazer referência a uma mesma variável aleatória, apenas considerando correlação entre diferentes localizações (Caumo, 2006).

Nessa mesma linha, (Almeida, 2012) complementa que o coeficiente de autocorrelação descreve um conjunto de dados que está ordenado segundo uma sequência espacial, fornecendo informações sobre os arranjos espaciais desses valores.

3.3 Autocorrelação espacial

Segundo (Aranha, 1999) autocorrelação espacial ocorre quando atributos, de uma única variável, organizados no espaço influenciam-se mutuamente, do qual pode gerar padrões. É importante destacar que o próprio termo autocorrelação, remete a correlação da variável com ela mesmo, e espacial, pois trata de análise dessa variável com a vizinhança em uma região específica.

Uma etapa na análise exploratória dos dados citada por (Monteiro et al., 2004) é identificar a estrutura de correlação espacial que melhor descreva os dados. A estratégia é estimar a magnitude da autocorrelação espacial entre as áreas. Uma ferramenta utilizada é o índice global de Moran. (Almeida, 2012) coloca que um coeficiente de autocorrelação espacial descreve um conjunto de dados que está ordenado numa certa sequência espacial. Ele ainda cita que qualquer coeficiente de autocorrelação espacial é construído pela razão de uma medida de covariância e uma medida de variância total dos dados.

Para (Aranha, 1999), quando se tem um número de sub-regiões considerável em uma região de estudo, é provável a existência de diferentes regimes de correlação espacial em diferentes sub-regiões. Para evidenciar estes regimes espaciais, pode-se utilizar os indicadores locais de autocorrelação espacial e o mapa de espalhamento de Moran. Esse diagrama de Moran é um gráfico de dispersão da nuvem de pontos representando regiões, com indicação da declividade da reta de regressão (Almeida, 2012) relacionando o Índice Global de Moran.

Capítulo 4

Materiais e Métodos

4.1 Análise de Dados Espaciais

O processo metodológico desse trabalho compreende em analisar estratégias para interpretação desses dados, levando em consideração a proximidade. Nessa linha, fez-se uso da Análise Espacial que tem como ênfase mensurar propriedades e relacionamentos, levando em conta a localização do fenômeno em estudo de forma explícita. Assim, a ideia central é incorporar o espaço à análise que se deseja fazer.

Para a escolha de uma técnica de estudo adequada, inicialmente, realizou-se uma Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE), pois a mesma é capaz de auxiliar no processo de especificação dos modelos, como ressalta (Almeida, 2012). A partir daí, por meio de métodos, verificou-se a existência ou não de correlação espacial dos dados, de uma forma geral ou mais específica, ou seja, global e local.

Nesse estudo, a autocorrelação espacial foi observada fazendo o uso do Índice Global de Moran (I), segundo (Almeida, 2012) é dado por:

$$I = \frac{n}{S_0} \frac{\sum_i \sum_j w_{ij} z_i z_j}{\sum_{i=1}^j z_i^2} \quad (4.1)$$

ou matricialmente:

$$I = \frac{n}{S_0} \frac{z'Wz}{z'z} \quad (4.2)$$

em que n representa o número de regiões, z denota os valores da variável de interesse padronizada, W_z representa os valores médios da variável de interesse padronizada nos vizinhos, definidos segundo uma matriz de ponderação espacial W . Um elemento dessa matriz, referente à região i e à região j , é registrada como w_{ij} . S_0 é igual à operação $\sum \sum w_{ij}$, significando que todos os elementos da matriz de pesos espaciais W devem ser somados.

É importante destacar os termos nas equações 4.1 e 4.2, onde o numerador representa a autocovariância espacial, composta dos produtos cruzados $z'Wz$, e o denominador $z'z$ a variância dos dados. Esse índice varia de -1 a 1, no caso, a interpretação do teste segue que, para I positivo, mostra uma autocorrelação espacial direta, uma similaridade entre os dados, sendo que, quanto mais próximo de 1 maior essa autocorrelação. Para hipótese nula, I igual a zero, existe uma aleatoriedade espacial, ou seja, ausência de dependência espacial, e em último caso, se esse índice apresentar resultado negativo, mostra uma autocorrelação inversa, uma dissimilaridade entre os dados, de modo que, uma maior proximidade de -1 torna mais dispersos os dados.

4.2 Índice Local de Associação Espacial(LISA)

O Índice de Moran Global apresenta um único valor que representa a medida de autocorrelação espacial para todo o conjunto de dados. Porém, de uma forma mais detalhada, a estatística espacial local busca quantificar a associação espacial de cada localização a partir de um modelo de vizinhança pré-definida, permitindo assim, a identificação de agrupamentos de localizações com valores semelhantes, localizações anômalas e de mais de um regime espacial.

A autocorrelação local é dada segundo (Anselin, 1995), pelo Índice Local de Moran, como

$$I_i = z_i \sum_j w_{ij} z_j \quad (4.3)$$

em que os dados que compõem a expressão I_i têm a mesma representação do Índice Global de Moran. O coeficiente I_i de Moran realiza uma decomposição do índice global de autocorrelação, identificando e inferindo aspectos a respeito dos agrupamentos em quatro categorias: Alto-Alto (AA), Baixo-Baixo (BB), Alto-Baixo (AB) e Baixo-Alto (BA), onde cada uma dessas categorias representa os quadrantes Q1, Q2, Q3 e Q4, respectivamente, no diagrama de dispersão de Moran ilustrado na figura 4.1.

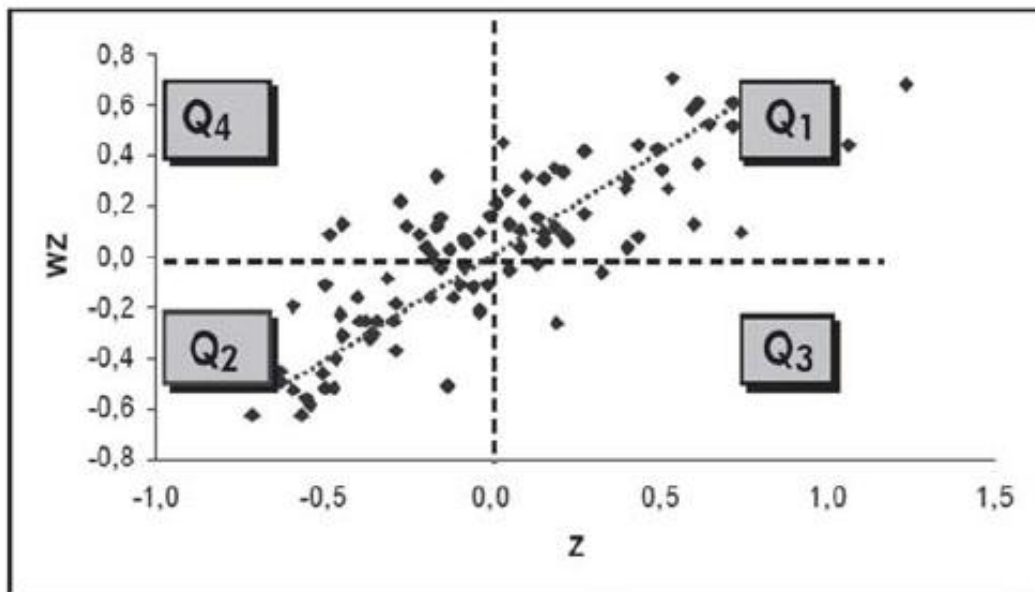


Figura 4.1: Diagrama de emparelhamento de Moran.

Fonte: disponível em: <http://www.dpi.inpe.br/gilberto/livro/analise/cap5-areas.pdf>. Acessado em 25/05/2022

No presente trabalho foi usado as siglas HH, LL, HL e LH, que vêm do inglês, representando, respectivamente as categorias Alto-Alto, Baixo-Baixo, Alto-Baixo e Baixo-Alto no diagrama de emparelhamento, em que segundo (Anselin, 1995) o Índice de Moran Global é interpretado como o coeficiente angular da reta de regressão da defasagem espacial e a variável de interesse e no LISA MAP, do qual é um mapa que apresenta as regiões que apresentam autocorrelação local significativamente diferente dos demais dados.

4.3 Média Espacial Móvel

De acordo com (dos Santos e Junior, 2006) o objetivo da média espacial móvel é identificar tendências dos dados espaciais, levando a uma apresentação mais suave das regiões de transição que os dados originais. Essa ferramenta tem por função identificar os locais de transição entre cada regime de dados. (Krempi, 2004) destaca também que para calcular a média espacial móvel é necessário conhecer o vetor desvio Z , definido a partir da média geral μ . Cada elemento deste vetor é calculado subtraindo-se o valor de μ do valor do atributo para cada região:

$$z_j = y_j - \mu \quad (4.4)$$

onde Z_j : vetor desvio, y_i : vetor com os valores do atributo analisado e μ : média geral.

(Krempi, 2004) cita que a estimativa da média espacial móvel é obtida pela equação:

$$\hat{\mu}_i = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ij} z_j}{\sum_{j=1}^n w_{ij}} \quad (4.5)$$

onde $\hat{\mu}_i$: médias ponderadas, $\sum_{j=1}^n w_{ij}$: matriz de proximidade espacial e y_i : vetor com os valores do atributo.

4.4 Matriz de Ponderação Espacial

Como cita (Tyszler, 2006) a matriz de pesos espaciais W é uma matriz quadrada de ordem n que apresenta os pesos espaciais de cada área sobre outra. Daí, o elemento w_{ij} indica o peso espacial que a área j exerce sobre a área i . (Almeida, 2012) define:

$$W_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{se } i \text{ e } j \text{ são vizinhos} \\ 0 & \text{se } i \text{ e } j \text{ não são vizinhos} \end{cases}$$

atribuindo $w_{ii} = 0$, pois a área não é vizinha de si mesmo. O método aplicado nesse trabalho consiste no uso da matriz espacial de convenção de vizinhança do tipo *Queen*, da qual considera áreas com fronteiras ou vértices em comum como vizinhas.

4.5 Dados Usados na Pesquisa

Os dados utilizados no presente trabalho foram extraídos do INEP referentes aos 184 municípios do estado do Ceará, no ano de 2019 e estão apresentados nos anexos na tabela A.1. Foram usados os seguintes dados como variáveis de estudo quantitativas:

- Média de Alunos por Turma (MAT);
- Média de Horas Aulas Diárias (MHAD);
- Taxa de Distorção Idade-Série (TDIS);
- Taxa Aprovação Interna (TRA);
- Taxa de Reprovação Interna (TRR);
- Taxa de Abandono (TRAB);
- Percentual de Funções Docentes com Curso de Nível Superior (FDCS);
- Percentual de Funções Docentes com Curso de Licenciatura ou Bacharelado com Complementação Pedagógica na Mesma Área da Disciplina que Leciona (FSLAD);
- Percentual de Funções Docentes com Curso de Bacharelado sem Complementação Pedagógica na Área da Disciplina que Leciona (FSBAD);
- Percentual de Funções Docentes com Curso de Licenciatura ou Bacharelado com Complementação Pedagógica em Área Diferente da Disciplina que Leciona (FSADD);
- Nota da Avaliação de Matemática no SAEB (SAEB.MAT).

Ainda dentro dos aspectos metodológicos, foram feitas análises desses dados em questão, buscando se havia ou não alguma relação entre eles, com o foco de associar comportamento dessas variáveis em questão com os melhores ou os piores desempenhos em matemática.

4.6 *Software R*

O *Software R* apresenta várias ferramentas estatísticas e gráficas que permitem tratamento de dados, modelagem e realização de testes estatísticos (Duarte et al., 2015). (Ritter et al., 2019) acrescenta também, que de um modo geral o R é uma ferramenta excelente para armazenar e manipular dados, realizar cálculos, realizar testes e análises exploratórias.

Desenvolvido na Universidade de Auckland, Nova Zelândia, o R é uma implementação da linguagem de programação S, desenvolvida pela ATT's Bell Laboratories e que é utilizada para análise de dados (Duarte et al., 2015).

É importante destacar que o R é um *Software* livre. O Ambiente R, apresenta código fonte aberto, podendo ser modificado ou implementado com novos procedimentos desenvolvidos por qualquer usuário (Ritter et al., 2019).

Nesse trabalho, para a construção de mapas e gráficos, na definição dos Índices de Moran Global e Local, assim como, na análise do erro, através do p-valor, em todas as variáveis de estudo, foi utilizado *Software R*.

Capítulo 5

Resultados e Discussão

5.1 Mapeamento e Análises de Dados

As notas do SAEB de Matemática dos alunos do 9º ano, podem ser expostas em uma escala de proficiência que vai do nível 0 até o nível 9, ou seja, são 10 níveis, permitindo verificar se o aluno desenvolveu habilidade e competência referente a série de estudo como mostra a tabela A.1. Onde o nível 0, estão os estudantes que apresentam um desempenho menor que 200 pontos e o nível 9, os que apresentam pontuação maior que ou igual a 400 pontos. A partir dessas notas dos alunos e de outros indicadores educacionais define-se o SAEB do município.

No estado do Ceará, entre os 184 municípios, nenhum se encontra no nível 0 ou no nível 9 dessa escala, o maior nível atingido foi o 6, com aproximadamente 2,71% desse total. No nível 3, ou seja, municípios que têm pontuação maior que ou igual a 250 e menor que 275, está a maior parte, 62,5%.

Com isso, utilizando a Estatística Espacial com a finalidade de obter uma análise visual dos dados de 2019 da série 9º ano do ensino fundamental público, observou-se a nota do SAEB em Matemática (SAEB.MAT) e mais alguns indicadores educacionais apresentados pelo INEP.

A Figura 5.1 apresenta de forma visual a existência de um conjunto de oito muni-

cípios que se destacam entre os demais de forma positiva, são eles: Cruz, Pires Ferreira, Novo Oriente, Milhã, Sobral, Ararendá, Catunda e Jijoca de Jericoacoara, dos quais, apresentam uma média no SAEB em Matemática de 328,65, que de fato, é uma nota bem superior a grande maioria.

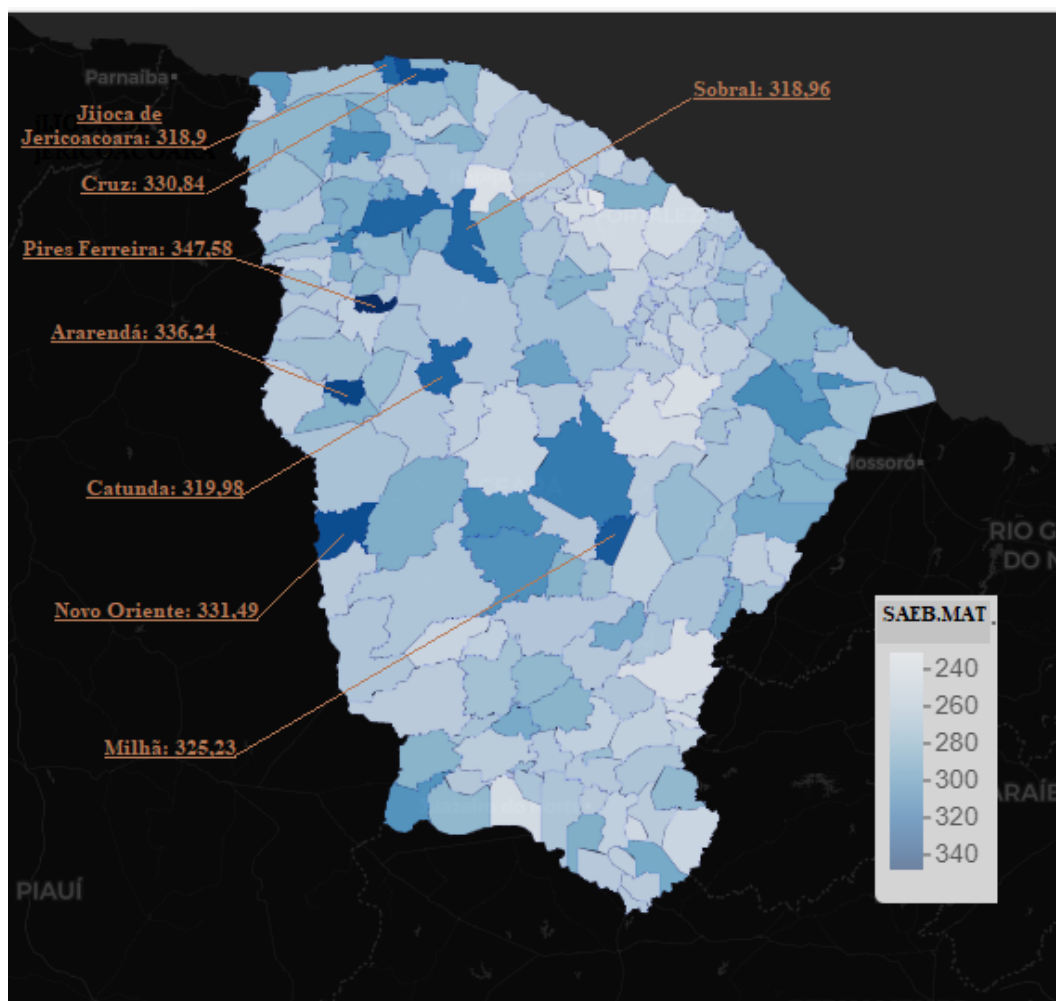


Figura 5.1: Mapa das notas do SAEB em Matemática (SAEB.MAT) dos municípios do Ceará.

Fonte: Próprio autor.

Diante dessa constatação, torna-se importante refletir sobre alguns instrumentos de acompanhamento do meio educacional, denominados de indicadores educacionais, traçando um paralelo desses resultados mais expressivos com os demais. Na Figura 5.2 são destacados os municípios com as notas de maiores relevância no SAEB em Matemática e o indicador Taxa de Distorção Idade-Série (TDIS).

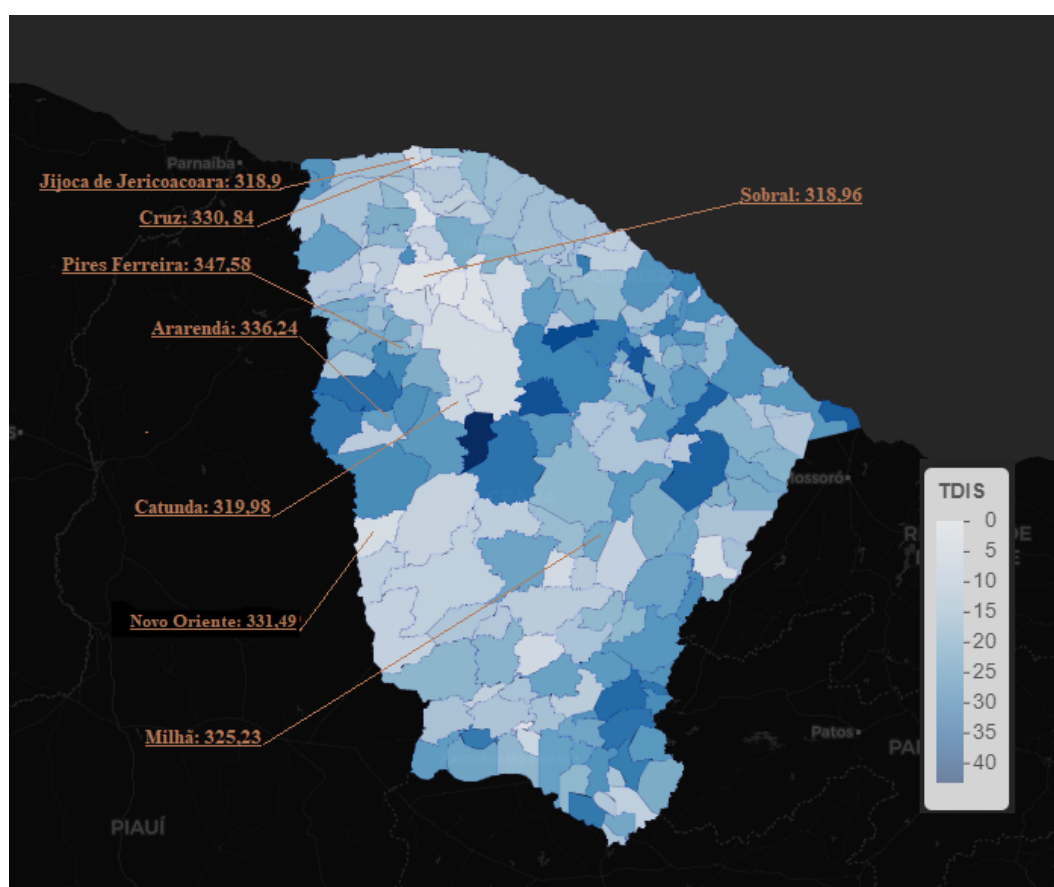


Figura 5.2: Mapa com a Taxa de Distorção Idade-Série (TDIS).

Fonte: Próprio autor.

Ainda, de acordo com a ilustração da Figura 5.2, pode-se observar uma associação entre as melhores notas do SAEB.MAT com os valores baixos nas TDIS. Em média, as TDIS dos oito municípios de maior destaque equivale a 9,75%, já se selecionar os 92 piores resultados do SAEB.MAT, ou seja, 50% do geral, tem-se aproximadamente 18,08%, e se comparar as oito piores, mais que dobra, vai para 20,13%. Portanto, os melhores resultados obtidos nessa avaliação, estão vinculados a percentuais baixos de alunos com idade acima do esperado em relação ao ano que se encontra matriculado, mostrando que essas duas variáveis têm uma relação inversamente proporcional.

Um outro indicador fundamental é a Taxa de Abandono (TRAB). Muitos educandos iniciam sua vida escolar e durante essa trajetória, estão expostos a diversos aspectos que podem os levar a essa desistência. O mapa da Figura 5.3 mostra visualmente essas taxas dos municípios cearenses.

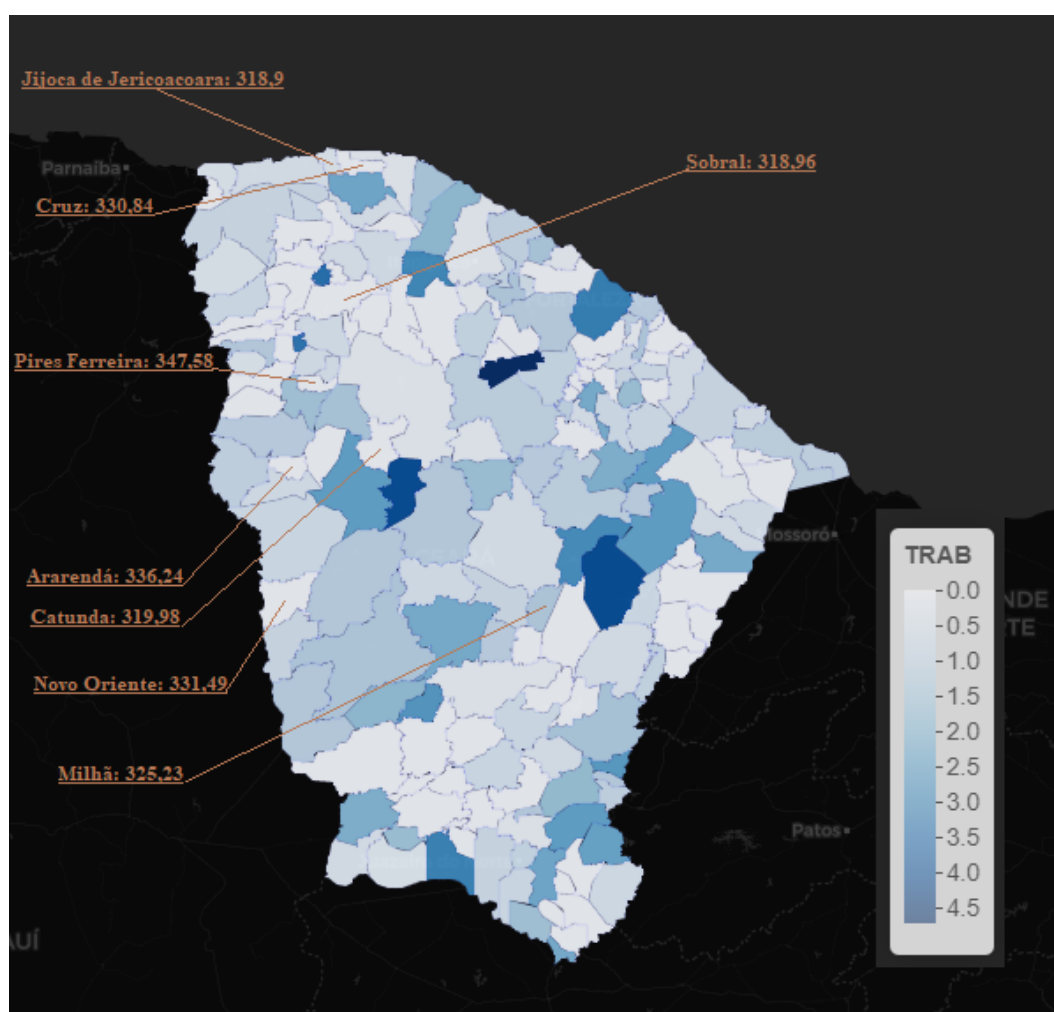


Figura 5.3: Mapa com a Taxa Abandono (TRAB).

Fonte: Próprio autor.

A ilustração da Figura 5.3, aponta também que os melhores resultados do SAEB.MAT têm TRAB baixo, em média possuem 0,2%, e quando se analisa os 128 piores resultados do SAEB.MAT, ou seja, 70% do geral, a média é mais de 4 vezes maior, no caso equivalente a 0,86%. No entanto, observando os oito piores, a média é de 1,93%, ou seja, quase dez vezes maior quando comparados com os oito melhores resultados, mostrando que o baixo desempenho em matemática e o abandono escolar tem uma relação de influência.

Assim como a Taxa de Abandono, tem-se também a Taxa de Aprovação (TRA) atrelada ao rendimento escolar. Apesar da grande maioria dos municípios estarem em níveis baixos na escala de proficiência em matemática do SAEB, no caso, 72,3% estão

entre os níveis 2 e 3, os mesmos apresentam TRA bem elevadas, como pode ser visto na Figura 5.4.

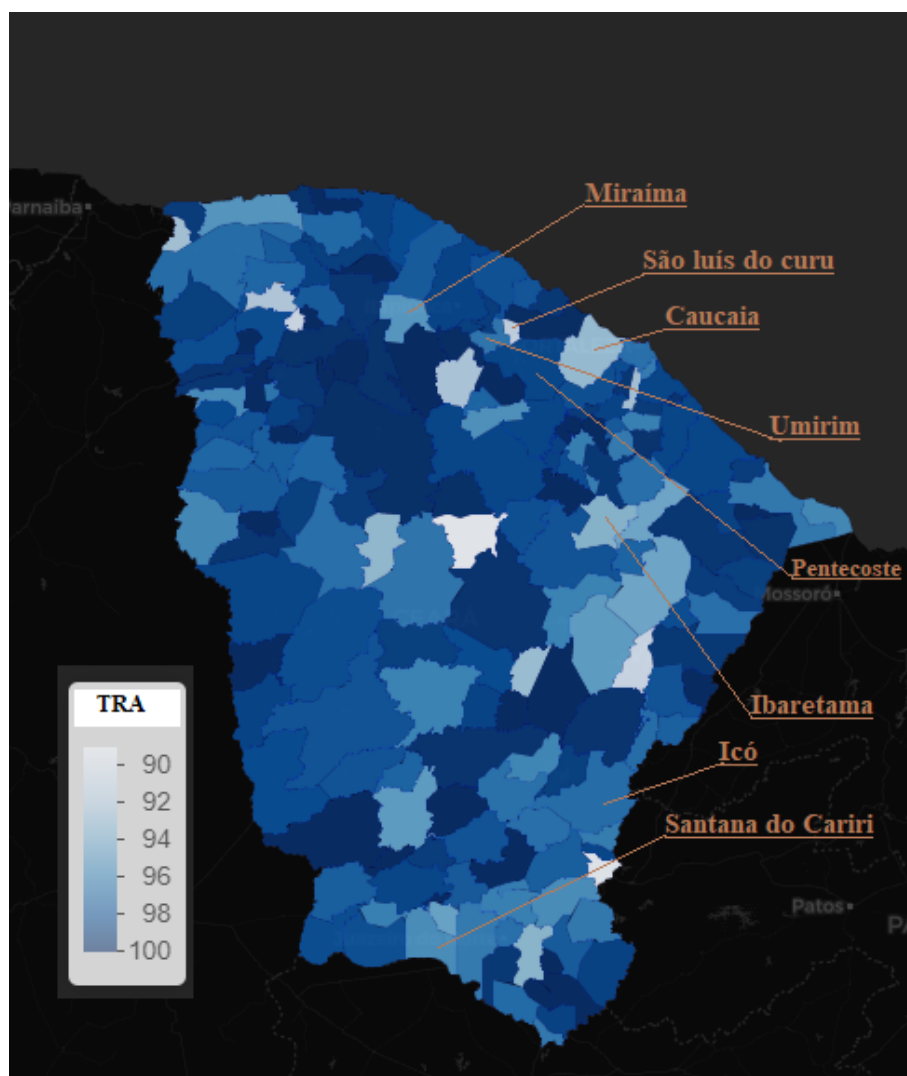


Figura 5.4: Mapa com a Taxa Aprovação (TRA).

Fonte: Próprio autor.

Ainda, com relação à Figura 5.4, percebe-se que os oito municípios com menores notas na avaliação externa de matemática do SAEB, apresentaram resultados internos bem consideráveis em relação a variável TRA, em média 95,09% de aprovações, já os oito melhores municípios na avaliação do SAEB, superando a média do estado em 1,1%, chegando a um total de 98,94% de aprovações, mostrando resultados ainda mais satisfatórios.

Os municípios do estado do Ceará apresentam uma taxa de reprovação 1,41%,

mostrando a existência de uma discrepância entre os dois sistemas de avaliação, o interno, efetivado pelas próprias escolas com taxas relativamente baixas de reprovação e o externo, através do SAEB realizado pelo INEP, do qual, neste ano de 2019, mostra que a maior parte dos municípios, têm seus alunos inseridos na escala de proficiência entre os níveis 1, 2 e 3, de uma escala que vai até o nível 9.

Um outro aspecto relevante na construção do conhecimento, se trata da formação do corpo docente. Os municípios do Ceará têm 91,42% das funções docentes com curso de nível superior, porém ao fazer um estudo de uma forma mais minuciosa, nota-se alguns pontos com deficiências no sentido pedagógico, como por exemplo, o indicador Percentual de Docentes com Nível Superior que Possuem Licenciatura ou Bacharelado com Complementação Pedagógica na Área da disciplina que Atua (FSLDA), ilustrado na Figura 5.5.

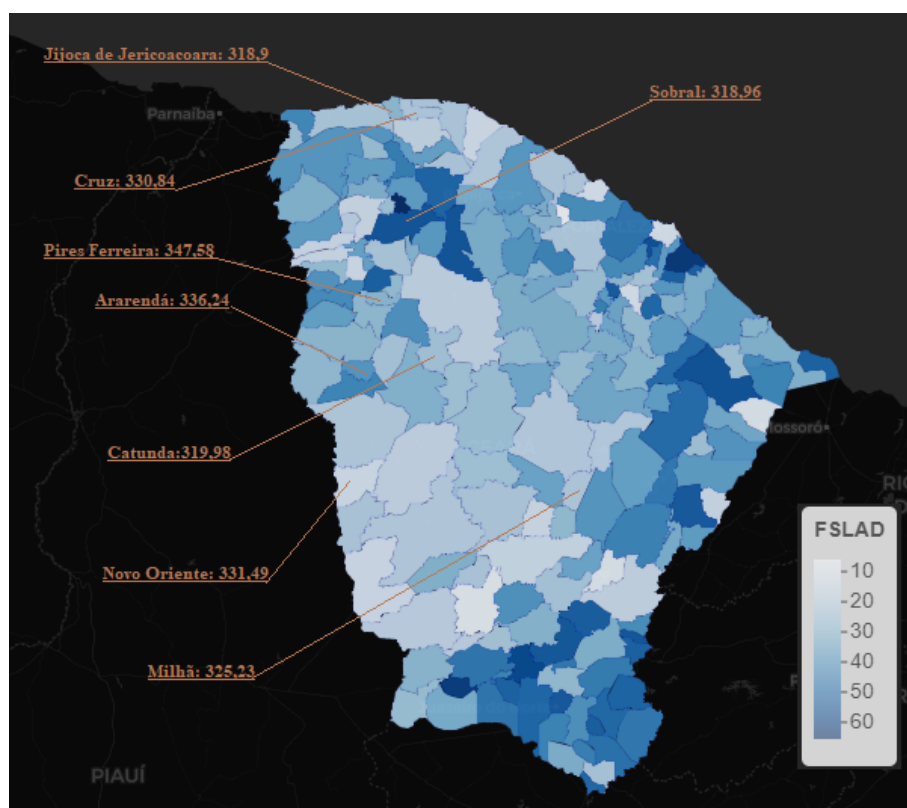


Figura 5.5: Mapa com FSLAD.

Fonte: Próprio autor.

Nota-se pela Figura 5.5, que no geral, o estado do Ceará não tem de forma satisfatória, uma quantidade de professores atuando na sua área de formação, nessa série em estudo. Apenas algo próximo de 33,7%, em média, estão lecionando disciplinas correspondente a sua área de formação. O mapa ainda mostra que mesmo os oito municípios com os melhores SAEB.MAT não têm bons FSLDA's, estão com uma média percentual em torno de 29,7%. Já no caso dos oito municípios, com os piores resultados na SAEB.MAT, o percentual apresentado foi um pouco pior que os oito melhores, girando em torno de 29,2%.

Vale também salientar que dos docentes com Bacharelado na mesma área da disciplina que lecionam, ainda existem profissionais que não possuem complementação pedagógica, segundo o INEP. Com isso, entre várias variáveis fundamentais para que o processo de ensino-aprendizagem aconteça, no mínimo essas em questão, desapontam, o que torna a evolução dos municípios para os níveis mais interessantes, a termo de aprendizagem na escala do SAEB, mais lento.

Esta colocação acima, está de acordo com Ferreira e Ferreira que acrescentam que o essencial é:

estar preparado, ser flexível em sua metodologia de ensino, diversificando através do perfil da turma. Com isso, para que se tenha um processo de aprendizagem e um ensino de qualidade este é um fator importante, exige-se que o professor tenha formação em sua área de atuação; habilidade, domínio nos conteúdos; novos métodos para ensinar tal disciplina.(Ferreira e Ferreira, 2015, p.207)

Assim, profissionais capacitados e lecionando disciplinas em consonância com sua formação, são aspectos de uma relevância bastante considerável na busca de um ensino-aprendizagem eficaz na formação cognitiva do aluno.

Quando se analisa a taxa de aprovação nota-se que a grande maioria dos municípios não apresentam dificuldades nesse indicador, o que não reflete de forma considerável em excelentes resultados na escala do SAEB.

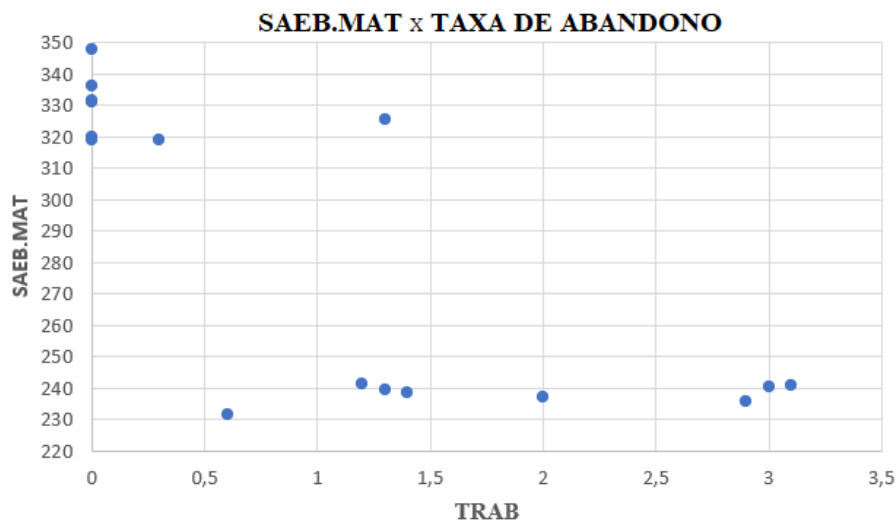
Observando a variável FSLAD dessa série em estudo das escolas públicas do estado do Ceará, nota-se a necessidade de uma melhor adequação dos profissionais docentes em relação a sua área de atuação, bem como o uso de estratégias que busquem promover formações para os docentes alinhadas com as disciplinas que atuam.

De modo geral, os oito municípios que apresentaram melhores resultados na avaliação de matemática do SAEB, mesmo com o número médio de alunos por turma levemente maior e o número médio de horas aulas diárias levemente menor, dados do INEP, em média, eles demonstraram, a taxa de distorção idade-série e a taxa de abandono de modo inferior, quando comparados com as médias do estado.

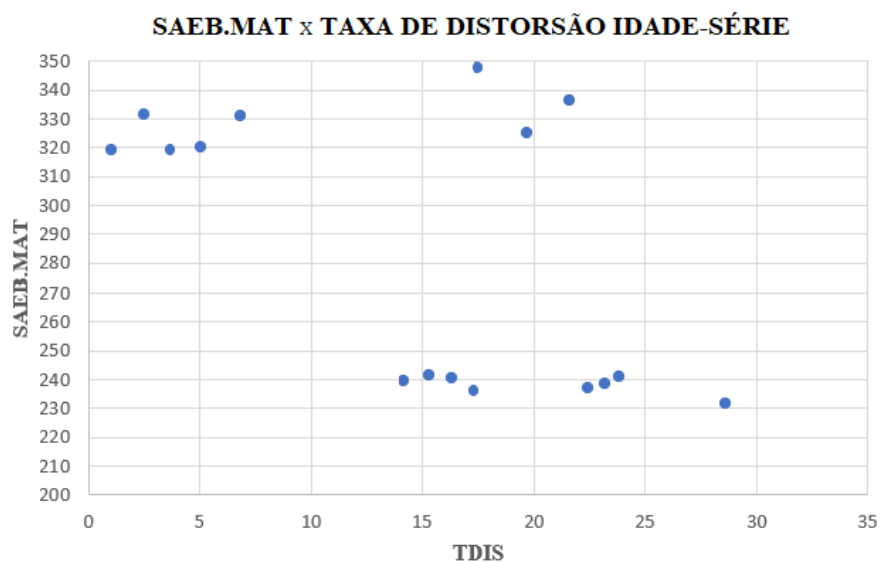
Através de gráficos de dispersão foram comparados especificamente os oito melhores resultados da avaliação do SAEB da componente curricular de matemática com os oito piores, no caso, foi analisado a relação dessas notas com os indicadores TDIS e TRAB desses dezesseis municípios em questão, como ilustra a Figura 5.6.

Na ilustração da Figura 5.6(a) nota-se na relação SAEB.MAT X TRAB que as maiores notas do SAEB em matemática, ou seja, notas maiores que 315, têm TRAB zero ou valores para essa taxa muito próximos de zero, sendo que apenas um dos municípios distorce dos demais nessa lógica, que no caso foi o município de Milhã. É importante destacar que dos oito resultados que apresentam nota acima de 315, apenas seis pontos aparecem na 5.6(a), isso acontece devido ter pontos sobrepostos. No caso dos oito piores resultados no SAEB.MAT, que tiveram notas inferiores a 242, têm TRAB maiores, com exceção do caso já citado.

Na ilustração da Figura 5.6(b) nota-se que a relação SAEB.MAT X TDIS carrega uma interpretação similar a da Figura 5.6(a), onde dos oito melhores resultados na avaliação do SAEB, cinco têm taxa de distorção idade-série inferior a 7%, apenas os três municípios Pires Ferreira, Ararendá e Milhã apresentaram taxas próximos a 20%. Diante dessa constatação percebe a influência que esses indicadores educacionais provocam no desempenho em matemática.



(a) Nota de matemática no SAEB versus taxa de abandono.



(b) Nota de matemática no SAEB versus taxa de distorção idade-série

Figura 5.6: Dispersão entre os municípios com melhores e piores resultados no SAEB em Matemática.

Fonte: Próprio autor.

5.2 Análise Espacial Através do Teste do Índice de Moran Global

A proximidade espacial, ou seja, a correlação espacial, utilizada sobre as variáveis, foi definida através do Teste Global de Moran, descrito na seção anterior. Para avaliar a significância do índice I de Moran, as hipóteses nula H_0 e alternativa H_1 foram estabelecidas, onde H_0 indica a não correlação espacial e H_1 indica a existência de correlação espacial, entre os municípios sobre a variável em estudo.

O p-valor representa uma análise de erro, do qual foram realizadas várias permutações aleatórias para o índice I de Moran, e a partir dos resultados, o p-valor foi definido pela razão entre o número de índices simulados com valores maiores do que o valor do índice observado inicialmente para os 184 municípios e o número total de índices simulados. Para tanto, Rejeita-se H_0 caso o p-valor seja significativo, ou seja, menor que ou igual a 0,05, caso contrário, teremos um p-valor não significativo e assim não rejeitamos H_0 .

A partir da aplicação dos dados das variáveis no *software* R, os resultados obtidos do Índice Global de Moran e do P-valor para cada variável, estão apresentados na tabela 5.1, em seguida, é analisado a existência de autocorrelação global cada variável a partir desses resultados.

Tabela 5.1: Índice de Moran Global e P-valor por variável de estudo

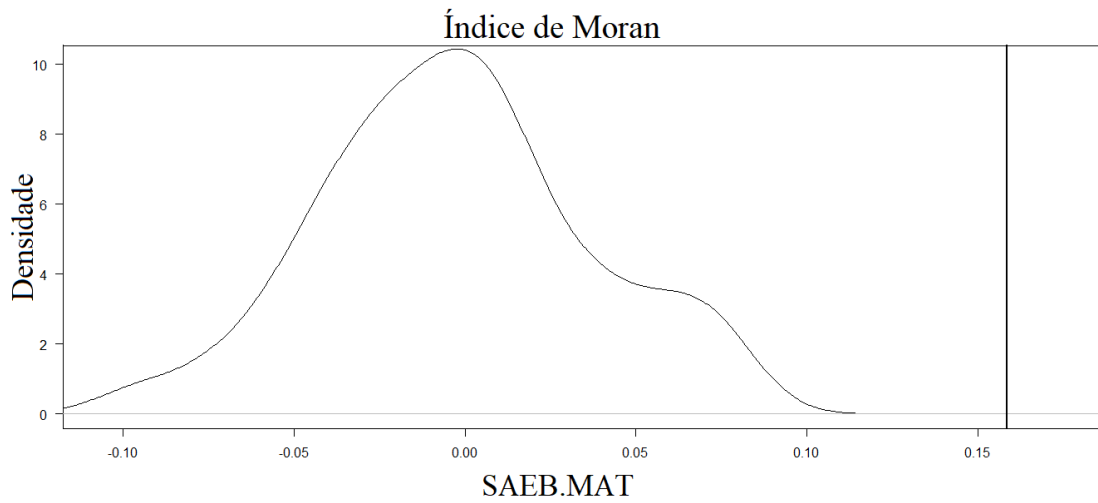
Variável	Índice de Moram Global	P-valor
SAEB.MAT	0,158369033	0,0017
TRAB	0,030890817	0,2200
TDIS	0,268444641	0,0017
TRA	0,006857082	0,3800
MHAD	- 0,006442342	0,4367
FDCS	0,109341167	0,0083
FSBAD	0,118893697	0,0100
FSADD	0,114660183	0,0033
FSLAD	0,223982375	0,0017

Fonte: Próprio autor

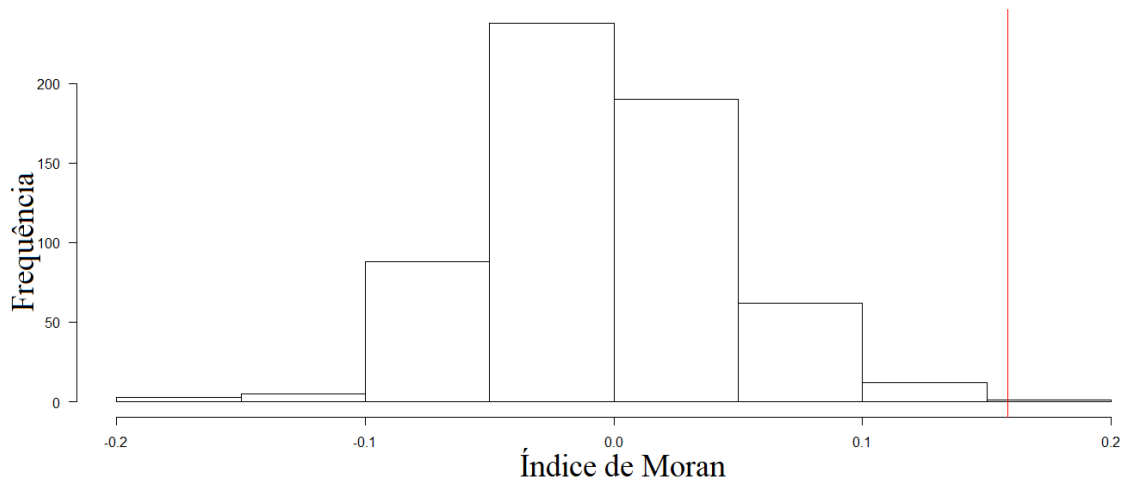
A abordagem analítica da análise do índice I de Moran pode ser sensível a polígonos distribuídos irregularmente, com isso foi realizado uma abordagem mais segura para o teste de hipótese executando uma simulação de Monte-Carlo.

Para ilustrar cada caso, será apresentado um histograma e um gráfico de densidade, onde, apresenta-se uma reta vertical a horizontal no ponto onde se encontra Índice de Moran obtido usando o método de simulação de Monte-Carlo.

Ao realizar a análise com a variável SAEB.MAT o teste do índice I de Moran, obteve-se como resultado o valor 0,158369033, ou seja, um valor positivo, mas baixo, como mostra a ilustração da Figura 5.7, com isso, dificulta concluir se houve ou não uma autocorrelação espacial da variável em questão. Porém ao definir o teste de significância de I através do p-valor, observou-se um resultado de 0,0017 para o p-valor, portanto, significativo, com isso rejeita-se H_0 , podendo ocorrer um erro do tipo 1, porém com uma pequena chance de 0,17% em estar errado ao afirmar que os valores das notas do SAEB em Matemática não estão agrupadas em nível dos municípios. Deste modo, pode-se dizer que existe uma similaridade entre os municípios com relação a variável SAEB.MAT.



(a) Densidade da variável SAEB.MAT.



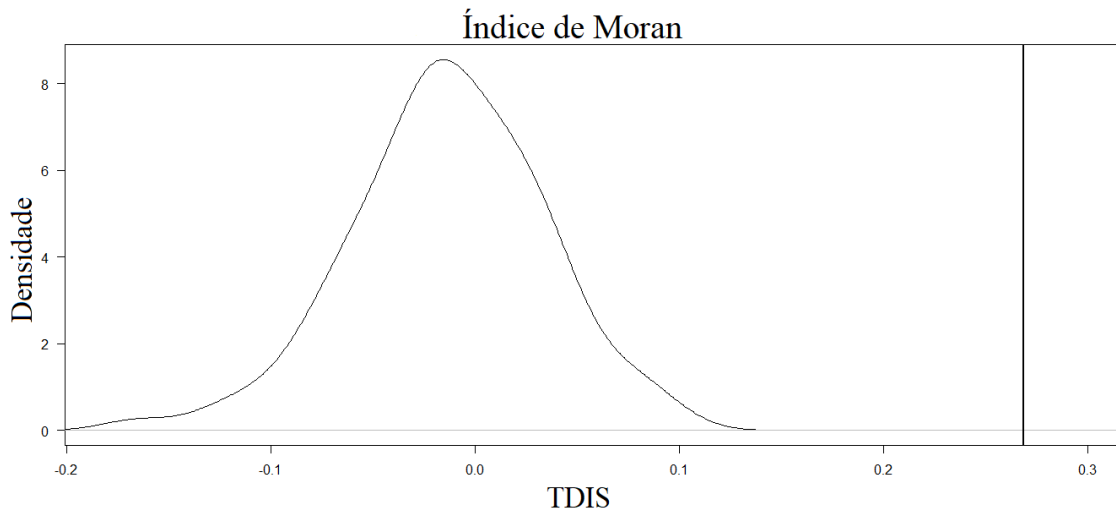
(b) Histograma da variável SAEB.MAT.

Figura 5.7: Variável SAEB.MAT

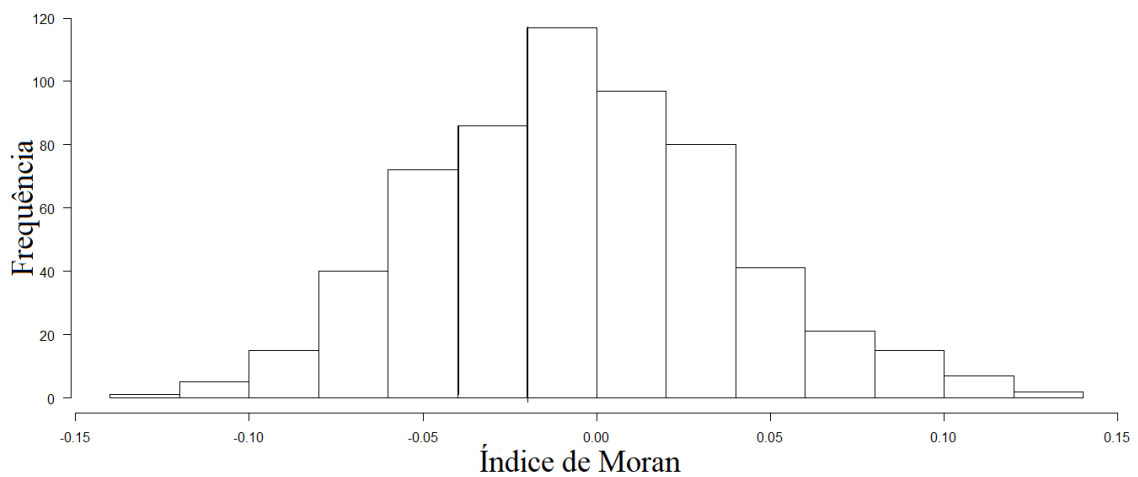
Fonte: Próprio autor.

Ao analisar a variável TDIS, como mostra a Figura 5.8, o teste apresentou o resultado do Índice I de Moran o valor positivo 0,268444641, indicando uma mesma característica da variável estudada anteriormente. Na análise de erro, através do p-valor, notou-se um resultado de 0,0017, portanto, significativo, daí rejeita-se H_0 , podendo ter um erro do tipo 1, ou seja, rejeitar a hipótese nula verdadeira, porém com uma pequena chance de 0,17% de estar errado ao afirmar que os valores das taxas de distorção idade-série não estão agrupadas em nível dos municípios, então concluímos que existe uma similaridade

entre os municípios com relação a variável TDIS.



(a) Densidade da variável TDIS.



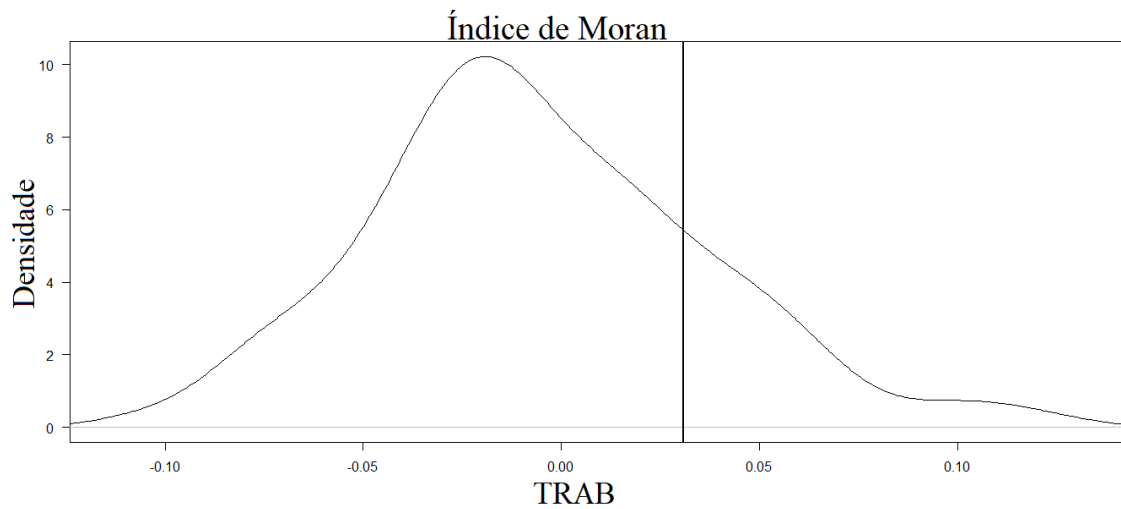
(b) Histograma da variável TDIS.

Figura 5.8: Variável TDIS

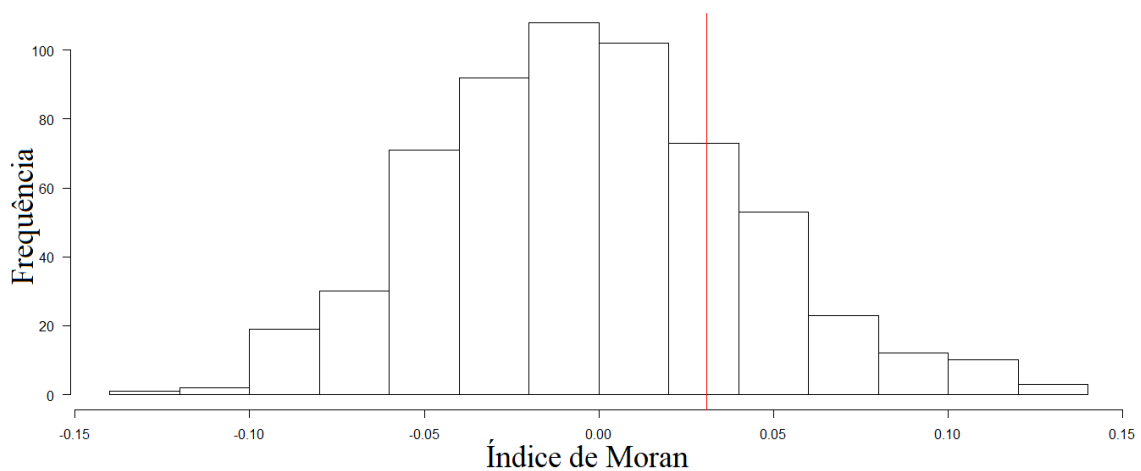
Fonte: Próprio autor.

Quando observa a variável TRAB, como mostra a ilustração da Figura 5.9, o teste apresentou o resultado do Índice I de Moran um valor positivo 0,030890817, do qual tem-se um valor muito baixo pra concluir se houve, ou não, uma autocorrelação espacial dos dados. Na análise de erro, através do p-valor, notou-se um resultado de 0,2200, portanto, não significativo. Deste modo, a sugestão é de aceitar a hipótese nula, indicando a ausência de autocorrelação espacial entre os municípios do estado Ceará. Portanto, pode-se inferir

que taxa de abandono apresenta dissimilaridade entre os municípios.



(a) Densidade da variável TRAB.

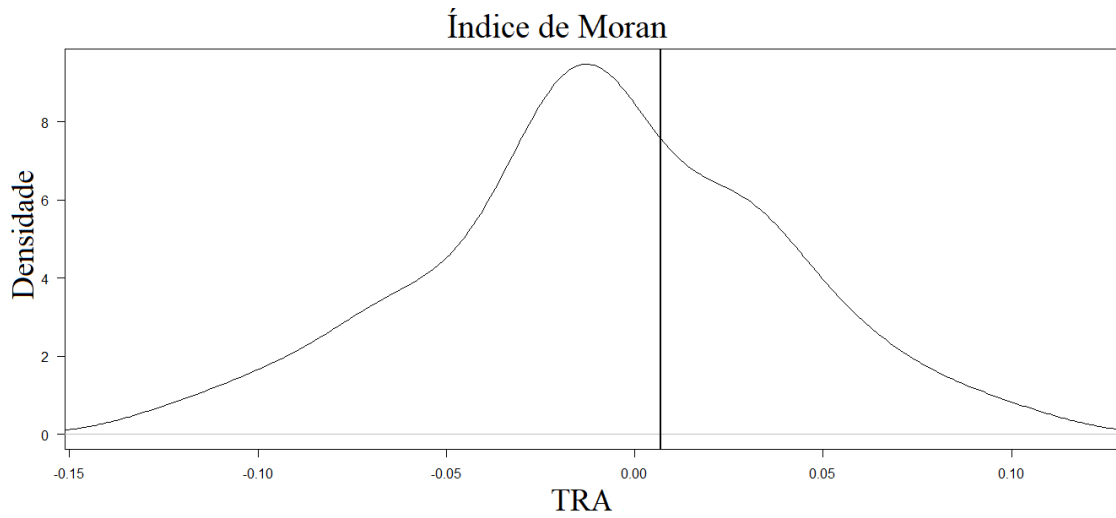


(b) Histograma da variável TRAB.

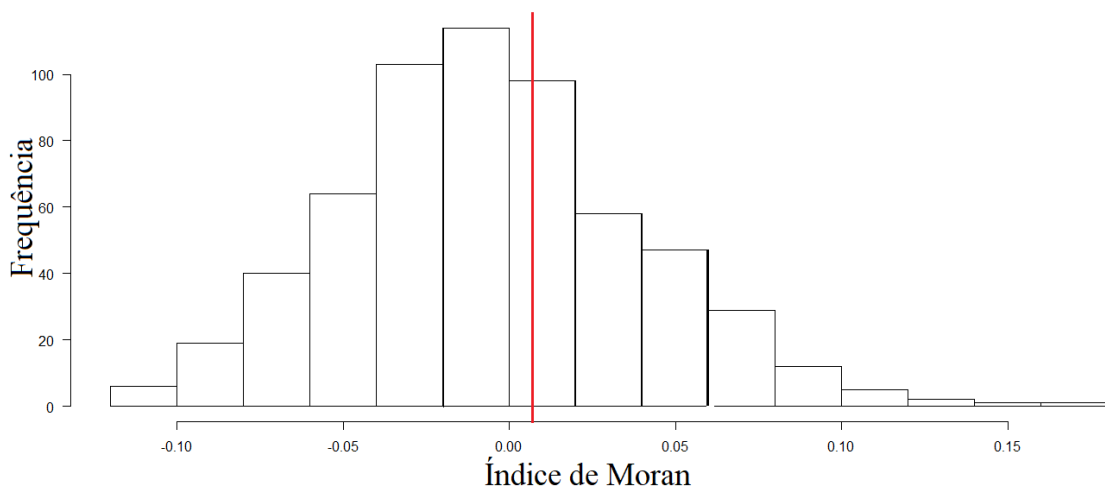
Figura 5.9: Variável TRAB

Fonte: Próprio autor.

Para a variável TRA, o teste apresentou o resultado do Índice I de Moran um valor positivo 0,006857082, do qual tem-se um valor muito baixo pra concluir se houve, ou não, uma autocorrelação espacial dos dados, como mostra a ilustração da Figura 5.10. Na análise de erro, através do p-valor, notou-se um resultado de 0,3800, portanto, não significativo, logo aceitou-se a hipótese nula de ausência de autocorrelação espacial entre os municípios do estado Ceará, podendo cometer um erro do tipo 2. Daí, concluiu-se que taxa de aprovação apresenta dissimilaridade entre os municípios.



(a) Densidade da variável TRA.



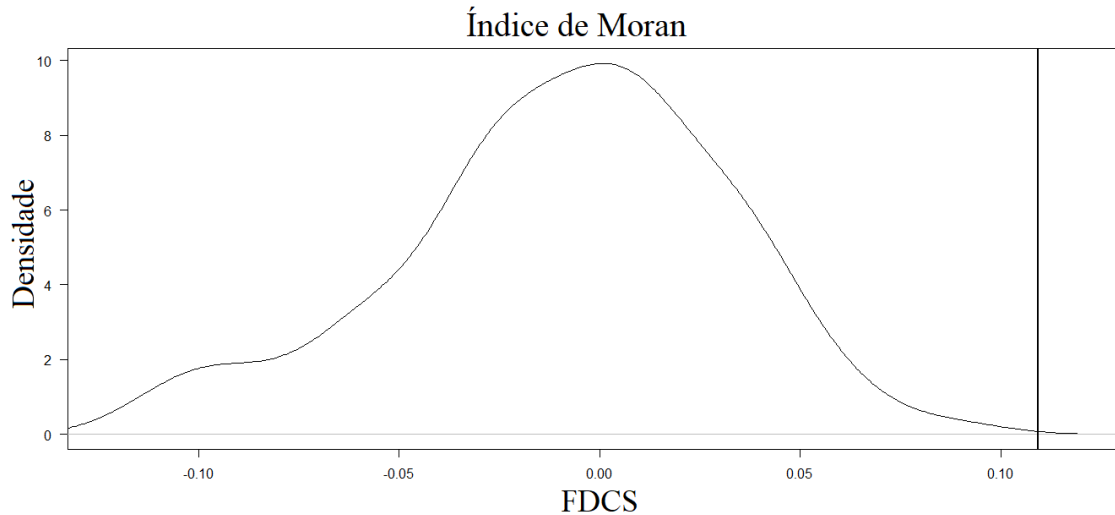
(b) Histograma da variável TRA.

Figura 5.10: Variável TRA

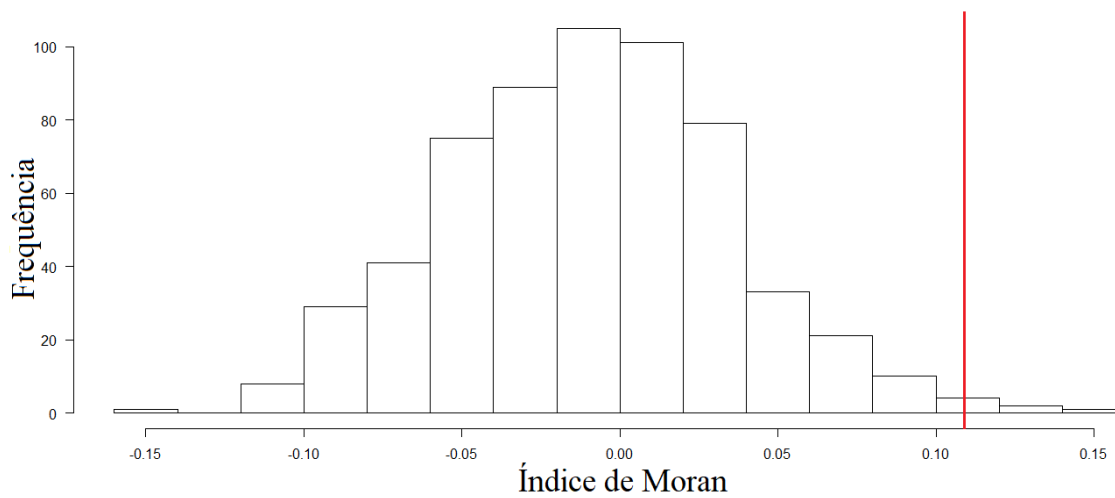
Fonte: Próprio autor.

Ao realizar com a variável FDCS o teste do índice I de Moran, obteve-se como resultado o valor 0,109341167, ou seja, um valor positivo, mas baixo, como apresenta a ilustração da Figura 5.11, com isso, dificulta concluir se houve ou não uma autocorrelação espacial da variável em questão. Porém ao definir o teste de significância de I através do p-valor, detectou-se um resultado de 0,0083 para o p-valor, portanto, significativo, com isso rejeitou-se H_0 , podendo ter um erro do tipo 1, ou seja, rejeitar a hipótese nula verdadeira, porém com uma pequena chance de 0,83% em estar errado ao afirmar que os

valores da variável FDCS não estão agrupadas em nível dos municípios, daí concluímos que existe uma similaridade entre os municípios com relação a variável FDCS.



(a) Densidade da variável FDCS.



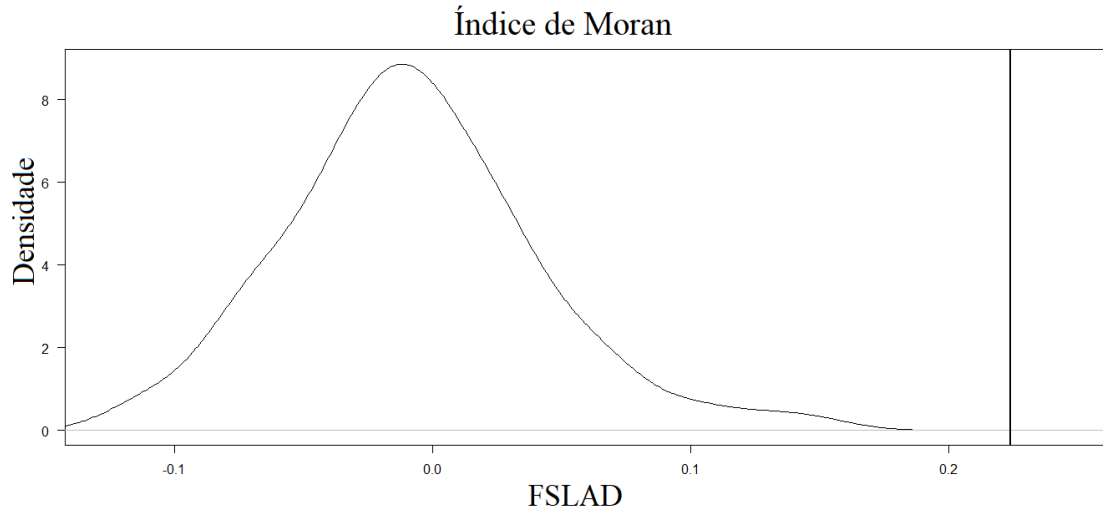
(b) Histograma da variável FDCS.

Figura 5.11: Variável FDCS

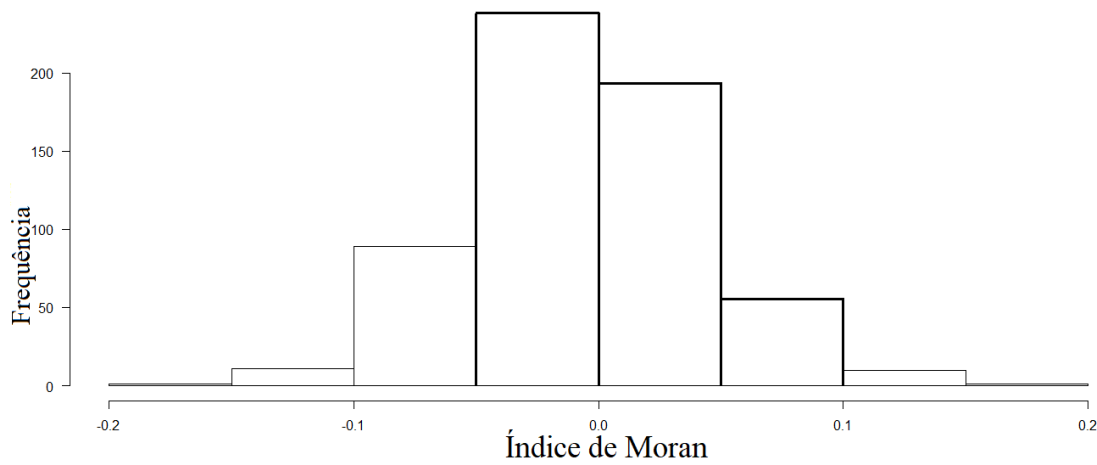
Fonte: Próprio autor.

No caso da variável FSLAD, o Índice I de Moran também foi baixo, correspondendo a 0,223982375, como apresenta a ilustração da Figura 5.12. Porém com uma análise erro apresentando um p-valor 0,0017, portanto significativo, daí rejeitou-se H_0 , podendo ter um erro do tipo 1, ou seja, rejeitar a hipótese nula verdadeira, com isso, tem-se uma pequena chance de 0,17% de rejeitar a hipótese de que os dados da variável FSLAD

não tem autocorrelação espacial entre os municípios. Portanto pode-se dizer que há uma similaridade entre os municípios do estado do Ceará em relação a variável em estudo.



(a) Densidade da variável FSLAD.



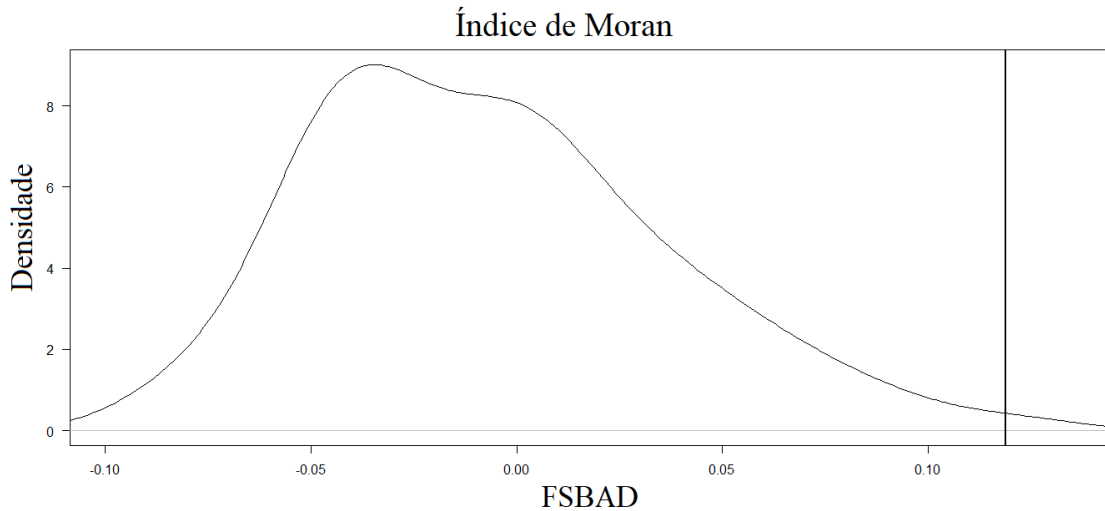
(b) Histograma da variável FSLAD.

Figura 5.12: Variável FSLAD

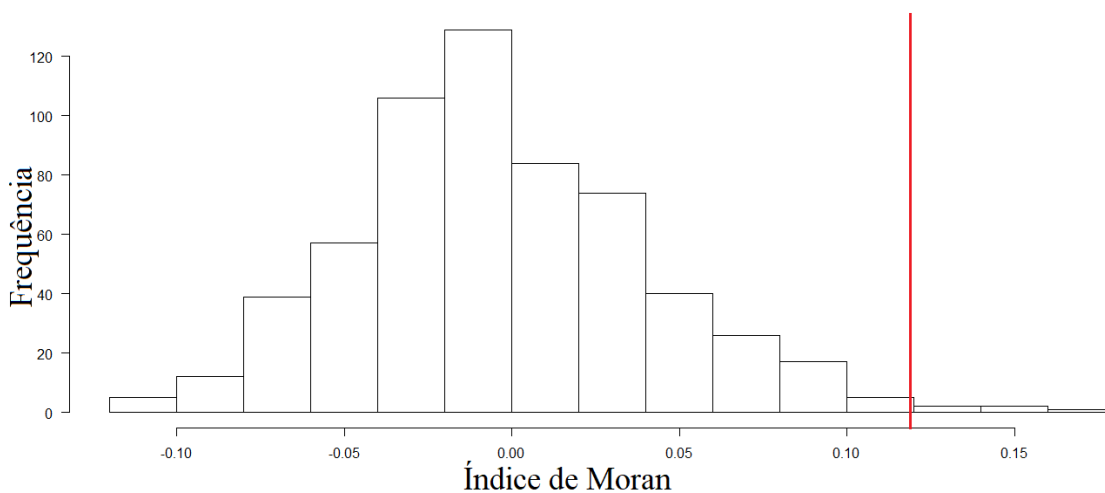
Fonte: Próprio autor.

A variável FSBAD, o Índice I de Moran também foi baixo, apresentando o valor de 0,118893697, como apresenta a ilustração da Figura 5.13. Porém com uma análise erro apresentando um p-valor 0,0100, portanto significativo, daí rejeitou-se H_0 , podendo ter um erro do tipo 1, ou seja, rejeitar a hipótese nula verdadeira, com isso, tem-se uma pequena chance de 1% de rejeitar a hipótese de que os dados da variável FSBAD não

tem autocorrelação espacial entre os municípios. Portanto pode-se dizer que há uma similaridade entre os municípios do estado do Ceará em relação a variável em estudo.



(a) Densidade da variável FSBAD.



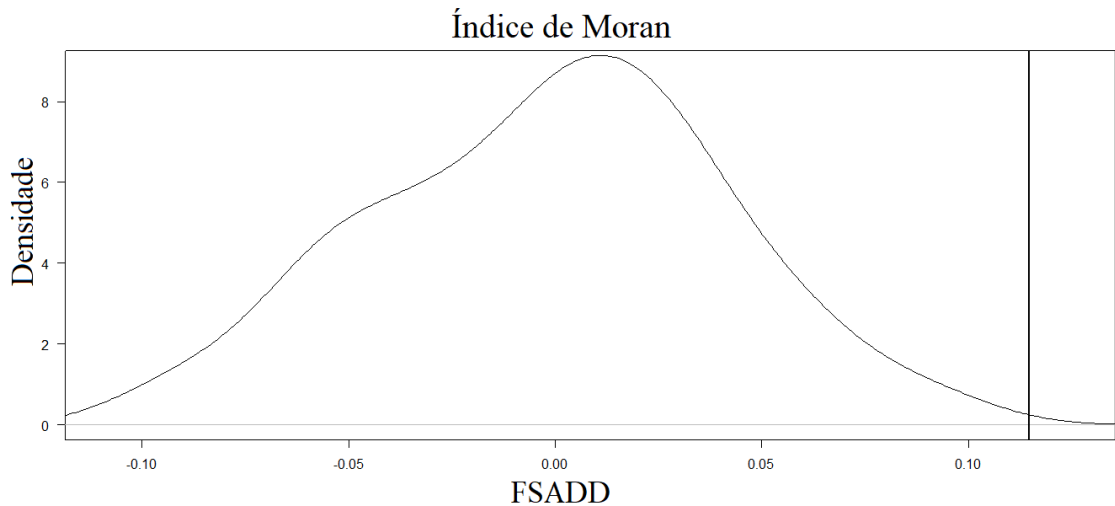
(b) Histograma da variável FSBAD.

Figura 5.13: Variável FSBAD

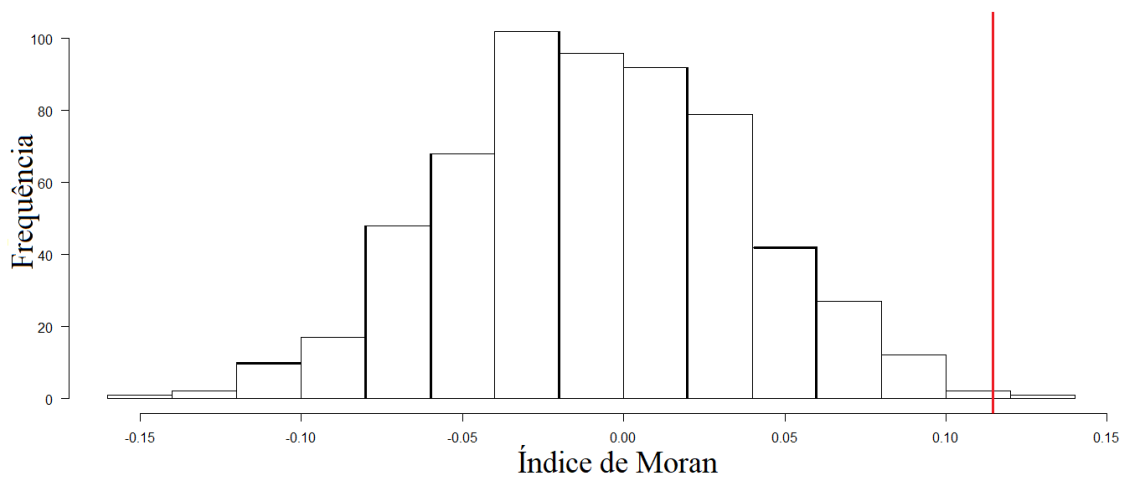
Fonte: Próprio autor.

Ao analisar a variável FSADD, como mostra a ilustração da Figura 5.14, o teste apresentou o resultado do Índice I de Moran o valor positivo 0,114660183, porém baixo, do qual não deixando explícito se há ou não autocorrelação espacial, indicando as mesmas característica de algumas variáveis estudadas anteriormente. Na análise de erro, através do p-valor, notou-se um resultado de 0,0033, daí, significativo, portanto rejeita-se H_0 , podendo ter um erro do tipo 1, ou seja, rejeitar a hipótese nula verdadeira, porém com

uma pequena chance no entorno de 0,33% de estar errado ao afirmar que os valores das FSADD não estão agrupadas em nível dos municípios, então concluímos que existe uma similaridade entre os municípios com relação a essa variável.



(a) Densidade da variável FSADD.



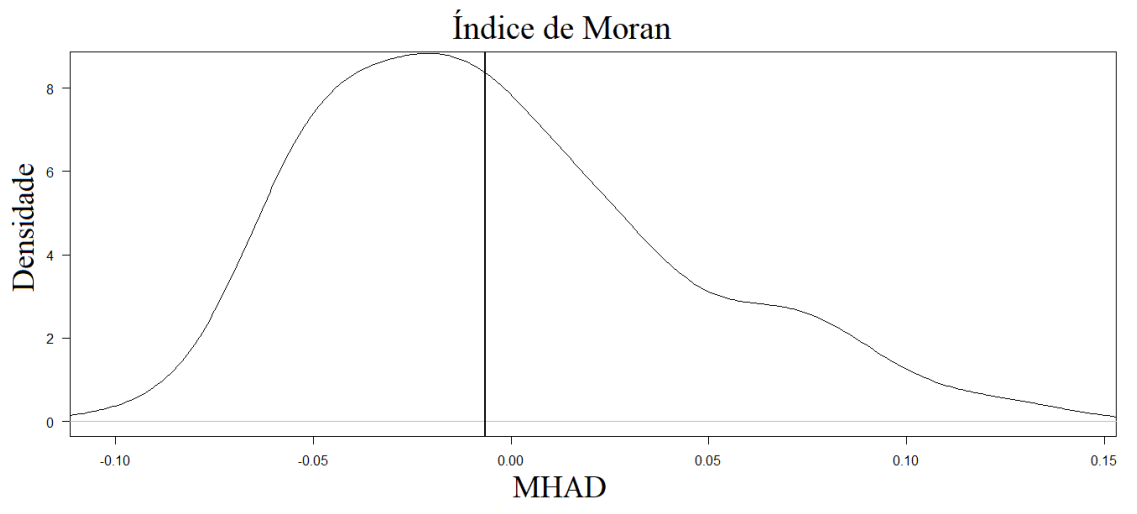
(b) Histograma da variável FSADD.

Figura 5.14: Variável FSADD

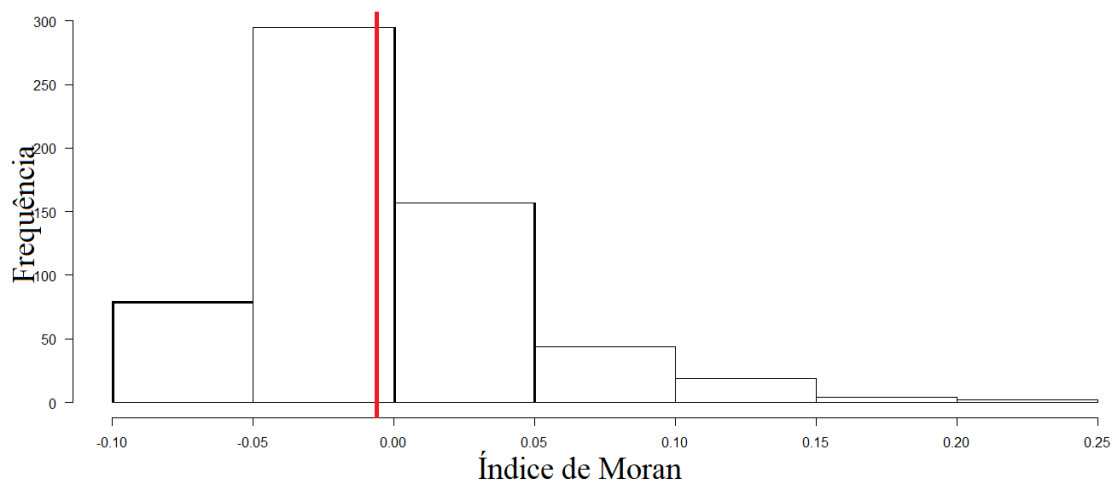
Fonte: Próprio autor.

Quando se fez o estudo da média de horas aulas diária, ou seja, da variável MHAD, o teste do Índice I de Moran apresentou um resultado negativo equivalente a $-0,006442342$, com isso, o estudo do p-valor também se fez necessário, do qual verificou-se um resultado de $0,4367$, ou seja, não significativo, concluindo assim uma existência de dissimilaridade entre os municípios em relação a variável em questão. Observe a ilustração

da Figura 5.15.



(a) Densidade da variável MHAD.



(b) Histograma da variável MHAD.

Figura 5.15: Variável MHAD

Fonte: Próprio autor.

5.3 Análise de Autocorrelação Espacial Local Através do Índice de Moran local - LISA

De acordo com o artigo (Anselin, 1995) o Índice de Moran Local é uma estatística que examina a autocorrelação local, observando os polígonos que influenciam no indicador geral, ou seja, no Índice de Moran Global. Ademais, essa ferramenta estatística, possibilita

a indicação de *Clusters* com valores significativamente correlacionados localmente.

As variáveis que foram realizadas nesse estudo, mais específico de autocorrelação espacial local, foram as que apresentaram autocorrelação espacial global, das quais, a partir do p-valor apresentaram um nível de confiança considerável, no caso: SAEB.MAT, TDIS, FDCS, FSLAD, FSBAD e FSADD.

Na análise dos dados de cada variável, neste trabalho, apresenta-se o diagrama de emparelhamento, ou seja, um gráfico de dispersão abordando cada atributo do município comparado com a média dos seus vizinhos ponderada pela matriz de pesos, de onde o Índice de Moran é equivalente ao coeficiente de regressão linear que indica a inclinação da reta de regressão, assim, o Índice de Moran é igual a tangente do ângulo entre a reta de regressão e o eixo horizontal, o mapa cloroplético da Média Espacial Móvel e o LISA MAP, do qual é um mapa que apresenta as regiões que apresentam autocorrelação local significativamente diferente dos demais dados.

A ilustração da Figura 5.16 apresenta o comportamento da variável SAEB.MAT no diagrama de emparelhamento de Moran, mostrando a existência de autocorrelação espacial positiva, estando de acordo com o Índice de Moran Global, calculado anteriormente nesse capítulo. A inclinação positiva da reta evidencia também a existência de autocorrelação, pois coeficiente angular da reta é o Índice de Moran Global, daí, os valores da variável SAEB.MAT dos municípios cearenses apresentam similaridade quando comparados aos SAEB.MAT dos seus vizinhos.

Os quadrantes Q1 e Q3 indicam pontos de associação espacial positiva, ou seja, uma localização tem vizinho com atributo semelhante, daí a similaridade, e os quadrantes Q2 e Q4 indicam pontos de associação espacial negativa, ou seja, uma localização tem vizinho com atributo diferente.

Para uma análise mais minuciosa, em busca de identificar agrupamentos dos municípios com valores de atributos semelhantes, realizou-se uma análise com o indicador de autocorrelação espacial local, o Índice de Moran Local, do qual produz um valor específico para cada município. Usou-se um nível de confiança de 95% das medidas de associação local combinado com as informações do diagrama de emparelhamento de Moran. A ilus-

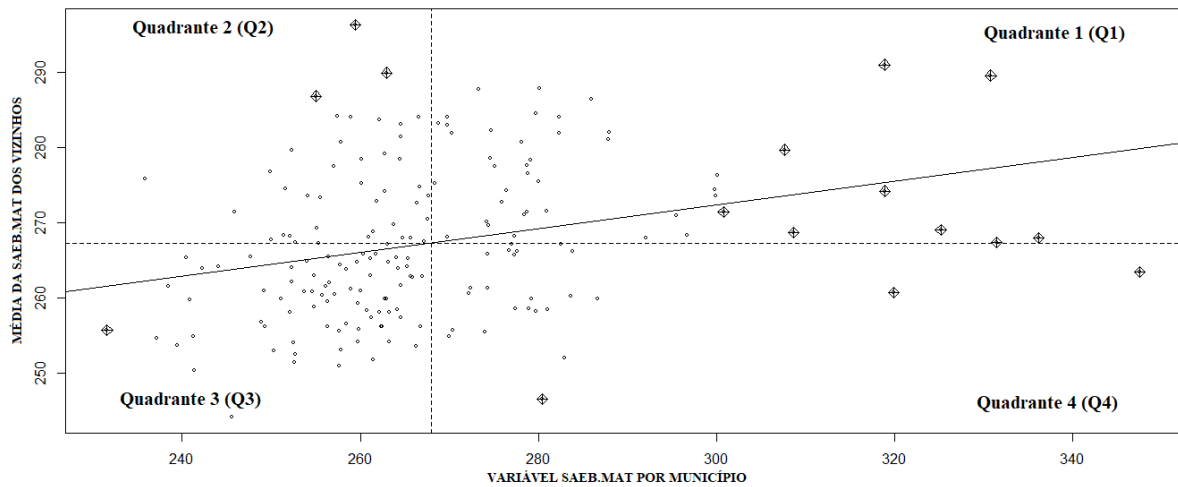


Figura 5.16: Diagrama de emparelhamento da variável SAEB.MAT.

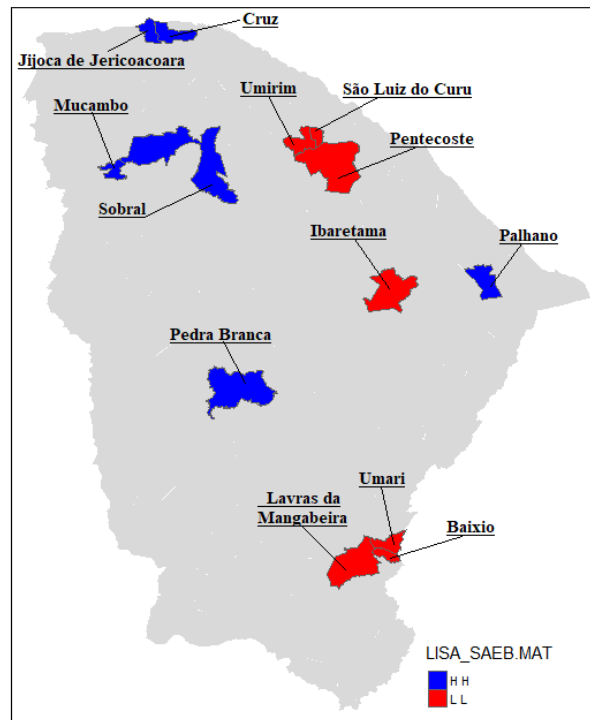
Fonte: Próprio autor.

tração da Figura 5.17(a) aponta alguns *Clusters* no estado do Ceará. Nota-se que houve quatro agrupamentos do tipo HH, ou seja, alto-alto, onde representam os municípios que têm valor alto no atributo em estudo e seus vizinhos também, apresentando assim, uma autocorrelação espacial positiva.

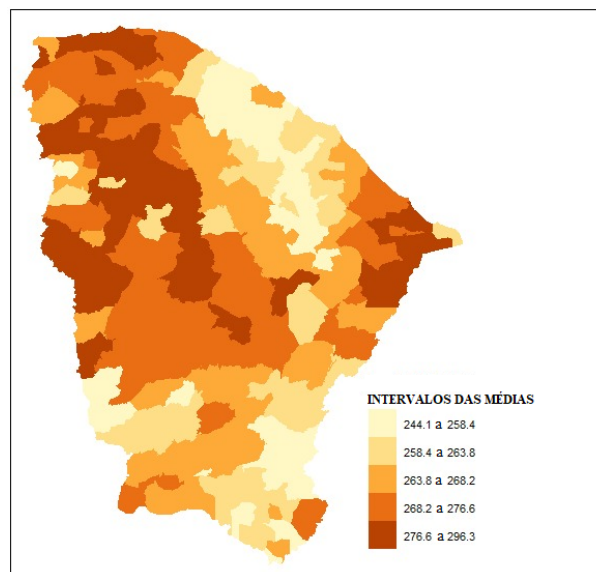
Os municípios que formam os agrupamentos são *Clusters 1*: Cruz e Jijoca de Jericoacoara, localizado na região do Litoral Norte, *Clusters 2*: Mucambo e Sobral, localizado na região do Sertão de Sobral, *Clusters 3*: Pedra Branca, localizado na região do Sertão Central e *Clusters 4*: Palhano, localizado na região do Vale do Jaguaribe.

É importante observar que os *Clusters 3* e *Clusters 4* apresentam municípios isolados, no caso, Pedra Branca e Palhano, respectivamente. Isso se dá devido eles serem significativamente relacionados com os municípios que estão a sua volta. Esses municípios que estão em volta têm valores alto, porém não tão alto quanto eles (Pedra Branca e Palhano) que aparecem na Figura 5.17(a). E para ter uma melhor percepção dessa situação a Figura 5.17(b) traz a média dos vizinhos mapeados, de forma que gera uma visualização melhor.

Dos quatro agrupamentos acima citados, de acordo com os últimos dados publi-



(a) Mapa de *Clusters* LISA com autocorrelação espacial positiva em relação a variável SAEB.MAT.



(b) Mapa com a média espacial móvel em relação a variável SAEB.MAT.

Figura 5.17: Análise da autocorrelação espacial local da variável SAEB.MAT

Fonte: Próprio autor.

cados pelo Instituto de Pesquisa e Estratégia Econômica do Ceará - IPECE, referente ao ano de 2015, três se destacam por estarem nas regiões de Planejamento que se posicionam

entre as primeiras colocações em relação a taxa de escolaridade líquida do ensino médio. Taxa essa que corresponde à relação entre a matrícula dos estudantes na faixa etária adequada a determinado nível de ensino e a população dessa mesma faixa etária. São eles: *Clusters 1*:56,85% com o 3º melhor percentual, *Clusters 2*:66,59% com o 1º melhor percentual e o *Clusters 4*:54,03% com o 6º melhor percentual, e com característica diferente, apenas o *Clusters 3*:48,52% com o 13º melhor percentual entre as quatorze regiões.

O Índice de Desenvolvimento Humano - IDH dessas regiões citadas, de acordo com a última publicação feita pelo IPECE, em 2010, também apresentam uma certa similaridade, onde os valores são Litoral Norte: IDH de 0,60, Sertão de Sobral: IDH de 0,61, Sertão Central: IDH de 0,61 e Vale do Jaguaribe: IDH de 0,63.

Já no caso dos grupamentos do tipo LL, ou seja, baixo-baixo, onde representam os municípios que têm valor baixo no atributo em estudo e seus vizinhos também, apresentando assim, uma autocorrelação espacial também positiva. Os municípios que formam mais três agrupamentos, são *Clusters 5*: Umirim, Pentecoste e São Luís do Curu, os dois primeiros localizados na região do Litoral Oeste e o último na região da Grande Fortaleza, *Clusters 6*: Umari, Baixio e Lavras da Mangabeira, os dois primeiros localizados na região do Centro Sul e o último na região do Cariri, *Clusters 7*: Ibareta, localizado na região do Sertão Central. Veja que esse *Clusters* também tem a característica de estar isolado, comportamento esse, justificado da mesma forma dos *Clusters 3* e *4*, porém no caso ele tem valor baixo do atributo e seus vizinhos também. A Figura 5.17(b) ilustra esse comportamento.

Segundo os últimos dados sobre Taxa de Analfabetismos de pessoas com 15 anos ou mais de idade, publicados em 2010 pelo IPECE, essas regiões apresentaram os seguintes percentuais: Litoral Oeste: 24,99%, Grande Fortaleza: 9,79%, porém o município de São Luís do Curu que se encontra nessa região tem o percentual de 22,37%, Centro Sul: 29,36%, Cariri 23,08% e Sertão Central: 27,81%

O IDH dessas regiões citadas no último parágrafo, de acordo com a última publicação feita pelo IPECE, em 2010, também apresentam uma certa similaridade, onde os valores são Litoral Oeste: IDH de 0,61, Centro Sul: IDH de 0,61, Sertão Central: IDH

de 0,61, Grande Fortaleza: IDH de 0,65, porém o município de São Luís do Curu que se encontra nessa região tem IDH de 0,62 e por fim, Cariri com IDH de 0,62.

Na análise da Variável Taxa de Distorção idade-série - TDIS, o diagrama de emparelhamento de Moran, Figura 5.18, apresenta a existência de autocorrelação espacial positiva, estando de acordo com o Índice de Moran Global calculado anteriormente nesse capítulo. A inclinação positiva da reta evidencia também a existência de autocorrelação, pois coeficiente angular da reta é o Índice de Moran Global, daí, os valores da variável TDIS dos municípios cearenses apresentam similaridade quando comparados aos TDIS dos seus vizinhos.

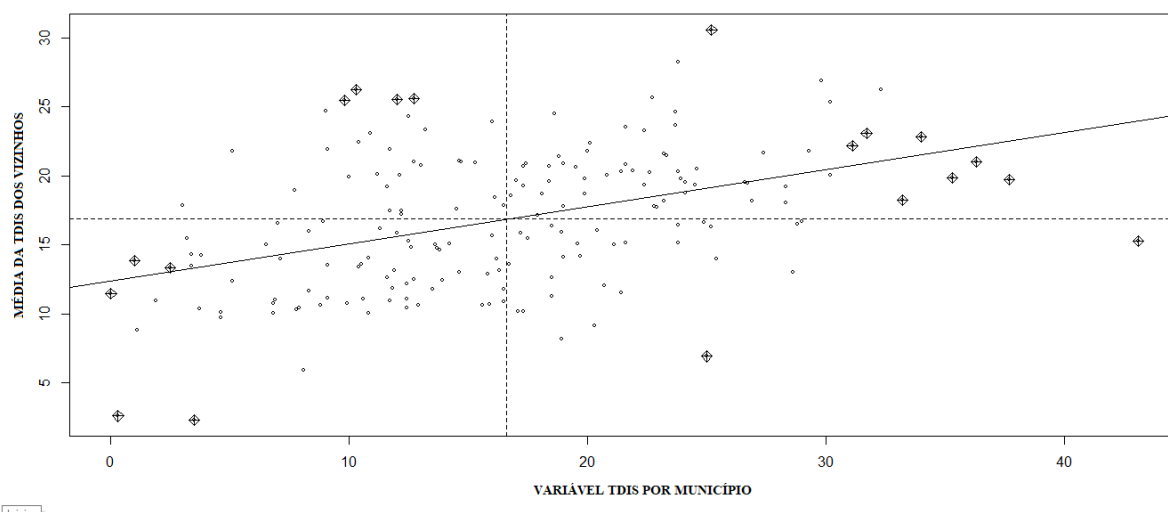
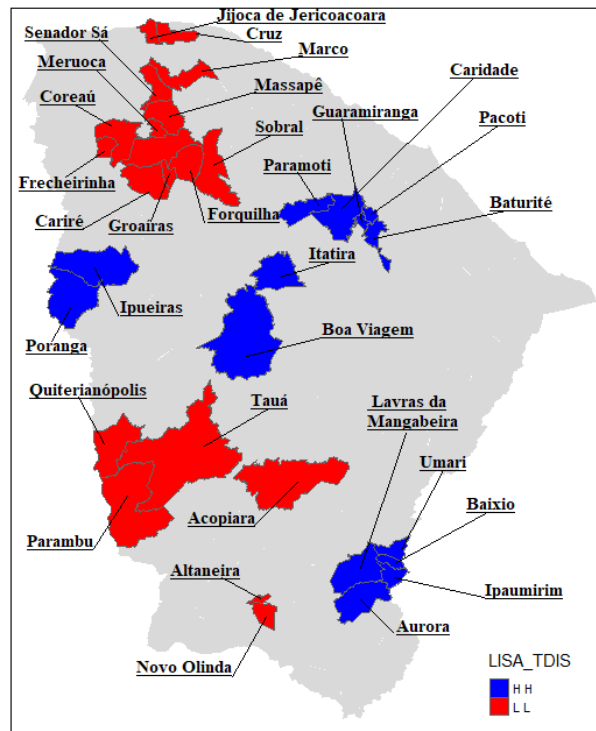


Figura 5.18: Diagrama de emparelhamento da variável TDIS.

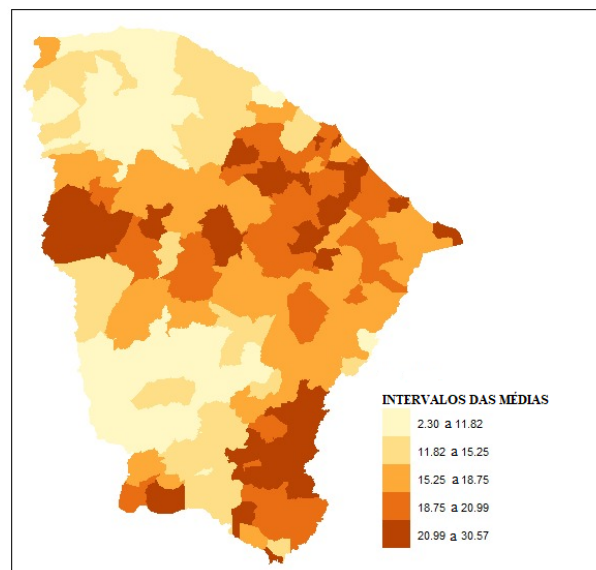
Fonte: Próprio autor.

Para uma análise mais detalhada em busca de identificar agrupamentos dos municípios com valores de atributos semelhantes para a variável TDIS, realizou-se uma análise com o indicador de autocorrelação espacial local, o Índice de Moran Local, com um nível confiança de 95% em relação as medidas de associação local combinado com as informações do diagrama de emparelhamento de Moran.

A ilustração da Figura 5.19(a) aponta alguns *Clusters* para a variável TDIS. Nota-se que houve quatro agrupamentos do tipo HH, ou seja, alto-alto, onde representam os



(a) Mapa de *Clusters* LISA com autocorrelação espacial positiva em relação a variável TDIS.



(b) Mapa com a média espacial móvel em relação a variável TDIS.

Figura 5.19: Análise da autocorrelação espacial local da variável TDIS

Fonte: Próprio autor.

municípios que têm valor alto no atributo em estudo e seus vizinhos também, apresentando assim, uma autocorrelação espacial positiva.

Os municípios que formam os agrupamentos são *Clusters 1*: Aurora, Lavras da Mangabeira, Ipaumirim, Baixio e Umari os dois primeiros localizados na região do Cariri e os três últimos na região da Centro Sul, *Clusters 2*: Boa Viagem e Itatira, localizado na região do Sertão de Canindé, *Clusters 3*: Ipueiras e Poranga, localizados na região do Sertão Crateús e *Clusters 4*: Paramoti, Caridade, Guaramiranga e Pacoti, os dois primeiros localizados na região do Sertão de Canindé e os dois últimos na região do Maciço de Baturité.

Já no caso dos grupamentos do tipo LL, ou seja, baixo-baixo, onde representam os municípios que têm valor baixo no atributo em estudo, ou seja, TDIS e seus vizinhos também, apresentando assim, uma autocorrelação espacial também positiva. Os municípios que formam mais cinco agrupamentos, são *Clusters 5*: Altaneira e Nova Olinda, localizados no Cariri, *Clusters 6*: Acopiara, localizada no Centro Sul, *Clusters 7*: Tauá, Parambu e Quiterianópolis, localizados no Sertão dos Inhamuns, *Clusters 8*: Jijoca de Jericoacoara, localizados no litoral Norte e *Clusters 9*: Marco, Massapê, Sobral, Forquilha, Groaíras, Cariré, Frecheirinha, o primeiro localizado no Litoral Norte e os demais no Sertão de Sobral.

Note que o *Clusters 6* apresenta um município isolado, no caso, Acopiara. Isso se dá devido ele ser significativamente relacionado com os municípios que estão a sua volta, esses municípios que estão em volta têm valores baixo, porém não tão baixo quanto Acopiara. E para ter uma melhor percepção dessa situação a Figura 5.19(b) traz a média dos vizinhos mapeados, de forma que gera uma visualização melhor.

No estudo da Variável Percentual de Funções docentes com Curso de Nível Superior - FDCS, o diagrama de emparelhamento de Moran, Figura 5.20, apresenta a existência de autocorrelação espacial positiva, estando de acordo com o Índice de Moran Global calculado anteriormente nesse capítulo.

A inclinação positiva da reta evidencia também a existência de autocorrelação, pois o coeficiente angular da reta é o Índice de Moran Global, daí, os valores da variável FDCS dos municípios cearenses apresentam similaridade quando comparados aos FDCS dos seus vizinhos.

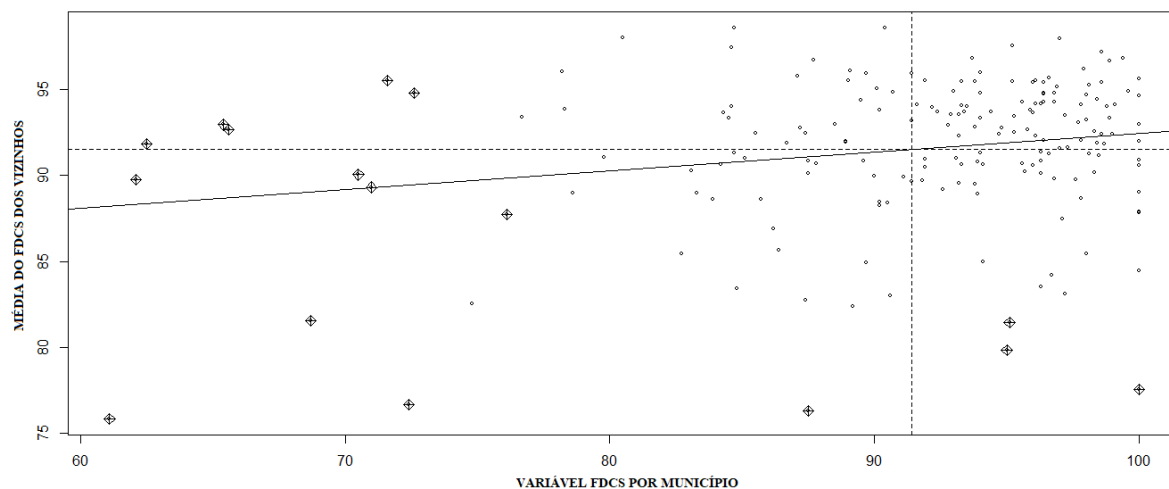


Figura 5.20: Diagrama de emparelhamento da variável FDCS.

Fonte: Próprio autor.

Nesse caso, note que a inclinação da reta é menor, quando comparado com os dois diagramas de emparelhamento apresentados anteriormente nas Figuras 5.16 e 5.18. Isso mostra que o Índice Moran nesse caso, tem valor menor que os índices calculados com as variáveis anteriores.

Para identificar os agrupamentos dos municípios com valores de atributos semelhantes para a variável FDCS, realizou-se uma análise com o indicador de autocorrelação espacial local, o Índice de Moran Local, com um nível confiança de 95% em relação as medidas de associação local combinado com as informações do diagrama de emparelhamento de Moran.

No estudo da variável FDCS sobre sua autocorrelação espacial local nota-se três agrupamentos e todos eles *Clusters* do tipo LL, ou seja, baixo-baixo, onde representam os municípios que têm valor baixo no atributo em estudo e seus vizinhos também, apresentando assim, uma autocorrelação espacial positiva.

Esse comportamento está ilustrado na Figura 5.21(a), da qual apresenta os municípios e os *Clusters* citados. Vale a pena ressaltar que o número de *Clusters* significativos foi pequeno, justamente pelo fato do Índice de Moran ser um valor baixo, aspecto evidenciado no comportamento da reta de regressão linear no diagrama de emparelhamento de

Moran.

A relação de municípios que formam os agrupamentos são: *Clusters 1*: Piquet Carneiro, localizado na região do Sertão Central, *Clusters 2*: Chorozinho, localizado na região do Grande Fortaleza e *Clusters 3*: Saboeiro, Aiuaba, Parabum, Tauá, Quiterianópolis, Novo Oriente e Independência, o primeiro localizado no Cariri, os dois últimos localizados no Sertão de Crateús e os demais no Sertão dos Inhamuns.

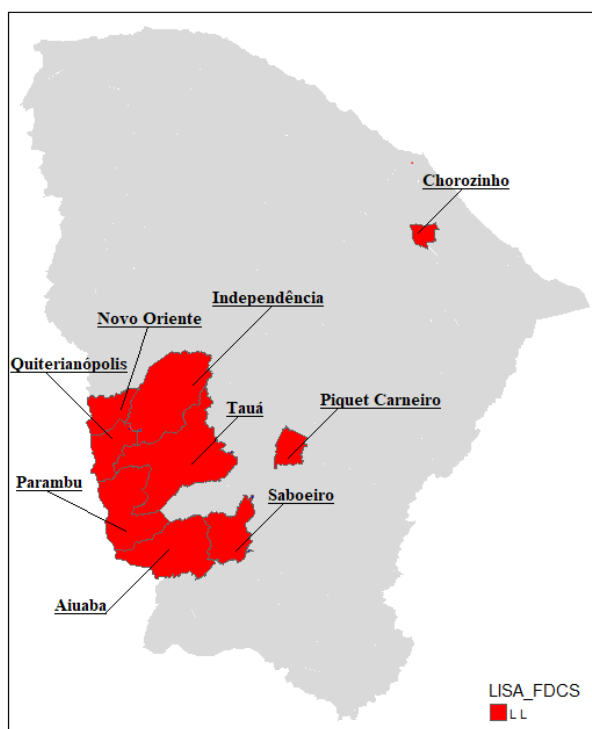
Note que o *Clusters 1* e *Clusters 2* apresentam municípios isolados, no caso, Piquet Carneiro e Chorozinho, respectivamente. Isso se dá devido eles serem significativamente relacionados com os municípios que estão a sua volta, esses municípios que estão em volta têm valores baixo, porém não tão baixo quanto os dois.

E para ter uma melhor percepção dessa situação a Figura 5.21(b) traz a média dos vizinhos mapeados, de forma que gera uma visualização melhor.

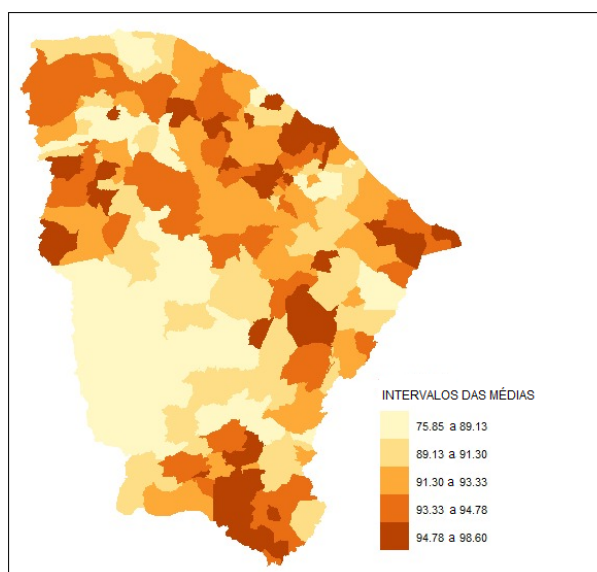
Essa variável FDCS tem uma relevância considerável, pois está atrelado a formação dos docentes, aspecto extremamente importante no desempenho em matemática, assim como em todas as componentes do currículo e o grau de ensino. Os dados mostram que regiões com baixo percentual de funções docentes com nível superior influenciam seus vizinhos. Quanto à formação mínima dos docentes para lecionar no ensino básico, a Lei de Diretrizes e Bases da Educação Nacional - LDB, de nº 9.394 de 1996, deixa claro que:

Art. 62. A formação de docentes para atuar na educação básica far-se-á em nível superior, em curso de licenciatura plena, admitida, como formação mínima para o exercício do magistério na educação infantil e nos cinco primeiros anos do ensino fundamental, a oferecida em nível médio, na modalidade normal. (BRASIL, 1996).

Texto tratado pelo artigo 62 da Lei citada acima, mostra que os professores dos anos finais do ensino fundamental e o ensino médio, obrigatoriamente devem ter nível superior, tendo em vista que a efetivação do que trata esse artigo é um ponto positivo na melhoria da qualidade da educação básica pública.



(a) Mapa de *Clusters* LISA com autocorrelação espacial positiva em relação a variável FDCS.



(b) Mapa com a média espacial móvel em relação a variável FDCS.

Figura 5.21: Análise da autocorrelação espacial local da variável FDCS

Fonte: Próprio autor.

Do grupo dos professores com nível superior, realizou-se a análise dos que possuíam licenciatura plena ou bacharelado com complementação pedagógica na área da disciplina

que leciona, no caso a variável FSLAD.

O diagrama de emparelhamento de Moran, ilustrado na Figura 5.22, aponta a existência de autocorrelação espacial positiva para a variável em estudo, estando de acordo com o Índice de Moran Global calculado anteriormente nesse capítulo. O coeficiente angular da reta é o Índice de Moran Global, daí, os valores da variável FSLAD dos municípios cearenses apresentam similaridade quando comparados aos FSLAD dos seus vizinhos.

A ilustração da Figura 5.22 aponta tanto com a inclinação da reta de regressão linear como também a visualização dos pontos nos quadrantes Q1 e Q2 que há uma autocorrelação espacial.

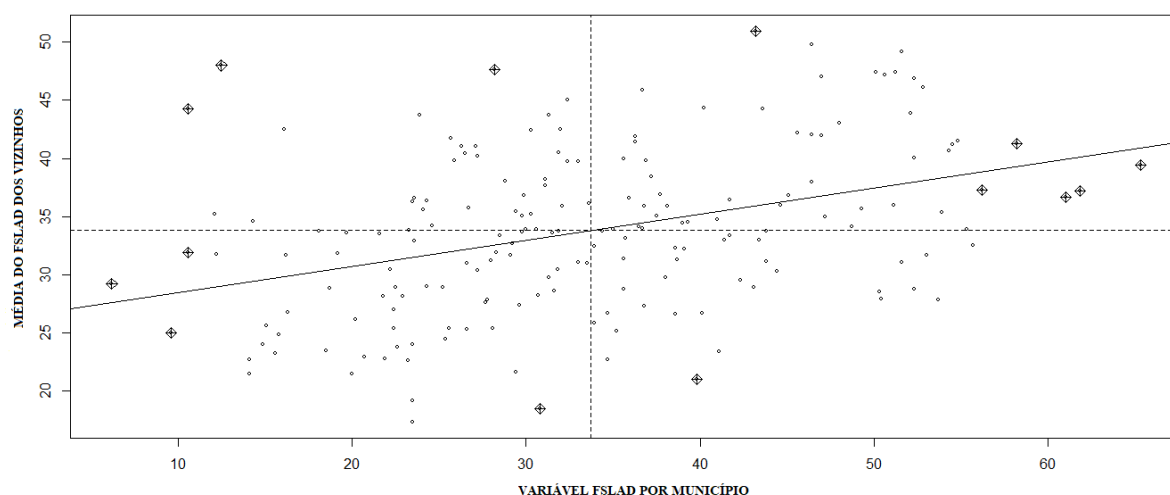


Figura 5.22: Diagrama de emparelhamento da variável FSLAD.

Fonte: Próprio autor.

Para uma análise mais detalhada em busca de identificar agrupamentos dos municípios com valores de atributos semelhantes para a variável FSLAD, realizou-se uma análise com o indicador de autocorrelação espacial local, o Índice de Moran Local, com um nível confiança de 95% em relação as medidas de associação local combinado com as informações do diagrama de emparelhamento de Moran.

A ilustração da Figura 5.23(a) aponta alguns *Clusters* no estado do Ceará para

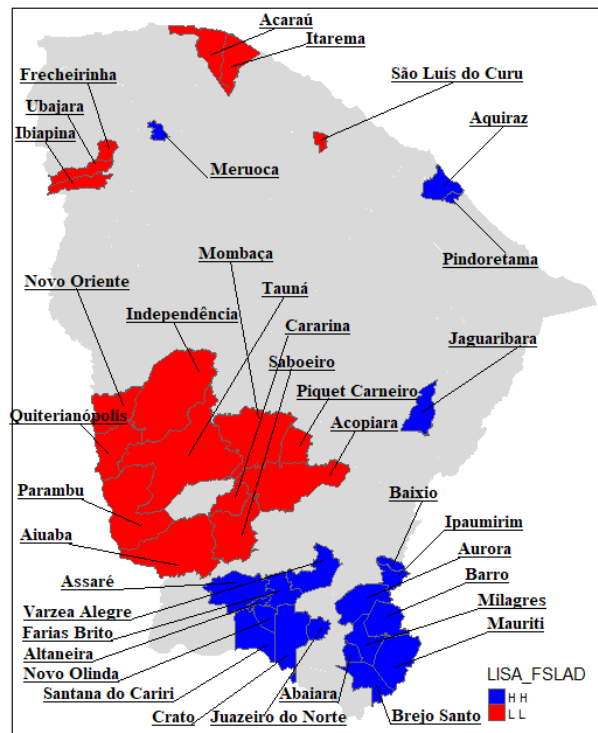
variável FSLAD. Nota-se que houve cinco agrupamentos do tipo HH, ou seja, alto-alto, onde representam os municípios que têm valor alto no atributo em estudo e seus vizinhos também, apresentando assim, uma autocorrelação espacial positiva.

Os municípios que formam os agrupamentos são *Clusters 1*: Baixio, Ipaumirim, Aurora, Barro, Mauriti, Milagres, Brejo Santo e Abaiara, os dois primeiro localizados na região do Centro Sul, *Clusters 2*: Assaré, Várzea Alegre, Farias Brito, Altaneira, Nova Olinda, Santana do Cariri, Crato e Juazeiro do Norte, localizados na região do Cariri, *Clusters 3*: Jaguaribara, localizado na região do Vale do Jaguaribe, *Clusters 4*: Aquiraz e Pindoretama, localizados na região da Grande Fortaleza e *Clusters 5*: Meruoca, localizado na região do Sertão de Sobral.

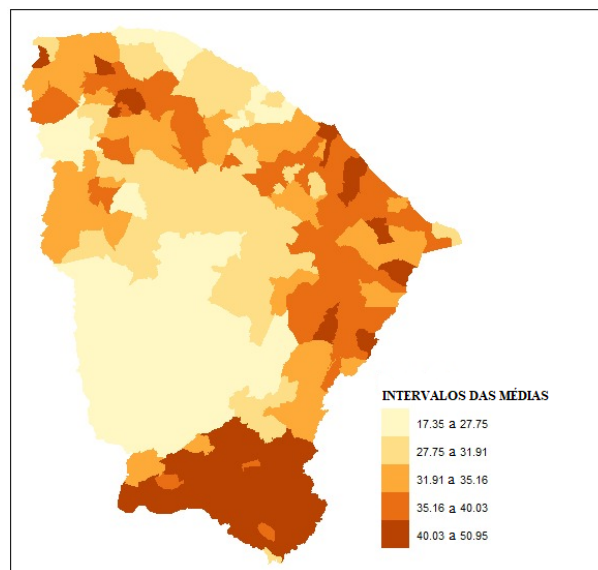
Já no caso dos grupamentos do tipo LL, ou seja, baixo-baixo, representam os municípios que têm valor baixo no atributo em estudo e seus vizinhos também, apresentando assim, uma autocorrelação espacial também positiva. Os municípios formam mais quatro agrupamentos, são *Clusters 6*: Aiuaba, Parambu, Tauá, Quiterianópolis, saboeiro, Catarina, Acopiara, Piquet Carneiro, Mombaça, Novo Oriente e Independência, os quatro primeiros localizados na região do Sertão dos Inhamuns, *Clusters 7*: Frecheirinha, Ibiapaba e Ubajara, o primeiro localizado na região do Sertão de Sobral e os dois últimos localizados na região da Serra da Ibiapaba. *Clusters 8*: São Luís do Curu, localizado na região da Grande Fortaleza e *Clusters 9*: Acaraú e Itarema, localizados na região do Litoral Norte.

Observa-se que os *Clusters 3* e *Clusters 5* apresentam municípios isolados, no caso, Jaguaribara e Meruoca, respectivamente, ilustrados na Figura 5.23(a). Isso se dá devido eles serem significativamente relacionados com os municípios que estão a sua volta. Esses municípios que estão em volta, também têm valores alto, porém não tão alto quanto eles(Jaguaribara e Meruoca). E para ter uma melhor percepção dessa situação a Figura 5.23(b) traz a média dos vizinhos mapeados, de forma que gera uma visualização melhor. Essa mesma situação ocorre com o *Clusters 8*, todavia com uma autocorrelação do tipo LL, ou seja, baixo-baixo.

Do grupo dos professores com nível superior, realizou-se o estudo das funções do-



(a) Mapa de *Clusters* LISA com autocorrelação espacial positiva em relação a variável FSLAD.



(b) Mapa com a média espacial móvel em relação a variável FSLAD.

Figura 5.23: Análise da autocorrelação espacial local da variável FSLAD

Fonte: Próprio autor.

centes que possuíam bacharelado sem complementação pedagógica na área da disciplina que leciona, no caso, a variável FSBAD.

A ilustração da Figura 5.24 apresenta o comportamento da variável FSBAD no diagrama de emparelhamento de Moran, mostrando a existência de autocorrelação espacial positiva, estando de acordo com o Índice de Moran Global, calculado anteriormente nesse capítulo. Isso se evidencia na inclinação positiva da reta de regressão apresentada na Figura 5.24, daí, os valores da variável FSBAD dos municípios cearenses apresentam similaridade quando comparados aos FSBAD dos seus vizinhos, proporcionando possíveis agrupamentos correlacionados espacialmente.

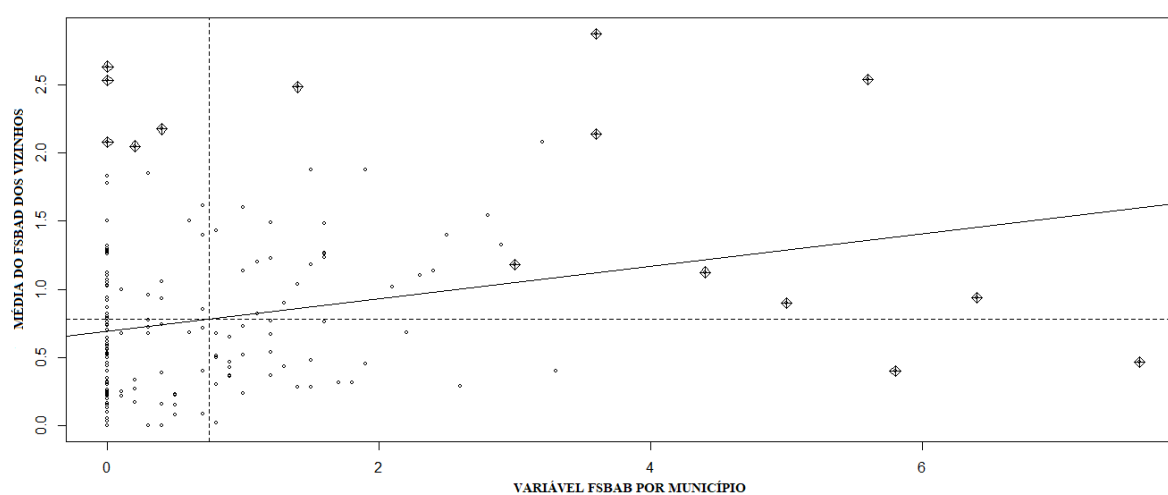


Figura 5.24: Diagrama de emparelhamento da variável FSBAD.

Fonte: Próprio autor.

Para um estudo mais específico, em busca de identificar agrupamentos dos municípios com valores de atributos semelhantes, realizou-se uma análise com o indicador de autocorrelação espacial local, o Índice de Moran Local, do qual produz um valor específico para cada município. Usou-se um nível de confiança de 95% das medidas de associação local combinado com as informações do diagrama de emparelhamento de Moran.

Esse estudo sobre a variável FSBAD apresentou como resultado a formação de *Clusters*, mais precisamente, um total de quatro, todos eles do tipo HH, ou seja, alto-alto, Esses agrupamentos podem ser vistos na ilustração da Figura 5.25(a).

Nessa ilustração da figura 5.25(a) os *Clusters* apresentam os seguintes municípios em suas composições: *Clusters 1*: Porteiras e Missão Velha e Aurora, localizados na região do Cariri, *Clusters 2*: Crato, Altaneira, Farias Brito, Nova Olinda e Santana do Cariri, localizados na região do Cariri, *Clusters 3*: Palhano e Russa, localizado na região do Vale do Jaguaribe e *Clusters 4*: Maracanaú, localizado na região da Grande Fortaleza.

Vale ressaltar que o *Clusters 4* apresenta um município isolado, no caso, Maracanaú. Isso se dá devido ele ser significativamente relacionado com os municípios que estão a sua volta. Esses municípios que estão em volta têm valores alto, porém não tão alto quanto ele (Maracanaú) que aparece na Figura 5.25(a).

E para ter uma melhor percepção dessa situação a Figura 5.25(b) traz a média dos vizinhos mapeados, de forma que gera uma visualização melhor.

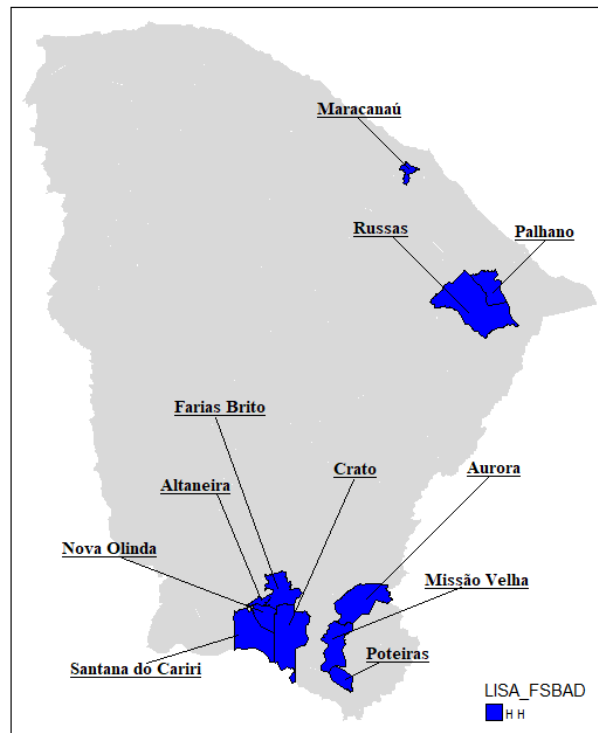
E por fim, a última variável que apresentou autocorrelação espacial global significativa, no caso, FSADD, que representa o percentual de funções docentes com nível superior em licenciatura ou bacharelado com complementação pedagógica, porém atuando em uma disciplina diferente da área de formação.

Assim como as outras variáveis, realizou-se uma análise com o indicador de autocorrelação espacial local, o Índice de Moran Local, do qual produz um valor específico para cada município. Usou-se um nível de confiança de 95% das medidas de associação local combinado com as informações do diagrama de emparelhamento de Moran.

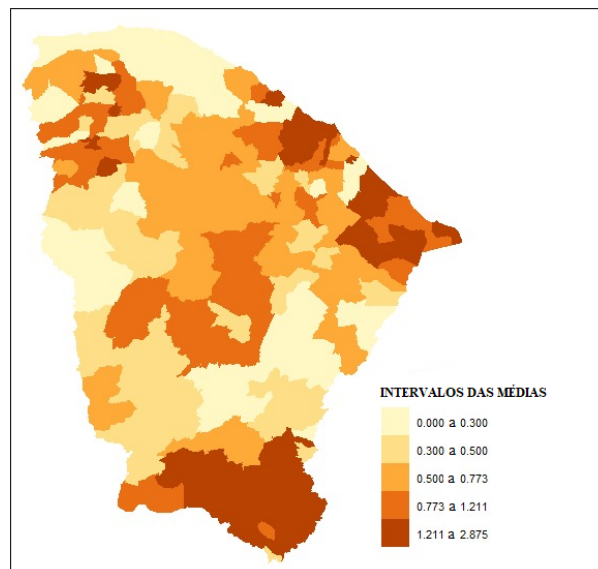
No estudo, o diagrama de emparelhamento de Moran apresentou uma reta de regressão linear com inclinação angular positiva, confirmando o resultado para o Índice de Moran significativo, calculado anteriormente nesse capítulo. Isso está ilustrado na Figura 5.26.

Na análise de autocorrelação espacial local, a Figura 5.27 ilustra o estudo da variável em questão.

Na Figura 5.27(a) observa-se um conjunto de oito *Clusters* significativos na região de estudo, destes, cinco são do tipo HH, ou seja, alto-alto, onde representam os municípios que têm valor alto no atributo em estudo e seus vizinhos também, apresentando assim,



(a) Mapa de *Clusters* LISA com autocorrelação espacial positiva em relação a variável FSBAD.



(b) Mapa com a média espacial móvel em relação a variável FSBAD.

Figura 5.25: Análise da autocorrelação espacial local da variável FSBAD

Fonte: Próprio autor.

uma autocorrelação espacial positiva. Os municípios que compõem esses agrupamentos correspondem a: *Clusters 1*: Catarina, localizado na região do Centro Sul, *Clusters 2*:

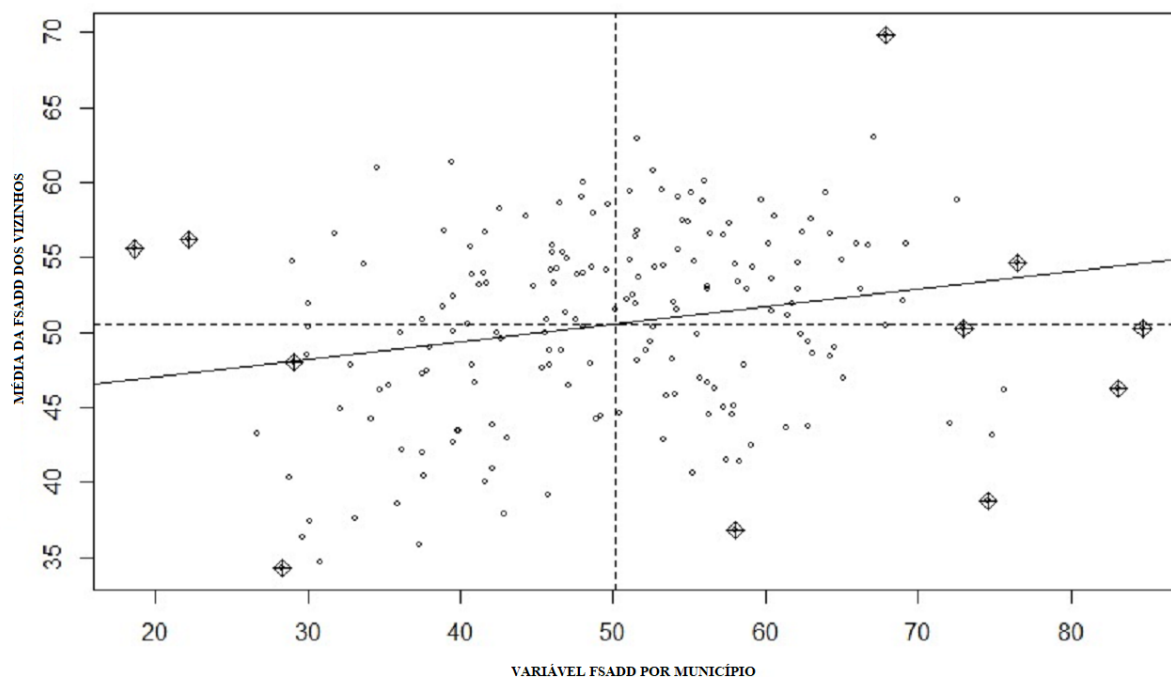


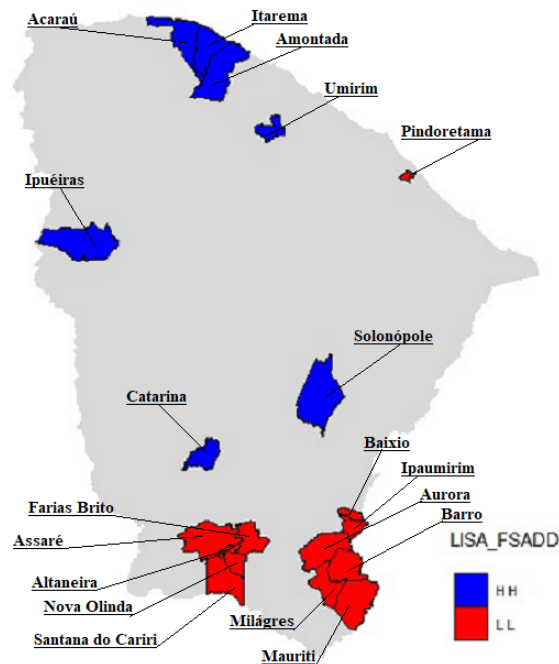
Figura 5.26: Diagrama de emparelhamento da variável FSADD.

Fonte: Próprio autor.

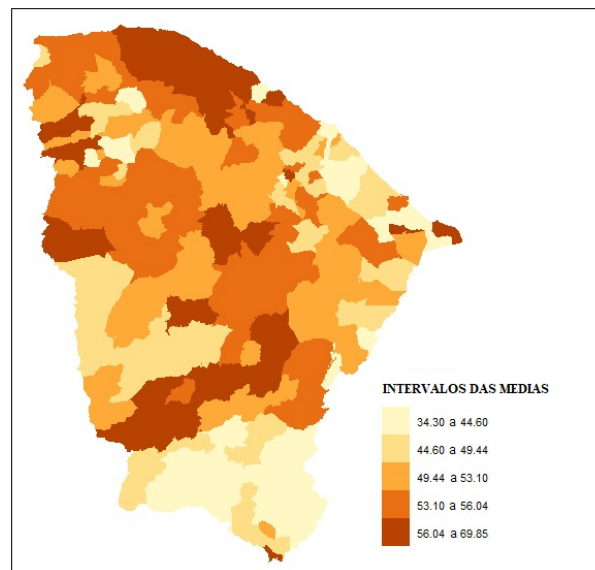
Solonópole, localizado na região do Sertão Central, *Clusters 3*: Ipueiras, localizado na região do Sertão de Crateús, *Clusters 4*: Umirim, localizado na região do Litoral Oeste e *Clusters 5*: Acaraú, Itarema e Amontada, os dois primeiros localizados na região do Litoral Norte e o último localizado na região do Litoral Oeste.

Já os três *Clusters* significativos do tipo LL, ou seja, baixo-baixo onde representam os municípios que têm valor baixo no atributo em estudo e seus vizinhos também, apresentando assim, uma autocorrelação espacial positiva. Os municípios que compõem esses agrupamentos correspondem a: *Clusters 6*: Farias Brito, Assaré, Altaneira, Nova Olinda e Santana do Cariri, localizados na região do Cariri, *Clusters 7*: Milagres, Mauriti, Barro, Aurora, Baixio e Ipaumirim, os quatro primeiros localizados na região do Cariri e os dois últimos localizados na região do Centro Sul e *Clusters 8*: Pindoretama, localizado na região da Grande Fortaleza.

Vale ressaltar que os *Clusters 1, 2, 3 e 4* apresentam um município isolado. Isso se dá, devido eles serem significativamente relacionados com os municípios que estão as suas



(a) Mapa de *Clusters* LISA com autocorrelação espacial positiva em relação a variável FSADD.



(b) Mapa com a média espacial móvel em relação a variável FSADD.

Figura 5.27: Análise da autocorrelação espacial local da variável FSADD

Fonte: Próprio autor.

voltas. Esses municípios que estão em suas voltas têm valores altos, porém não tão altos quanto eles, que aparecem na Figura 5.27(a). E para ter uma melhor percepção dessa situação a Figura 5.27(b) traz a média dos vizinhos mapeados, de forma que gera uma

melhor visualização.

Da mesma forma o *Clusters 8* apresentam um município isolado, Pindoretama. Isso se dá, devido ele ser significativamente relacionado com os municípios que estão a sua volta. Esses municípios que estão em sua volta têm valores baixo, porém não tão baixo quanto ele, que aparece na Figura 5.27(a). E para ter uma melhor percepção dessa situação a Figura 5.27(b) traz a média dos vizinhos mapeados, de forma que gera uma visualização melhor.

A análise espacial de desempenho em matemática através da variável SAEB.MAT mostrou uma dependência espacial dessa variável entre os municípios do Ceará, identificando padrões de autocorrelações espaciais de localidades e valores, através de associações espaciais denominadas *Clusters*. Além disso, variáveis importantes na construção de um bom resultado desse desempenho em matemática, tais como TDIS, FDCS, FSLAD, FSBAD e FSADD também mostraram dependência espacial.

E um dado relevante após o estudo espacial é que dos oito melhores e oito piores municípios do estado do Ceará, quase 50% deles, ao todo sete municípios, apresentaram autocorrelação espacial positiva significativa, do tipo HH ou LL, foram eles: Jijoca de Jericoacoara, Cruz, Sobral, São Luís do Curu, Umirim, Pentecoste e Ibaretama.

Podemos perceber também que a região de planejamento do Sertão dos Inhamuns apresentou municípios em *Clusters* nas variáveis TDIS, FDCS e FSLAD com autocorrelação espacial positiva, já o Cariri apresentou municípios em *Clusters* nas Variáveis SAEB.MAT, TDIS, FSLAD, FSBAD e FSADD com autocorrelação espacial positiva. Outra região que apresentou municípios em *Clusters* com autocorrelação espacial positiva foi o Litoral Norte, nas variáveis SAEB.MAT, TDIS, FSLAD e FSADD.

Capítulo 6

Considerações finais

Quando iniciou-se o trabalho de pesquisa constatou-se que existia uma dificuldade por grande parte dos alunos do 9° ano do ensino fundamental II das escolas públicas do Ceará na avaliação externa de matemática do SAEB, daí a importância do estudo da análise espacial do desempenho em matemática, tendo por base os dados do INEP do ano de 2019.

Diante disso, a pesquisa objetivou-se em identificar a probabilidade de um desempenho adequado em matemática, utilizando elementos da estatística espacial. Constatou-se que esse desempenho tem uma autocorrelação espacial, pois o trabalho conseguiu identificar que a nota de matemática do SAEB e alguns indicadores educacionais são variáveis que demonstram uma similaridade espacial entre os municípios cearenses.

Avaliar o resultado dos municípios na avaliação de matemática do SAEB dentro da escala de proficiência se deu de forma que através da análise dos dados da avaliação, percebeu-se um percentual bastante considerável de municípios que estão inseridos até nível 3 de uma escala que apresenta-se até o nível 9.

E através ainda da análise citada acima, identificou-se uma relação inversamente proporcional entre os melhores resultados na avaliação de matemática do SAEB e os indicadores educacionais: taxa de distorção idade-série e taxa de abandono.

Através do uso do *software* R foram realizados o mapeamento das variáveis e

definidos os índices de Moran(global), onde identificou-se que as variáveis SAEB.MAT, TDIS, FDCS, FSBAB, FSADD e FSLAD possuem um padrão de autocorrelação espacial agrupado, mostrando uma similaridade entre os municípios, enquanto que as variáveis TRAB, TRA, TRR e MHAD apresentam uma dissimilaridade entre os municípios em estudo.

A pesquisa partiu da hipótese de que o desempenho em matemática dos alunos do 9º ano das escolas públicas municipais está atrelado a proximidade espacial entre essas áreas municipais e aos indicadores educacionais. Durante o trabalho constatou-se a autocorrelação espacial local positiva significativa do desempenho em matemática, SAEB.MAT e dos indicadores educacionais, SAEB.MAT, TDIS, FDCS, FSBAB, FSADD e FSLAD, confirmando a hipótese, através dos *Clusters* de que a proximidade espacial influencia nesse desempenho.

Diante disso, é possível notar a importância de políticas públicas voltadas para permanência dos alunos na escola, e para isso, é necessário entender que os alunos estão mais dinâmicos e isso exige inovações tecnológicas educacionais de modo que a escola melhore em aspectos pedagógicos. É importante desenvolver a comunicação aluno-escola, da qual reflita em um entendimento dos reais problemas que levaram o afastamento dos alunos, para assim, buscar soluções.

No caso da taxa de distorção idade-série, necessita-se também de um trabalho pedagógico especializado voltado para esses alunos, com objetivo de definir estratégias amplas a termo de esferas municipais e estaduais.

E em relação à formação docente que, é peça fundamental nessa estrutura, verifica-se que professores lecionando em disciplinas de acordo com sua formação é uma variável que está correlacionada ao desempenho do educando em matemática. Além disso, é importante que se faça um trabalho de formação continuada, adequação da remuneração e da carga horária de trabalho, suporte a qualificação e material físico pedagógico são essenciais para estruturar o trabalho docente com resultados mais efetivos.

Referências

- Almeida, E. (2012). *Econometria espacial*. Alínea Editora.
- Andrade, A. L., Monteiro, A. M. V., Barcellos, C., Lisboa, E., Acosta, L. M. W., Almeida, M. C. d. M., Brito, M. R. V., Carvalho, M. S., Santos, M. A. d., Cruz, O., et al. (2007). **Introdução à estatística espacial para a saúde pública**.
- Anselin, L. (1995). **Local indicators of spatial association—LISA**. *Geographical analysis*, v.27(n.2):p.93–115.
- Antunes, F. P., Costa, M. d. C. N., Paim, J. S., Vieira-da Silva, L. M., Cruz, Á. A., Natividade, M., e Barreto, M. L. (2013). **Desigualdades sociais na distribuição espacial das hospitalizações por doenças respiratórias**. *Cadernos de Saúde Pública*, 29:1346–1356.
- Aranha, F. (1999). Autocorrelação espacial na área de loja de supermercados nos municípios paulistas: mensuração por meio do índice de geary. *Revista de Administração de Empresas*, 39:38–45.
- Benjamin S., B., Thomas, H., e George, e. M. (1983). *Manual de Avaliação Formativa e Somativa do Aprendizado Escolar*. Pioneira, São Paulo.
- BRASIL, s. (1996). **De dezembro de 1996. Lei de diretrizes e bases da educação nacional**. Disponível em: <<https://www.planalto.gov.br>>. Acesso em 20 de Abril de 2022.
- BRASIL, S. d. E. F. (1998). *Parâmetros curriculares nacionais: Matemática /Secretaria de Educação Fundamental*. Brasília: MEC /SEF.

- Câmara, G., Carvalho, M. S., Cruz, O. G., e Correa, V. (2004a). **Análise espacial de áreas**. *Análise espacial de dados geográficos*, 2.
- Câmara, G., Monteiro, A. M., Fucks, S. D., e Carvalho, M. S. (2004b). Análise espacial e geoprocessamento. *Análise espacial de dados geográficos*. Brasília: EMBRAPA, páginas 21–54.
- Castro, J. A. d. (2009). **Evolução e desigualdade na educação brasileira**. *Educação & Sociedade*, 30:673–697.
- Caumo, R. B. (2006). **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**. Disponível em: <<https://www.lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/36929/000572769.pdf?sequence=1>>. Acesso em 13 de janeiro de 2022.
- Corsetti, B. (2012). O banco mundial e a influência na avaliação da educação básica brasileira. WERLE, FOC (Organizadora) **Avaliação em Larga Escala: questões polêmicas**. Brasília: Liber Livro.
- de Lemos, D. F. e Soligo, V. (2021). **Da gênese à consolidação dos testes padronizados no Brasil: o sistema de avaliação da educação básica**. *Revista Meta: Avaliação*, 13(41):747–772.
- de Mello, A. et al. (2010). **A Relevância dos Indicadores Educacionais para Educação Básica: informação e decisões**. *Revista Meta: Avaliação*, v.2(n.5):p.153–179.
- dos Santos, L. e Junior, A. A. R. (2006). 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*, 18(35):97–107.
- Dourado, L. F. e Oliveira, J. F. d. (2009). **A qualidade da educação: perspectivas e desafios**. *Cadernos Cedes*, v.29:p.201–215.

- Duarte, A. P. S., de Oliveira Campos, R. P., e Orellana, M. H. B. (2015). Uso do software livre aplicado à engenharia química. In *Anais do Congresso Nacional Universidade, EAD e Software Livre*, volume 2.
- Ferreira, Lúcia Gracia Ferreira, L. G. e Ferreira, A. G. (2015). **Fazer Docente: reflexões em torno da formação, do trabalho e das especificidades da área de atuação docente.** *Mobilidade de docentes em escolas públicas brasileiras: análise dos questionários de professores da Prova Brasil 20113.*
- INEP, s. (2022). **Escala de proficiência em Matemática do 9º ano do ensino fundamental II.** Disponível em: <<https://download.inep.gov.br>>. Acesso em 14 de janeiro de 2022.
- Krempi, A. P. (2004). *Explorando recursos de estatística espacial para análise da acessibilidade da cidade de Bauru.* Tese de Doutorado, Universidade de São Paulo.
- Laros, Jacob A; MARIANO, J. L. P. e Andrade, J. M. d. (2010). **Fatores que afetam o desempenho na prova de matemática do SAEB: um estudo multinível.** *Aval. psicol. [online]*, v.9(2).
- Libâneo, J. C. (2013). *Didática.* Cortez Editora.
- Lima, A. C. (2005). **Análise dos fatores associados ao desempenho dos alunos no SPA-ECE 2004.**
- Lima, L. e Negreiros, J. (2011). **A camada de ozônio em São Paulo, Brasil: uma visão geoestatística.** *Revista Captar: Ciência e Ambiente para Todos*, 3(1):60–65.
- Luckesi, C. C. (1998). **Verificação ou avaliação: o que pratica a escola.** *Série Idéias*, v.8:p.71–80.
- Luckesi, C. C. (2000). **O que é mesmo o ato de avaliar a aprendizagem.** *Revista Pátio*, v.12:p.6–11.
- Monteiro, A. M. V., Câmara, G., Carvalho, M., e Druck, S. (2004). **Análise espacial de dados geográficos.** *Brasília: Embrapa.*
- Pais, L. C. (2018). *Ensinar e aprender matemática.* Autêntica.

- Perobelli, F. S., Almeida, E. S. d., Alvim, M. I. d. S. A., e Ferreira, P. G. C. (2007). **Produtividade do setor agrícola brasileiro (1991-2003): uma análise espacial.** *Nova economia*, 17:65–91.
- Ritter, M. d. N., They, N. H., e Konzen, E. (2019). Introdução ao software estatístico r.
- Sousa, F. J. F. d. e Kistemann Jr, M. A. (2018). **Uma investigação sobre apropriação de resultados de matemática do Spaece: o caso da Escola Jabuti.** *Cadernos Cenpec| Nova série*, 8(1).
- Terron, S. L. e Soares, G. A. D. (2010). **As bases eleitorais de Lula e do PT: do distanciamento ao divórcio.** *Opinião pública*, 16:310–337.
- Tyszler, M. (2006). **Econometria espacial: discutindo medidas para a matriz de ponderação espacial.** Tese de Doutorado.

Apêndice A

Anexo

Tabela A.1: Resultado do Saeb de Matemática por Município na escala de proficiência do SAEB e os indicadores educacionais - ano 2019

MUNICÍPIO	MAT	MHAD	TDIS	TRA	TRR	TRAB	FDCS	FSLAD	FSBAD	FSADD	SAEB	NÍVEL
	MAT											
Sao Luis do Curu	19,5	4	28,6	91,3	8,1	0,6	72,6	6,2	0,3	46,5	231,55	2
Miraima	21,5	4	17,3	95	2,1	2,9	91,4	33	0	58	235,85	2
Ibaretama	33,5	4	22,4	93,5	4,5	2	93,3	29,4	0	64,2	237,09	2
Ico	27,1	4,5	23,2	97	1,6	1,4	65,4	18,1	0,4	29	238,41	2
Umirim	26	4	14,2	96,6	2,1	1,3	97,3	29,6	0	66,7	239,4	2
Santana do Cariri	18,5	4	16,3	95,5	1,5	3	96,4	47	3,6	33,1	240,49	2
Caucaia	28,4	4	23,8	93	3,9	3,1	97,9	47,2	1,6	40,8	240,86	2
Pentecoste	20,4	3,8	15,3	98,8	0	1,2	98,7	23,3	0,1	73	241,21	2
Baixio	21	3,7	29,8	98,8	0	1,2	90	54,8	0	26,7	241,36	2
Quixada	26,8	4,5	11,6	98,2	0,8	1	95,3	33,5	1	52,7	242,25	2
Abaiara	20,7	4,1	12,1	100	0	0	96,1	52,8	0	43,1	244,03	2
Umari	16	3,8	23,8	96,3	1,2	2,5	89,2	41	0	42,9	245,53	2
Mauriti	29,2	5,2	18,4	99	0,5	0,5	93,1	46,4	0,7	30,8	245,83	2
Arneiroz	16	4	11,6	98,2	0	1,8	95	30,8	0	62,4	247,73	2
Aracoiaaba	22,1	4	19	99,4	0	0,6	86,7	28,3	0	54,3	248,89	2
Capistrano	22,8	4	14,7	98,5	1,1	0,4	84,3	33,9	0,8	48,5	249,15	2
Palmacia	19,9	4	17,3	99,3	0,7	0	97,8	29,1	0	60,4	249,28	2
Boa Viagem	19,7	3,8	30,2	96,6	2,2	1,2	98	26,6	0,9	67,9	249,94	2
Paraipaba	25,5	4	12,4	98,1	0,5	1,4	100	22,4	0	74,9	250	3
Tururu	17,4	4	11,9	99,2	0	0,8	97,2	31,8	0	66	250,29	3
Caridade	22,8	7,3	27,4	98,8	0,4	0,8	87,1	26,7	1,3	46,9	251,12	3
Itarema	22,5	4,4	13,8	98,6	0	1,4	92,8	14,1	0,4	67,9	251,4	3
Solonopole	28,4	4	7	100	0	0	100	38,6	0	59,7	251,58	3
Catarina	25,3	4	10,5	97,4	0	2,6	100	23,5	0	76,5	252,09	3
Potiretama	33,7	4,3	12,9	100	0	0	84,6	16,1	0	56,3	252,09	3
Ipu	23,5	4	26,6	97,7	0,8	1,5	84,7	28,8	0,7	51,7	252,27	3
Varzea Alegre	22,6	4	9,1	100	0	0	95,2	54,5	1	37,5	252,34	3
Missao Velha	24,5	4,4	24,1	93,4	4,4	2,2	98	40,2	2,9	53,3	252,36	3
Lavras da Mangabeira	19,6	4	31,7	97,7	0,6	1,7	91,8	31,3	0	58	252,56	3
Uruburetama	20,1	4	10,8	99,1	0	0,9	96	31,5	0,5	56	252,59	3
Ipaumirim	24,6	4	25,2	89,3	9,8	0,9	88,9	52,1	7,6	28,8	252,68	3
Sao Benedito	33,2	4	17,9	95,6	3,2	1,2	98,1	27,7	0,3	56,4	252,68	3
Ocara	22,6	4	23,3	96,9	2,5	0,6	83,1	35,9	0	42,4	253,76	3

continua...

MUNICÍPIO	MAT	MHAD	TDIS	TRA	TRR	TRAB	FDCS	FSLAD	FSBAD	FSADD	SAEB	NÍVEL
	MAT											
Pindoretama	24,6	4,4	10	99,6	0,4	0	85,7	52,3	0	30,1	254,07	3
Monsenhor Tabosa	21,3	4	43,1	93,2	2,7	4,1	85,1	25,6	1,9	46,1	254,17	3
Barreira	25,9	4	17	96,4	2	1,6	100	50,3	1,4	46,6	254,6	3
Porteiras	22,3	4	11,2	100	0	0	93,8	44,6	4,4	39,5	254,83	3
Pacatuba	29,5	4	21,6	99,5	0,4	0,1	93,2	48,7	3	30	254,85	3
Poranga	22,6	4	29,3	95,7	3,4	0,9	90,7	28,5	0	63	255,01	3
Iracema	22,9	4	3	98,2	1,8	0	100	53,9	0	38,8	255,13	3
Choro	23,8	4,2	11,6	98,4	0,5	1,1	93,5	27,2	2,1	51,5	255,31	3
Marco	26,2	4	7,9	99,1	0,5	0,4	92,6	35,6	0,7	57,2	255,48	3
Guaiuba	27,7	4,2	28,3	98,9	0,6	0,5	84,7	24,1	0	53,5	255,73	3
Apuiaries	18,6	4	18,8	100	0	0	98	43,8	1,2	48,6	256,09	3
Fortaleza	31,9	4,6	26,7	96,9	2	1,1	95,2	12,5	0,3	74,6	256,29	3
Redencaõ	25,9	4	10,9	100	0	0	100	12,1	1,7	83,1	256,37	3
Assare	27,5	4,5	11,8	98,8	1,2	0	93,3	47	0,4	37,6	256,4	3
Aiuaba	26,3	4	16,5	100	0	0	82,7	20	0,8	54,9	256,5	3
Banabuiu	19,8	4,5	22,9	96	1,2	2,8	95,3	21,6	0	62,1	257	3
Milagres	27,9	4	28,3	97,8	2,2	0	92,9	50,1	1,6	35,9	257,17	3
Quiterianopolis	22,3	4,5	8,1	98,9	0,4	0,7	61,1	23,5	0,9	32,1	257,45	3
Itapaje	23,6	4	16,2	99,9	0	0,1	93,7	35	0,4	54,3	257,59	3
Maranguape	29,5	4	13	98,4	1,6	0	91,6	41,7	1,6	45,4	257,67	3
Jati	24,3	4,4	19,6	99	1	0	91,9	23,9	0	57,9	257,69	3
Massape	30	4	6,8	97,8	1,8	0,4	97,7	36,7	2,3	58,3	257,8	3
Itapiuna	21	4	17,3	100	0	0	87,4	31,3	1,6	45,9	257,87	3
Juazeiro do Norte	30,6	4,5	21,4	96,9	2,3	0,8	98,6	54,3	1,5	37,8	258,4	3
Itapipoca	22,9	4	13,9	98,9	0,9	0,2	93,4	38	0,5	53,2	258,44	3
Chaval	24,8	3,8	23,2	92,5	7,5	0	96,1	26,5	0	52,4	258,91	3
Jardim	26,5	4	29	97,1	1,4	1,5	96,4	31,9	0,6	58,6	258,95	3
Senador Pompeu	22,7	4	14,6	98,6	0,7	0,7	96,3	34,7	3,3	48	259,43	3
Guaraciaba do Norte	23,8	4,3	19	98,2	1,8	0	99,1	41,4	0,7	46,7	259,67	3
Caririacu	21,5	4,1	20	96,1	3,7	0,2	87,7	28,2	1,2	48,9	259,7	3
Baturite	26,5	4	35,3	96,2	1,7	2,1	94,7	34,4	0,8	51,5	259,75	3
Pacoti	19	4	23,7	100	0	0	96,8	53,7	0	38,9	259,85	3
Amontada	19,2	4	13,7	97,8	0,4	1,8	94,8	22,2	0	72,6	260,07	3
Tiangua	29,3	5,4	10,4	98,5	0,9	0,6	98,4	36,8	0,4	54,6	260,11	3
Madalena	21,1	5,3	23,7	89,1	9,3	1,6	100	33,9	0	64,2	260,17	3
Iguatu	27,3	4	12	96,8	2,6	0,6	90,5	24,3	0,2	60,4	260,33	3
Penaforte	28,8	4,3	12,5	96,5	1,4	2,1	96,3	50,4	0	42,6	260,79	3
Acopiara	21,3	4,9	9,1	99,6	0,2	0,2	70,5	16,3	0,8	49,7	260,99	3
Itaitinga	31	4	24,5	92,5	6,2	1,3	96,6	36,3	1,2	49,2	261,12	3
Paracuru	28,6	4	8,8	99,4	0,4	0,2	80,5	12,2	0	34,5	261,12	3
Mulungu	24,3	4	18,6	99	1	0	96,3	44,4	0	38	261,28	3
Potengi	31,3	4	28,8	96,1	2,3	1,6	96,8	61	0	34,1	261,42	3
Trairi	25,5	4	13,6	98,3	0,8	0,9	87,2	22,9	0	47,9	261,49	3
Farias Brito	26,2	4	12,7	97,9	2,1	0	100	58,2	1,9	37,5	261,76	3
Tamboril	20,4	4,4	22,6	96,9	0,7	2,4	93,9	30,7	0,9	55,3	261,84	3
Santa Quiteria	24,9	4,7	3,2	99,8	0	0,2	78,3	19,2	0	44,8	262,13	3
Guaramiranga	19,8	4	32,3	100	0	0	94,4	36,9	0	42,1	262,15	3
Parambu	20,4	4,2	6,9	98,6	0,2	1,2	68,7	14,9	0,3	47,6	262,33	3
Cedro	24,5	4	22,4	96,9	2,7	0,4	100	53	0	29,9	262,47	3
Aracati	23,4	4,8	22,8	96,5	2,5	1	96	31,1	1,5	61,4	262,73	3
Taua	23,8	4	7,8	98,2	0,5	1,3	87,5	21,9	1,2	53,9	262,73	3
Croata	24,9	4	12,7	97,3	2,7	0	98,8	35,7	0,9	60,2	262,77	3
Oros	26,5	7	16	99,1	0,9	0	93,8	10,6	0	84,7	262,94	3
Varjota	19,7	4	10,6	99,5	0	0,5	96,1	28	0,8	63,1	263	3
Tejucuoca	17,3	4,5	21,6	92,2	7	0,8	98,4	39	2,2	54	263,07	3
Crato	31,6	4,5	21,1	96,4	2,9	0,7	98,9	50,6	3,2	41,6	263,15	3
Maracanau	28	4,2	11,7	98,5	0,5	1	99,6	56,2	2,8	29,1	263,24	3
Aurora	26,8	4	30,2	95,5	2,1	2,4	94,1	45,6	1,4	36,2	263,28	3
Santana do Acarau	17,4	4	18,9	99,5	0	0,5	97,8	51,1	0	46	263,78	3
Pacajus	37,9	4,6	24,1	96,1	3,3	0,6	89,7	38,1	0	39,5	264,1	3

continua...

MUNICÍPIO	MAT	MHAD	TDIS	TRA	TRR	TRAB	FDCS	FSLAD	FSBAD	FSADD	SAEB	NÍVEL
	MAT											
Nova Olinda	24,5	4	5,1	94,4	5,6	0	100	51,6	5,6	37,3	264,13	3
Aquiraz	27	4	25,2	98,8	1,2	0	98,6	61,8	1,2	32,8	264,28	3
Ibiapina	24,6	4	19	99,5	0,5	0	95,7	15,6	0	57,6	264,43	3
Acarape	18	4,3	20,8	97,9	1,4	0,7	62,5	26,6	0	18,6	264,53	3
Crateus	24,6	4,3	25,4	98,8	0,6	0,6	94,1	22,4	0,1	64,5	264,53	3
Hidrolandia	25,2	4,3	18,1	97,3	1,3	1,4	98,5	40,1	0	53,3	264,53	3
Aratuba	22,7	4	12,7	99	0	1	96,3	19,7	0,3	56,2	264,61	3
Morada Nova	25,8	5	33,2	94,2	3,4	2,4	96,6	49,3	0	40,5	264,82	3
Jaguaribe	28,9	4	20,4	99,6	0	0,4	94	43,8	1	49,6	265,26	3
Cascavel	22	4	14,6	98,8	0,8	0,4	78,6	32	1,8	42,1	265,37	3
Erere	21	3,8	16,7	97,6	2,4	0	88,9	36,5	0	37,5	265,63	3
Antonina do Norte	24,5	4,2	7,1	100	0	0	97,2	20,2	1,2	52,2	265,65	3
Icapui	29,6	4	34	95,7	3,4	0,9	94	51,6	0	39,4	265,85	3
Ibicuitinga	18,1	4	10,4	97,4	1,5	1,1	89,7	36,3	0	51,3	266,26	3
Senador As	19,8	4	1	99	1	0	93	45,1	0	46	266,37	3
Pacuja	23	4	18,5	96,7	0	3,3	96,3	35,6	5	30	266,59	3
Moraujo	16,4	4	16,5	92	8	0	98,3	31,9	5,8	41,5	266,7	3
Carnaubal	30,4	4,2	16,1	98,6	1,1	0,3	90,4	39,3	0	50,1	266,76	3
Saboeiro	19,1	4	17,1	94,7	5,3	0	62,1	9,6	0	51,6	266,95	3
Caninde	29,9	8,7	26,9	98,8	0,2	1	95,6	31,6	1,1	54,2	267,2	3
Jaguaribara	24,3	4	19,9	90,7	8,7	0,6	100	46,4	0	52,6	267,62	3
Ipueiras	27,4	4,4	31,1	97,8	1,1	1,1	98,3	29,2	0	69,2	267,64	3
Deputado Irapuan Pinheiro	18,5	4	9,9	100	0	0	96,7	28,1	0	62,3	268,35	3
Camocim	24,8	4,3	13,5	95,1	4,5	0,4	87,5	23,6	0,4	58,2	268,77	3
Jaguaruana	25,8	4	11,3	99,7	0,3	0	94	43,4	0	48	269,79	3
Quixere	24,6	4	17,2	99,1	0,4	0,5	89,5	10,6	0	75,6	269,8	3
Vicosa do Ceara	21,3	4,3	21,4	99,1	0,6	0,3	96,8	31,1	0,1	62,1	269,81	3
Granjeiro	21	4	23,8	96,3	2,5	1,2	97	46,4	0	51,6	270	3
Nova Russas	24,1	4,5	24,6	99,1	0,9	0	89	24,3	0	59,2	270,33	3
Altaneira	26	9,7	0	100	0	0	84,6	43,2	3,6	29,6	270,43	3
Eusebio	32,9	9,2	9,8	96,3	3,6	0,1	99,4	37,7	1,3	50,9	272,19	3
Jaguaretama	27,8	4	18,4	94,7	1,2	4,1	98,6	35,6	0	58,8	272,41	3
Bela Cruz	23,1	5,7	10,8	97,2	0,6	2,2	83,3	18,7	0	55,9	273,29	3
Barro	19,7	4	22,7	96,5	1,2	2,3	84,5	51,2	1,6	28,3	274,03	3
Fortim	18,6	4	13,2	99,2	0,4	0,4	92,2	30	0	46,3	274,21	3
Araripe	29	4	20,1	98,4	1,3	0,3	85,5	32,4	1,1	45,7	274,28	3
Horizonte	27,7	4	12	99,3	0,7	0	99	52,3	0	39,9	274,31	3
Jucas	22,3	5,2	3,8	100	0	0	95,1	39,8	0	56,2	274,46	3
Ubajara	23,3	4	11,7	99,6	0,4	0	90,2	15,8	0,5	69	274,65	3
Carire	15,4	4,7	4,6	99,5	0	0,5	94	23,6	0,4	62,8	274,69	3
Reriutaba	18,7	4	18,9	99	0,5	0,5	96,9	52,3	0,8	41,2	275,14	4
Granja	19,9	4,4	12,6	97	2,3	0,7	90,2	38,6	0,1	51,1	275,97	4
Acarau	25,1	4	15,6	99	0,8	0,2	91,1	23,2	0	67,1	276,42	4
General Sampaio	19,3	4	10,3	97,4	2,6	0	89,1	29,9	0	41,7	276,74	4
Campos Sales	19,2	4	12,2	97,7	0,3	2	89,6	29,8	1,5	54,1	277,06	4
Carius	28,2	4	20,7	98,2	1,2	0,6	96,4	30,3	0	57,8	277,29	4
Beberibe	23,2	4	23,9	98,8	0,5	0,7	91,9	36,7	0,7	47,1	277,31	4
Chorozinho	21	4	19,9	99,6	0,4	0	84,8	30,3	0	55,2	277,39	4
Iracuba	24,3	4	3,4	100	0	0	95,8	32,1	0,7	61,5	277,66	4
Tabuleiro do Norte	23,4	4	18,5	96,9	1	2,1	90,6	39,1	0,9	45,5	278,11	4
Graca	31	4	14,5	100	0	0	95,9	14,3	2,4	72,1	278,48	4
Piquet Carneiro	22	3,9	3,4	98,9	0	1,1	76,1	15,1	0	40,7	278,71	4
Ipaporanga	23,6	4	9	99,5	0	0,5	93,2	43,1	0	48,7	278,76	4
Sao Joao do Jaguaribe	23	4,9	17,4	98,5	1,5	0	65,6	25,9	0	36,1	278,88	4
Paramoti	28,3	4	37,7	95,3	0	4,7	92,4	33	0	56,2	278,92	4
Limoeiro do Norte	35,1	10	19,5	99,2	0,4	0,4	90,2	33,6	0,6	56,7	279,17	4
Morrinhos	24,5	4,4	9,1	100	0	0	90,1	23,5	0	60,6	279,26	4
Coreau	22,4	4	8,3	98,5	1,5	0	83,9	16,2	0	65,1	279,73	4
Barbalha	26,9	4	16	99,4	0	0,6	97	43,6	0,2	45,8	279,75	4
Independencia	17,9	4	6,5	98,5	0,3	1,2	74,8	18,5	0	42,7	280,06	4

continua...

MUNICÍPIO	MAT	MHAD	TDIS	TRA	TRR	TRAB	FDCS	FSLAD	FSBAD	FSADD	SAEB	NÍVEL
	MAT											
Forquilha	25,1	5,5	0,3	100	0	0	79,8	37,5	0,2	40,9	280,1	4
Sao Goncalo do Amarante	25	5	8,9	99,9	0,1	0	96	41,1	2,6	47	280,42	4
Frecheirinha	24,7	4	4,6	100	0	0	87,5	20,7	0	51,6	280,97	4
Pereiro	21,2	4,3	24,9	97	2,2	0,8	91,4	32,4	1,5	57,4	281,03	4
Groairas	28,2	4,6	3,5	100	0	0	97,1	30,6	0	55,7	282,35	4
Alcantaras	29,6	4,3	25	90,6	6	3,4	71,6	26,3	0	40,8	282,38	4
Tarrafas	25,8	4	12,4	99,2	0,8	0	87,8	24,6	0	45,8	282,56	4
Brejo Santo	24	4,2	7,7	100	0	0	95,6	48	1	39,8	282,92	4
Quixelo	16,1	4	15,8	95,8	4,2	0	97,6	34,7	0	52,6	283,63	4
Alto Santo	15,5	8,1	12,2	99,4	0,6	0	93,2	37,2	0,5	57,2	283,86	4
Meruoca	23,4	4,3	1,9	100	0	0	100	65,3	0	34,7	286,01	4
Itatira	28,5	4	36,3	99,8	0	0,2	88,5	27,8	0	44,3	286,71	4
Martinopole	20,2	4,3	15,9	97,8	1,6	0,6	91,4	27,2	0	66,2	287,86	4
Palhano	25,8	4	11,7	99	1	0	96,4	25,7	6,4	59,1	287,95	4
Barroquinha	33,6	3,8	23,8	99,3	0,4	0,3	98,1	42,3	0	47,7	292,08	4
Salitre	18	4	21,9	98,5	1,1	0,4	84,2	27,1	0	50,4	295,5	4
Mombaca	21,2	4,1	20,3	96	1,9	2,1	87,4	23,5	0	62,8	296,69	4
Russas	24	4,9	16,8	99,5	0,4	0,1	98,9	55,7	2,5	33,7	299,89	4
Itaicaba	24	4,9	12,5	100	0	0	93,3	41,7	0	22,2	299,9	4
Pedra Branca	22,2	5,5	8,3	99,1	0,4	0,5	71	25,4	1	41,6	300,15	5
Uruoca	23	4	18,5	97,3	2,7	0	96,4	36,8	0	61,7	300,81	5
Mucambo	22,3	4	12,4	100	0	0	76,7	35,2	0	31,7	307,68	5
Quixeramobim	21,5	6,6	16,5	99,6	0	0,4	91,9	21,8	1,4	65	308,65	5
Jijoca de Jericoacoara	23,2	4	3,7	99,7	0	0,3	86,4	29,4	0	55,1	318,9	5
Sobral	26,5	5	1,1	99,7	0,3	0	97,8	55,3	0,8	39,5	318,96	5
Catunda	22,8	4,5	5,1	99,3	0,7	0	93,9	25,2	0	55,5	319,98	5
Milha	22,4	4	19,7	92,8	5,9	1,3	78,2	22,5	0	51,1	325,23	6
Cruz	27,8	4	6,8	100	0	0	86,2	22,6	0	63,9	330,84	6
Novo Oriente	26	4	2,5	100	0	0	72,4	14,1	0,2	35,3	331,49	6
Ararendá	21,6	4	21,6	100	0	0	93,8	38,7	0,3	48	336,24	6
Pires Ferreira	25,2	4	17,5	100	0	0	100	29,8	0	45,6	347,58	6

Fonte: Próprio autor

Apêndice B

Anexo

Tabela B.1: Escala de proficiência de matemática - 9º ano do ensino fundamental apresentada no site do INEP

Nível*	Descrição do Nível	Descrição das capacidades
Nível 1	Desempenho maior ou igual a 200 e menor que 225	Os estudantes provavelmente são capazes de: NÚMEROS E OPERAÇÕES; ÁLGEBRA E FUNÇÕES Reconhecer o maior ou o menor número em uma coleção de números racionais, representados na forma decimal. TRATAMENTO DE INFORMAÇÕES Interpretar dados apresentados em tabela e gráfico de colunas.
Nível 2	Desempenho maior ou igual a 225 e menor que 250	Além das habilidades anteriormente citadas, os estudantes provavelmente são capazes de: NÚMEROS E OPERAÇÕES; ÁLGEBRA E FUNÇÕES Reconhecer a fração que corresponde à relação parte-todo entre uma figura e suas partes hachuradas. Associar um número racional que representa uma quantia monetária, escrito por extenso, à sua representação decimal. Determinar uma fração irredutível, equivalente a uma fração dada, a partir da simplificação por três. TRATAMENTO DE INFORMAÇÕES Interpretar dados apresentados em um gráfico de linha simples. Associar dados apresentados em gráfico de colunas a uma tabela.
Nível 3	Desempenho maior ou igual a 250 e menor que 275	Além das habilidades anteriormente citadas, os estudantes provavelmente são capazes de: ESPAÇO E FORMA Reconhecer o ângulo de giro que representa a mudança de direção na movimentação de pessoas/objetos. Reconhecer a planificação de um sólido simples, dado através de um desenho em perspectiva. Localizar um objeto em representação gráfica do tipo planta baixa, utilizando dois critérios: estar mais longe de um referencial e mais perto de outro. NÚMEROS E OPERAÇÕES; ÁLGEBRA E FUNÇÕES Determinar uma fração irredutível, equivalente a uma fração dada, a partir da simplificação por sete. Determinar a soma, a diferença, o produto ou o quociente de números inteiros em situações-problema. Localizar o valor que representa um número inteiro positivo associado a um ponto indicado em uma reta numérica. Resolver problemas envolvendo grandezas diretamente proporcionais, representadas por números inteiros. TRATAMENTO DE INFORMAÇÕES Associar dados apresentados em tabela a gráfico de setores. Analisar dados dispostos em uma tabela simples. Analisar dados apresentados em um gráfico de linha com mais de uma grandeza representada.
Nível 4	Desempenho maior ou igual a 275 e menor que 300	Além das habilidades anteriormente citadas, os estudantes provavelmente são capazes de: ESPAÇO E FORMA Localizar um ponto em um plano cartesiano, com o apoio de malha quadriculada, a partir de suas coordenadas. Reconhecer as coordenadas de um ponto dado em um plano cartesiano, com o apoio de malha quadriculada. Interpretar a movimentação de um objeto utilizando referencial diferente do seu. GRANDEZAS E MEDIDAS Converter unidades de medidas de comprimento, de metros para centímetros, na resolução de situação-problema. Reconhecer que a medida do perímetro de um retângulo, em uma malha quadriculada, dobra ou se reduz à metade quando os lados dobram ou são reduzidos à metade. NÚMEROS E OPERAÇÕES; ÁLGEBRA E FUNÇÕES Determinar a soma de números racionais em contextos de sistema monetário. Determinar o valor numérico de uma expressão algébrica de 1º grau envolvendo números naturais, em situação-problema. Localizar números inteiros negativos na reta numérica. Localizar números racionais em sua representação decimal. TRATAMENTO DE INFORMAÇÕES Analisar dados dispostos em uma tabela de dupla entrada.
Nível 5	Desempenho maior ou igual a 300 e menor que 325	Além das habilidades anteriormente citadas, os estudantes provavelmente são capazes de: ESPAÇO E FORMA Reconhecer que o ângulo não se altera em figuras obtidas por ampliação/ redução. Localizar dois ou mais pontos em um sistema de coordenadas. GRANDEZAS E MEDIDAS Determinar o perímetro de uma região retangular, com o apoio de figura, na resolução de uma situação-problema. Determinar o volume através da contagem de blocos. NÚMEROS E OPERAÇÕES; ÁLGEBRA E FUNÇÕES Associar uma fração com denominador dez à sua representação decimal. Associar uma situação problema à sua linguagem algébrica, por meio de equações do 1º grau ou sistemas lineares. Determinar, em situação-problema, a adição e multiplicação entre números racionais, envolvendo divisão por números inteiros. Determinar a porcentagem envolvendo números inteiros. Resolver problema envolvendo grandezas diretamente proporcionais, representadas por números racionais na forma decimal.

continua...

Nível*	Descrição do Nível	Descrição das capacidades
Nível 6	Desempenho maior ou igual a 325 e menor que 350	<p>Além das habilidades anteriormente citadas, os estudantes provavelmente são capazes de:</p> <p>ESPAÇO E FORMA Reconhecer a medida do ângulo determinado entre dois deslocamentos, descritos por meio de orientações dadas por pontos cardeais. Reconhecer as coordenadas de pontos representados no primeiro quadrante de um plano cartesiano. Reconhecer a relação entre as medidas de raio e diâmetro de uma circunferência, com o apoio de figura. Reconhecer a corda de uma circunferência, as faces opostas de um cubo, a partir de uma de suas planificações. Comparar as medidas dos lados de um triângulo a partir das medidas de seus respectivos ângulos opostos. Resolver problema utilizando o Teorema de Pitágoras no cálculo da medida da hipotenusa, dadas as medidas dos catetos.</p> <p>GRANDEZAS E MEDIDAS Converter unidades de medida de massa, de quilograma para grama, na resolução de situação problema. Resolver problema fazendo uso de semelhança de triângulos.</p> <p>NÚMEROS E OPERAÇÕES; ÁLGEBRA E FUNÇÕES Reconhecer frações equivalentes. Associar um número racional, escrito por extenso, à sua representação decimal, e vice-versa. Estimar o valor da raiz quadrada de um número inteiro aproximando-o de um número racional em sua representação decimal. Resolver problema envolvendo grandezas diretamente proporcionais, com constante de proporcionalidade não inteira. Determinar o valor numérico de uma expressão algébrica que contenha parênteses, envolvendo números naturais. Determinar um valor monetário obtido por meio de um desconto ou um acréscimo percentual. Determinar o valor de uma expressão numérica, com números irracionais, fazendo uso de uma aproximação racional fornecida.</p> <p>TRATAMENTO DE INFORMAÇÕES Resolver problemas que requerem a comparação de dois gráficos de colunas.</p>
Nível 7	Desempenho maior ou igual a 350 e menor que 375	<p>Além das habilidades anteriormente citadas, os estudantes provavelmente são capazes de:</p> <p>ESPAÇO E FORMA Reconhecer ângulos agudos, retos ou obtusos de acordo com sua medida em graus. Reconhecer as coordenadas de pontos representados num plano cartesiano localizados em quadrantes diferentes do primeiro. Determinar a posição final de um objeto, após a realização de rotações em torno de um ponto, de diferentes ângulos, em sentido horário e anti-horário. Resolver problemas envolvendo ângulos, inclusive utilizando a Lei Angular de Tales sobre a soma dos ângulos internos de um triângulo. Resolver problemas envolvendo as propriedades de ângulos internos e externos de triângulos e quadriláteros, com ou sem justaposição ou sobreposição de figuras. Resolver problema utilizando o Teorema de Pitágoras no cálculo da medida de um dos catetos, dadas as medidas da hipotenusa e de um de seus catetos.</p> <p>GRANDEZAS E MEDIDAS Determinar o perímetro de uma região retangular, obtida pela justaposição de dois retângulos, descritos sem o apoio de figuras. Determinar a área de um retângulo em situações-problema. Determinar a área de regiões poligonais desenhadas em malhas quadriculadas. Determinar o volume de um cubo ou de um paralelepípedo retângulo, sem o apoio de figura. Converter unidades de medida de volume, de m³ para litro, em situações problema. Reconhecer a relação entre as áreas de figuras semelhantes.</p> <p>NÚMEROS E OPERAÇÕES; ÁLGEBRA E FUNÇÕES Determinar o quociente entre números racionais, representados na forma decimal ou fracionária, em situações-problema. Determinar a soma de números racionais dados na forma fracionária e com denominadores diferentes. Determinar o valor numérico de uma expressão algébrica de 2º grau, com coeficientes naturais, envolvendo números inteiros. Determinar o valor de uma expressão numérica envolvendo adição, subtração, multiplicação e/ou potenciação entre números inteiros. Determinar o valor de uma expressão numérica com números inteiros positivos e negativos. Determinar o valor de uma expressão numérica com números racionais. Comparar números racionais com diferentes números de casas decimais, usando arredondamento. Localizar na reta numérica um número racional, representado na forma de uma fração imprópria. Associar uma fração à sua representação na forma decimal. Associar uma situação problema à sua linguagem algébrica, por meio de inequações do 1º grau. Associar a representação gráfica de duas retas no plano cartesiano a um sistema de duas equações lineares e vice-versa. Resolver problemas envolvendo equação do 2º grau.</p> <p>TRATAMENTO DE INFORMAÇÕES Determinar a média aritmética de um conjunto de valores. Estimar quantidades em gráficos de setores. Analisar dados dispostos em uma tabela de três ou mais entradas. Interpretar dados fornecidos em gráficos envolvendo regiões do plano cartesiano. Interpretar gráficos de linhas com duas sequências de valores.</p>

continua...

Nível*	Descrição do Nível	Descrição das capacidades
Nível 8	Desempenho maior ou igual a 375 e menor que 400	<p>Além das habilidades anteriormente citadas, os estudantes provavelmente são capazes de:</p> <p>ESPAÇO E FORMA Resolver problemas utilizando as propriedades das cevianas (altura, mediana e bissetriz) de um triângulo isósceles, com o apoio de figura.</p> <p>GRANDEZAS E MEDIDAS Converter unidades de medida de capacidade, de mililitro para litro, em situações-problema. Reconhecer que a área de um retângulo quadruplica quando seus lados dobram. Determinar a área de figuras simples (triângulo, paralelogramo, trapézio), inclusive utilizando composição/decomposição.</p> <p>NÚMEROS E OPERAÇÕES; ÁLGEBRA E FUNÇÕES Determinar o valor numérico de uma expressão algébrica do 1º grau, com coeficientes racionais, representados na forma decimal. Determinar o valor de uma expressão numérica envolvendo adição, subtração e potenciação entre números racionais, representados na forma decimal. Resolver problemas envolvendo grandezas inversamente proporcionais.</p>
Nível 9	Desempenho maior ou igual a 400	<p>Além das habilidades anteriormente citadas, os estudantes provavelmente são capazes de:</p> <p>ESPAÇO E FORMA Resolver problemas utilizando a soma das medidas dos ângulos internos de um polígono.</p> <p>NÚMEROS E OPERAÇÕES; ÁLGEBRA E FUNÇÕES Reconhecer a expressão algébrica que expressa uma regularidade existente em uma sequência de números ou de figuras geométricas.</p>

Nota: * O Saeb não utilizou itens do 9º ano que avaliam as habilidades do Nível 0. Os estudantes do 9º ano com desempenho menor que 200 requerem atenção especial, pois ainda não demonstram habilidades muito elementares que deveriam apresentar nessa etapa escolar.
Fonte: site do (INEP, 2022)