

# ANÁLISE ESPACIAL DA DEGRADAÇÃO AMBIENTAL NAS REGIÕES GEOGRÁFICAS IMEDIATAS BRASILEIRAS

*Spatial Analysis of Environmental Degradation in Brazilian Immediate Geographic Regions*

**Fernanda Cigainski Lisbinski**

Bacharela em Administração e Direito. Mestranda em Economia e Desenvolvimento pela Universidade Federal de Santa Maria (UFSM) e Bolsista da Capes. fernandacl32@hotmail.com

**Ronaldo Torres**

Economista. Mestrando em Economia Aplicada pela Universidade federal de Pelotas - UFPel e Bolsista da Capes. torresronaldo@yahoo.com.br.

**Priscila Soares dos Santos**

Economista. Mestranda em Economia e Desenvolvimento pela Universidade Federal de Santa Maria - UFSM e Bolsista da Capes. pri.soares@gmail.com.

**Évilly Carine Dias Bezerra**

Economista. Mestranda em Economia e Desenvolvimento pela Universidade Federal de Santa Maria - UFSM e Bolsista da Capes. evillycarine@hotmail.com.

---

**Resumo:** O objetivo deste estudo consiste em criar um Índice Geral de Degradação Ambiental (IGD), relacionado a práticas exaustivas de uso intensivo do solo. Busca-se também, verificar a sua distribuição espacial nas Regiões Geográficas Imediatas do Brasil. Para isso, utilizaram-se a análise fatorial, visando à identificação dos fatores comuns associados ao grau de Degradação Ambiental das 510 Regiões Geográficas Imediatas do Brasil, e a análise exploratória de dados espaciais (AEDE), para verificar como se dá a distribuição espacial desse índice. Os principais resultados apontam que as regiões Geográficas Imediatas que apresentaram os menores indicadores, e, portanto, baixa degradação, foram as regiões Geográficas Imediatas de São Gabriel da Cachoeira (AM) (0,199); Camocim (CE) (0,264) e Cametá (PA) (0,286). Enquanto as regiões com maiores índices, e, portanto, alta degradação ambiental, foram Ituporanga (SC) (0,832); Tapejara-Sananduva (RS) (0,825) e Carazinho (RS) (0,823). Com relação à análise espacial do índice, verifica-se maior concentração da degradação ambiental nas Regiões Geográficas Imediatas localizadas nas regiões Sul, Sudeste e Centro-Oeste, enquanto nas regiões Norte e Nordeste os indícios de degradação ambiental tendem a ser menores.

**Palavras-chave:** Degradação Ambiental; Análise Fatorial; Microrregiões.

**Abstract:** The aim of this study is to create a General Environmental Degradation Index (IGD), related to exhaustive practices of land use. It is also sought, and to verify its spatial distribution in Immediate Geographic Regions of Brazil. For this, factor analysis is used to identify the common factors associated with the degree of Environmental Degradation of the 510 Immediate Geographic Regions of Brazil, as well as exploratory spatial data analysis (ESDA) to verify how the spatial distribution of this index takes place. The main results indicate that the Immediate Geographic regions that presented the lowest indicators, and, therefore, low degradation, were the Immediate Geographic regions of São Gabriel da Cachoeira (AM) (0,199); Camocim (CE) (0,264) and Cametá (PA) (0,286). While the regions with the highest rates, and therefore high environmental degradation, were Ituporanga (SC) (0,832); Tapejara-Sananduva (RS) (0,825) and Carazinho (RS) (0,823). Regarding the spatial analysis of the index, there is a higher concentration of environmental degradation in Immediate Geographic regions located in the South, Southeast and Midwest regions; while in the North and Northeast regions the indications of environmental degradation tend to be smaller.

**Keywords:** Environmental Degradation. Factor Analysis. Microregions.

## 1 INTRODUÇÃO

A degradação ambiental comporta-se como uma questão que gera preocupação nos diferentes países. As transformações observadas no planeta, por muito tempo, atreladas ao progresso, passaram a chamar a atenção de forma negativa. Segundo Leite, Silva e Henriques (2011), a expansão da fronteira agrícola, as queimadas, a poluição, a contaminação da água e do solo e o uso de agrotóxicos são alguns exemplos da degradação do meio ambiente, causada, sobretudo, pela atividade agropecuária.

No caso brasileiro, historicamente, a agropecuária possui grande relevância e participação na atividade econômica e constitui grande parte das exportações do país. Desta forma, os avanços tecnológicos e a intensiva exploração da atividade no Brasil, com práticas extensivas de uso do solo, podem ter comprometido o meio ambiente, através de externalidades negativas das atividades agropecuárias. Conforme explicitam Fernandes et al. (2005), as atividades desse setor levam à degradação dos recursos naturais, o que pode explicar o argumento supracitado.

Assim, cabe salientar que, apesar de se comportar como uma importante fonte de renda e emprego e de divisas, não só no Brasil, mas na maioria dos países da América Latina, contribuindo para o crescimento econômico das regiões em questão, a atividade agropecuária, em seu uso intensivo, pode também prejudicar a qualidade do ambiente. Com o propósito de construir mecanismos capazes de chamar a atenção para a questão ambiental nesta ótica, alguns pesquisadores, como Braga et al. (2004) e Lira e Cândido (2008), propuseram-se a construir indicadores ambientais com a finalidade de fornecer auxílio na formulação de políticas públicas acerca do assunto.

A degradação ambiental é caracterizada como a deterioração, destruição ou desgaste do meio ambiente. É considerada um sinônimo de “devastação ambiental”, “deterioração ambiental” (LEMOS, 2001), ou ainda, “degradação da qualidade ambiental”, conforme apresentado pela Lei nº 6.938, de 31 de agosto de 1981 – Política Nacional de Meio Ambiente. Além disso, a degradação ambiental pode ocorrer de diferentes maneiras e intensidades ao redor do país, a depender da região analisada.

Diante do exposto, o objetivo deste trabalho é construir um índice de degradação ambiental, relacionado a práticas exaustivas de uso intensivo do solo, para as 510 Regiões Geográficas Imediatas do Brasil, chamadas, anteriormente, de Microrregiões Geográficas, possuem como referência a rede urbana, sendo organizadas a partir de centros urbanos próximos que visam à satisfação imediata das necessidades da população (tais como: saúde, educação, trabalho, compras de bens de consumo e outros). Para isso, será utilizado o método da análise fatorial, verificando o grau de degradação ambiental de cada Região Geográfica Imediata. Posteriormente, será realizada a Análise Exploratória dos Dados (AEDE), para verificar a distribuição espacial deste índice.

Desta forma, alguns estudos utilizaram a construção de índices de degradação ambiental para diferentes localidades do país. Braga et al. (2008), por exemplo, focaram sua análise na região do Cerrado, enquanto Pais et al. (2012) dedicaram-se a analisar o estado da Bahia. Apesar de a análise da degradação ambiental, por meio de índices, não ser inédita, as pesquisas em torno do assunto usualmente dedicam-se à análise de localidades específicas, demonstrando a necessidade de uma análise que contemple maior parte do território nacional. Sendo assim, este estudo torna-se relevante, pois aborda o tema degradação ambiental provocada pelo uso intensivo do solo, abordagem semelhante à adotada por Pais et al. (2012) e Pellenz e Puchale (2018), no entanto, essa pesquisa se diferencia das demais, pois utiliza uma análise mais abrangente, analisando as Regiões Geográficas Imediatas (nova classificação adotada pelo IBGE) do território nacional, utilizando dados disponibilizados pelo censo agropecuário de 2017, algo ainda não abordado pela literatura brasileira.

Este trabalho está dividido em cinco seções. Além desta seção introdutória, o artigo conta com uma breve revisão de literatura acerca do tema na seção dois. Na terceira seção, estão apresentadas a metodologia utilizada e a caracterização da localização a ser estudada. Na seção quatro, encontram-se os resultados obtidos com a pesquisa e, por fim, na quinta seção, apresenta-se a conclusão alcançada por meio desta pesquisa.

## 2 EVIDÊNCIAS ACERCA DO FENÔMENO DA DEGRADAÇÃO AMBIENTAL

Os índices são números que expressam ou descrevem uma determinada realidade ou procuram relacionar e retratar vários aspectos desta (MARTINEZ, 2004). Pode-se ainda afirmar que os índices demonstram o estado ou a situação de um determinado fenômeno, constituído por vários elementos que se relacionam entre si (PRABHU et al., 1999; SHIELDS; SOLAR, MARTIN, 2002). Para a OECD – *Organisation for Economic Co-operation and Development* – (2003), apesar de os indicadores ambientais serem uma boa ferramenta para avaliação, eles não apresentam informações completas sobre o problema. Além disso, os indicadores variam de acordo com o contexto em que são analisados; portanto, podem apresentar diferentes interpretações.

Na literatura internacional, vários autores se propuseram a analisar a degradação ambiental por meio da utilização do método da análise multivariada, criando um índice que melhor retrate a realidade analisada. Merecem destaque os estudos de Shafik (1994), Stigter, Ribeiro e Dill (2006), French et al. (2008), Messer et al. (2014) e Shahbaz et al. (2019).

Shafik (1994) analisou a relação entre desenvolvimento econômico e qualidade ambiental, por meio de um modelo econométrico para uma grande amostra de países ao longo do tempo. Os resultados indicam que alguns indicadores melhoram com o aumento da renda (água e saneamento); outros, pioram e depois melhoram (partículas e óxidos de enxofre), e outros, pioram constantemente (oxigênio dissolvido em rios, resíduos sólidos municipais e emissões de carbono). O crescimento tende a estar associado a melhorias ambientais onde há custos locais generalizados e benefícios substanciais. Mas onde os custos da degradação ambiental são arcados por terceiros (pelos pobres ou por outros países), há poucos incentivos para alterar o comportamento prejudicial.

Stigter et al. (2006) criaram um índice de qualidade da água subterrânea (GWQI) e um índice de composição (GWCI), com o objetivo de monitorar a influência conjunta da agricultura em vários parâmetros-chave da química e a potabilidade das águas subterrâneas. A metodologia é baseada na definição de duas amostras-padrão de água de alta e baixa qualidade, que, com os dados reais, são analisadas por meio de um algoritmo estatístico conhecido como análise fatorial de correspondência. A aplicabilidade dos índices construídos como ferramenta de avaliação e comunicação é avaliada em dois estudos de caso, no sul de Portugal. Nos estudos de caso, os mapas do GWQI revelam que a qualidade da água subterrânea nos aquíferos superiores é extremamente baixa, com uma quase completa ausência de água potável. No entanto, o impacto da atividade agrícola na composição da água subterrânea mostra uma grande variabilidade espacial, principalmente relacionada ao tipo de cultura agrícola e litologia do aquífero. Além disso, sequências de renovação de contaminação ocorrem e são deslocadas pelo fluxo de água subterrânea, parcialmente afetadas por falhas que formam caminhos de fluxo preferenciais ou barreiras de fluxo.

French et al. (2008), em seu trabalho, construíram um índice de desenvolvimento ambiental para o NRCS (sigla em inglês para o Serviço de Conservação de Recursos Naturais). Para isso, utilizaram o método da análise multivariada. O objetivo dos autores foi criar e disponibilizar uma ferramenta que pudesse quantificar a eficiência e a eficácia do programa de Serviço de Conservação de Recursos Naturais.

Já Messer et al. (2014), em seu trabalho, buscaram criar um índice de qualidade ambiental para todos os estados americanos, utilizando o método da análise multivariada. Para a construção do EQI (*Environmental Quality Index*, traduzido do inglês: Índice de Qualidade Ambiental) geral foram utilizados cinco domínios ambientais (ar, água, terra, construção e sociodemografia), sendo que, para cada domínio, se criou um índice específico. Os resultados demonstraram valores mais altos de qualidade do ar e sociodemográficos nas regiões metropolitanas e, ainda, as áreas com menor densidade populacional apresentaram os menores valores de cada um dos índices de domínio.

Shahbaz et al. (2019) analisaram o impacto do consumo de energia de biomassa nas emissões de CO<sub>2</sub> e a hipótese da curva de Kuznets ambiental (EKC) nos países do G-7, incorporando

as medidas de capitalização, desenvolvimento financeiro e globalização (econômicas, sociais e políticas) como determinantes adicionais das emissões de CO<sub>2</sub>. Este estudo envolveu o período de 1980–2014. O método utilizado para a análise empírica foi o generalizado de momentos (GMM). Diante disso, os resultados empíricos revelaram que o consumo de energia da biomassa contribui para as emissões de CO<sub>2</sub>. A hipótese EKC demonstrou-se válida em países do G-7. A capitalização apresentou-se inversamente ligada às emissões de CO<sub>2</sub>. O desenvolvimento financeiro provoca a deterioração da qualidade ambiental. O investimento estrangeiro direto (IED) e a abertura comercial provoca a melhoria na qualidade ambiental. A globalização aumenta as emissões de CO<sub>2</sub>. A qualidade institucional melhora a qualidade ambiental, por meio de políticas econômicas e ambientais eficazes. A urbanização impede a qualidade ambiental. Por fim, os autores ressaltam que esses resultados fornecem novos *insights* para os formuladores de políticas na concepção de políticas ambientais abrangentes, considerando a energia de biomassa como uma ferramenta econômica para o desenvolvimento econômico sustentável e para a melhoria da qualidade ambiental.

Já na literatura nacional, diversos autores se propuseram a analisar a ocorrência da degradação ambiental em alguns estados e regiões do Brasil, por meio da utilização do método da análise multivariada para criar um índice que melhor retrate a realidade analisada. Merecem destaque os estudos de Fernandes et al. (2005), Cunha et al. (2008), Pais et al. (2012), Pinto et al. (2014), Pinto e Coronel (2015), Campos et al. (2015), Ferreira et al. (2016) e, mais recentemente, Pellenz e Puchale (2018).

Fernandes et al. (2005) buscaram, em seu estudo, desenvolver indicadores para quantificar o nível de degradação ambiental dos municípios do estado de Minas Gerais, agrupando-os de acordo com suas características similares. Para isso, os autores utilizaram a análise estatística multivariada, determinando os indicadores econômicos, populacionais e biológicos que impactam na degradação ambiental dos municípios do estado. Os resultados demonstram que mais de 40% dos municípios mineiros obtiveram índice de degradação máxima (ID=1); nos demais municípios, o índice se encontra acima de 0,70, significando 70% do território degradado.

Cunha et al. (2008) analisaram a relação entre a exploração agropecuária e a degradação ambiental na região dos Cerrados por meio da análise multivariada. Os resultados apontaram que as microrregiões com maiores níveis de degradação ambiental localizam-se no Noroeste de Minas Gerais, parte do Sul de Goiás e parte do Sudeste do Mato Grosso. Além disso, essas microrregiões também são fortemente marcadas pela alta intensidade de exploração agropecuária. Já os menores índices foram encontrados no Tocantins, no Piauí e no Maranhão.

Pais et al. (2012) buscaram analisar o grau de degradação ambiental da agropecuária no estado da Bahia. Para isso, utilizaram a análise fatorial, visando à construção de um índice geral de degradação e à análise de agrupamento, verificando existência de semelhanças do padrão de degradação dos municípios do estado analisado. Os resultados demonstraram um baixo padrão de degradação dos municípios localizados no centro do estado e elevado grau de degradação ambiental nas mesorregiões Centro-Sul e Sul do estado da Bahia.

Pinto et al. (2014) analisaram o padrão de degradação ambiental dos municípios e das mesorregiões do estado do Paraná, por meio de Índice de Degradação (ID) proposto. Os autores utilizaram 27 variáveis de 399 municípios paranaenses para o ano de 2006. O valor médio da degradação ambiental encontrado para os municípios que compreenderam a amostra foi de 67,76%, o que demonstra que mais da metade do território paranaense enfrenta problemas relacionados à degradação ambiental. A análise dos municípios verificou que muitos deles apresentaram 100% de índice de degradação. Esses municípios e suas respectivas mesorregiões apresentam ligação direta com a atividade agropecuária, o que confirma a participação dessa atividade no agravamento do fenômeno. No entanto, os autores afirmam que práticas relacionadas à agricultura familiar, bem como melhorias na educação ambiental, podem provocar a redução desses índices.



Pinto e Coronel (2015) analisaram o padrão de degradação ambiental agropecuário dos municípios gaúchos, verificando como esse padrão é impactado por fatores de desenvolvimento rural desses municípios, considerando para a análise dois períodos distintos. Os autores recorreram ao Índice de Degradação Ambiental Agropecuária (IDAA) como *proxy* para a degradação ambiental agropecuária e à técnica de análise fatorial, visando encontrar os fatores determinantes do desenvolvimento rural. Além disso, os autores estimaram um modelo de regressão com dados em painel utilizando o método de efeitos fixos. O índice de degradação ambiental demonstrou-se elevado para as mesorregiões gaúchas, sendo que a mesorregião Centro-Oriental apresentou as maiores médias de degradação. O modelo de regressão estimado demonstrou que fatores relacionados as variáveis Condições de Moradia e Educação Rurais, Alavancagem e Corretivos da Produção Rural e Energia Elétrica Rural apresentaram relação positiva com a degradação, enquanto os fatores Estrutura e Desempenho do Setor Agropecuário, Área de Produção Agropecuária e Econômica e Financeiro Rural apresentaram relação negativa.

Campos et al. (2015) analisaram a evolução da degradação ocasionada pela atividade agropecuária entre 1995/96 e 2006 para as microrregiões do bioma Caatinga. Para isso, utilizaram a análise fatorial para construir o Índice Geral de Degradação – IGD – e a análise de *clusters* para agrupar aquelas microrregiões que apresentaram evolução semelhante quanto ao nível de degradação. Os resultados mostraram, de maneira geral, uma redução da degradação ambiental proveniente da agropecuária. As regiões que obtiveram maior diminuição da degradação foram aquelas que tiveram uma redução da área destinada à atividade agropecuária com redução no uso de defensivos agropecuários e irrigação. No entanto, cerca de 10% das microrregiões apresentaram aumento da degradação ambiental; destas, cerca de 80% estão localizadas no estado do Ceará. Os autores apontaram como principais fatores que influenciaram esse aumento: o aumento no número de máquinas e implementos agrícolas, o crescimento da área destinada à agropecuária e a consequente redução da área ocupada com matas e florestas nos estabelecimentos agropecuários.

Ferreira et al. (2016), em seu trabalho, desenvolveram um índice para analisar e comparar o desempenho ambiental de 39 países, no período de 2002 a 2012, destacando suas semelhanças e diferenças. Para isso, utilizaram o método da análise multivariada, especificamente a análise fatorial. Os resultados apontaram que o Brasil obteve um bom desempenho, comparado a outros países da amostra, no período analisado, ocupando a 14ª colocação no *ranking*. Isso se deve ao fato de que o país possui um grande potencial de geração de energia renovável, pela capacidade de preservação da diversidade biológica e maior sustentabilidade no desenvolvimento da atividade agrícola, comparado aos demais países analisados.

Por fim, Pellenz e Puchale (2018), em seu trabalho, criaram um índice de qualidade ambiental (IQA) para os municípios do estado do Rio Grande do Sul, utilizando o método da análise multivariada, especificamente da análise fatorial, identificando o grau de degradação dos municípios gaúchos. Além disso, foi realizada uma análise exploratória de dados espaciais (AEDE), visualizando as relações entre o IQA e as características dos *clusters* (agrupamentos) espaciais. Os principais resultados demonstraram que o IQA médio do estado é considerado alto; verificaram um grau de degradação ambiental alto dos municípios gaúchos, e constataram que os municípios com maior e menor índice de degradação ambiental são Canguçu e Porto Alegre, respectivamente.

O presente trabalho adota uma abordagem semelhante à empregada por Pais et al. Silva e Ferreira (2012) e Pellenz e Puchale (2018), na qual se verifica o grau de degradação ambiental por meio da criação de um índice, com base no fato de que a degradação é decorrente da atividade agropecuária, utilizando-se variáveis e fatores relacionados à degradação ambiental, desmatamento de áreas florestais e uso de máquinas e implementos agrícolas. Posteriormente, faz-se a análise exploratória de dados espaciais (AEDE), visualizando as relações entre o índice de degradação ambiental e as características dos *clusters* (agrupamentos) espaciais. Destaca-se que o objetivo do presente trabalho é analisar o grau de degradação ambiental das Regiões Imediatas, anteriormente chamadas de microrregiões brasileiras, considerando-se os fatores supracitados.

### 3 METODOLOGIA

Nesta seção, apresentam-se os instrumentos metodológicos que foram utilizados para o desenvolvimento da presente pesquisa. Em um primeiro momento, faz-se a caracterização da região objeto de análise. Posteriormente, passa-se à apresentação dos ferramentais constitutivos da pesquisa, tais como: variáveis utilizadas, suas respectivas fontes e período, detalhamento do método multivariado utilizado e, por fim, o tratamento econométrico espacial aplicado nesta pesquisa.

#### 3.1 Caracterização da Região Objeto do Estudo

Para a realização desta pesquisa, analisa-se o grau de degradação ambiental das Regiões Geográficas Imediatas ou Microrregiões Geográficas. Destaca-se que, de acordo com o IBGE, de 1990 até 2016, as regiões geográficas brasileiras seguiam a seguinte classificação: 1) Mesorregiões Geográficas, uma área individual, em determinada Unidade da Federação, com espaço organizado de acordo com as dimensões sociais e naturais, com a rede de comunicação e a articulação espacial; 2) Microrregiões Geográficas, pertencentes a Mesorregiões, definidas de acordo com certas especificidades relacionadas à estrutura da produção agropecuária, industrial, extrativa mineral e pesqueira (IBGE, 1990).

No entanto, a partir de 2017, o IBGE apresentou uma nova classificação: Regiões Geográficas Intermediárias e Regiões Geográficas Imediatas. As Regiões Geográficas Intermediárias, conhecidas anteriormente por Mesorregiões Geográficas, apresentam uma escala intermediária entre Unidades da Federação e Regiões Geográficas Imediatas. Além disso, são responsáveis pela articulação entre Regiões Geográficas Imediatas e funções urbanas que apresentam maior complexidade (tais como: especialidades médicas ou universidades). Já as regiões Geográficas Imediatas, chamadas anteriormente de Microrregiões Geográficas, possuem como referência a rede urbana, sendo organizadas a partir de centros urbanos próximos que visam à satisfação imediata das necessidades da população (tais como: saúde, educação, trabalho, compras de bens de consumo e outros) (IBGE, 2017).

Dessa forma, destaca-se que o objeto de estudo deste trabalho é criar um índice de degradação ambiental, bem como analisar a distribuição espacial desse indicador nas 510 Regiões Geográficas Imediatas, anteriormente conhecidas por Microrregiões Geográficas. Diante disso, o próximo subitem desta seção tratará da fonte e da base de dados utilizados nesta pesquisa.

#### 3.2 Fonte e Base de Dados

Os dados utilizados no modelo multivariado foram extraídos da base de dados do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), veiculado por meio do Censo Agropecuário de 2017. A relação das variáveis utilizadas é apresentada no Quadro 1.

**Quadro 1** – Variáveis e descrição das variáveis utilizadas na pesquisa, em 2017

Variável	Descrição
X1	Áreas com pastagens degradadas dos estabelecimentos/AT
X2	Áreas degradadas dos estabelecimentos/AT
X3	Número (nº) de estabelecimentos com controle de pragas e doenças/NE
X4	Nº de estabelecimentos com uso de adubos/NE
X5	Nº de estabelecimentos que aplicam corretivos/NE
X6	Nº de estabelecimentos que utilizam agrotóxicos/NE

Variável	Descrição
X7	Valor das despesas com adubação total/NE & Valor das despesas com corretivos/NE
X8	Valor das despesas com agrotóxico total/NE
X9	Valor das despesas com medicamentos veterinários/NE
X10	Valor das despesas com combustível/NE
X11	Nº de estabelecimentos com nascentes não protegidas por matas/NE
X12	Nº de estabelecimentos com rios ou riachos não protegidos por matas/NE
X13	Nº de colheitadeiras/AT
X14	Nº de tratores/AT
X15	Efetivo bovino em relação às pastagens naturais e plantadas
X16	Nº de estabelecimentos agropecuários que não utilizaram sistema de preparo do solo /NE
X17	Nº de estabelecimentos agropecuários não fazem uso da agricultura orgânica/NE

Nota: AT = Área Total. NE = Número de Estabelecimentos Total.

Fonte: Elaboração própria, com base em IBGE (2020).

Estas variáveis foram coletadas para todas as Regiões Geográficas Imediatas brasileiras, de modo a se obter o Índice de Degradação Ambiental ao nível de Região Imediata ou microrregional. Para fins de padronização, os dados de cada Região Geográfica Imediata foram divididos, a depender da variável, pela Área Total (AT) ou por Número de Estabelecimentos Total (NE), como visto no Quadro 1, evitando que os valores individuais apresentem viés pelas dimensões territoriais e econômicas.

Estes dados foram coletados e aplicados na metodologia de análise fatorial por componentes principais; em seguida, os índices foram utilizados para compor os procedimentos econométricos espaciais.

### 3.3 Considerações sobre Análise Fatorial por Componentes Principais

A análise fatorial é uma técnica multivariada que permite a união de variáveis que seguem um comportamento padrão em termos de correlação, a partir de um grupo original de variáveis escolhidas para compor o modelo. A junção de informações se dá por fatores ou componentes (HAIR Jr. et al., 2009).

Uma das formas de se obter tais fatores é a técnica multivariada de análise de componentes principais. Assim é possível unir as duas técnicas, gerando-se fatores não correlacionados de combinações lineares do grupo de variáveis inicialmente estipulado (FÁVERO, BELFIORE, 2017).

Anderson (2003) explica que a análise estatística multivariada se preocupa com os dados que consistem em conjuntos de medições em vários indivíduos ou objetos. Os dados obtidos para cada indivíduo integrante da amostra podem ser montados em um vetor coluna. O vetor é uma observação de uma população (formada por cada indivíduo que integra a amostra) ou distribuição multivariada. Quando o indivíduo é sorteado aleatoriamente, considera-se o vetor como um vetor aleatório com uma distribuição ou lei de probabilidade que descreve essa população. O conjunto de observações em todos os indivíduos em uma amostra constitui uma amostra de vetores, e o conjunto de vetores lado a lado compõe a matriz de observações. Os dados a serem analisados então são exibidos em uma matriz ou em várias matrizes.

Sendo assim, o Índice Geral de Degradação Ambiental ( $IGD_m$ ) da  $m$ -ésima Região Imediata pode ser dado, segundo Mingoti (2005), por:

$$IGD_m = \sum_{i=1}^p \left( \frac{\sigma^2 i}{\sum_{i=1}^p \sigma^2 i} \right) F_{im} \quad (1)$$

em que  $\sigma^2$  indica a variância explicada pelo fator  $i$ ;  $p$  é o número de fatores escolhidos;  $\sum_{i=1}^p \sigma^2 i$  é o somatório das variâncias explicadas de  $p$  e  $F_{im}$  é o escore fatorial da  $m$ -ésima Região Imediata do Brasil, do fator  $i$ . Para o Anderson (2003), um aspecto essencial da análise multivariada é a dependência entre as diferentes variáveis. A dependência entre duas variáveis pode envolver a covariância entre elas, ou seja, os produtos médios de seus desvios de suas respectivas médias. A covariância padronizada pelos respectivos desvios-padrão é a coeficiente de correlação e serve como uma medida do grau de dependência.

Os resultados são padronizados da seguinte forma:

$$IGD_m = \frac{IGD_m - IGD_{min}}{IGD_{max} - IGD_{min}} \quad (2)$$

em que os valores individuais de  $IGD_m$ , assim como os valores máximos e mínimos, são utilizados para ajuste dos resultados entre 0 a 1.

De acordo com Fávero e Belfiore (2017), os resultados obtidos podem ser avaliados por meio de testes de *Kaiser-Meyer-Olkin* (KMO) e do teste de esfericidade de *Bartlett*. O primeiro é obtido na forma:

$$KMO = \frac{\sum_{l=1}^k \sum_{c=1}^k \rho_{lc}^2}{\sum_{l=1}^k \sum_{c=1}^k \rho_{lc}^2 + \sum_{l=1}^k \sum_{c=1}^k \varphi_{lc}^2} \quad (3)$$

Valores de KMO entre 0,6 a 0,7 são considerados razoáveis. Quanto mais próximos de 1, melhor será a adequação global do modelo. O teste de *Bartlett*, é dado por:

$$X_{Bartlett}^2 = [(n-1) - \left( \frac{2k+5}{6} \right)] \ln|D| \quad (4)$$

em que os graus de liberdade são dados por  $\frac{k(k-1)}{2}$ , com representando o tamanho da amostra;  $k$  o número de variáveis;  $D$  o determinante da matriz de correlações  $\rho$ . Se o valor do teste for maior que o valor crítico, rejeita-se a hipótese de matriz identidade.

A partir dos resultados obtidos por meio das técnicas deste tópico e após resultados favoráveis em testes, segue-se para a próxima etapa, que apresenta o tratamento econométrico espacial utilizado.

### 3.4 Tratamento Econométrico Espacial

O procedimento econométrico espacial dado ao trabalho ocorreu pela utilização da Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE), em duas fases, por meio do uso da estatística  $I$  de Moran Global e  $I$  de Moran Local.

Para Câmara et al. (2004), o Índice  $I$  de Moran pode ser entendido como o valor de um coeficiente angular de uma regressão linear. Neste sentido, indicadores globais de autocorrelação espacial geram um número, considerando todos os dados de toda a região de estudo. Quando se pretende obter informações em determinados espaços sobre os maiores locais com destaques de dependência espacial, por exemplo, o uso de indicadores locais de autocorrelação espacial é útil, indicando resultados para áreas menores que permitam a identificação de *clusters*/agrupamentos.



O  $I$  de Moran Global, segundo Almeida (2012), é dado por:

$$I = \frac{n}{S_0} \frac{\sum_i \sum_j w_{ij} z_i z_j}{\sum_{i=1}^n z_i^2} \quad (5)$$

Ou matricialmente

$$I = \frac{n}{S_0} \frac{z' W z}{z' z} \quad (6)$$

em que  $n$  representa número de regiões;  $z$ , valores da variável de interesse padronizada;  $w_z$  denota a média das variáveis padronizadas nos vizinhos, através de uma matriz de ponderação espacial  $w$ ;  $w_{ij}$  é um elemento da matriz de ponderação espacial  $W$ , referente da região  $i$  e a região  $j$ .  $S_0$  é igual à operação  $\sum \sum w_{ij}$ , sendo esta o somatório dos elementos da matriz de pesos espaciais.

Anselin (1995), buscando capturar padrões locais de autocorrelação espacial “*Local Indicator of Spatial Association (LISA)*”, formulou uma decomposição do indicador global de autocorrelação em uma contribuição local de cada observação. O coeficiente  $I_i$  de Moran local para uma variável  $y$  padronizada na região  $i$ ,  $z_i$  pode se expresso como:

$$I_i = z_i \sum_{j=1}^J w_{ij} z_j \quad (7)$$

Na equação (7), um resultado positivo indica que locais com altos valores de variáveis são rodeados por locais com altos valores de variáveis; resultado negativo indica altos valores rodeados por baixos valores de variáveis. A permutação aleatória gera um *pseudo* p-valor para a hipótese nula de aleatoriedade espacial. Na equação (7), a permutação aleatória gera um *pseudo* p-valor para a hipótese nula da existência de *cluster* espacial (ALMEIDA, 2012). A escolha de estatísticas de tipo LISA, dá-se pelo fato de o índice considerar as variâncias e covariâncias considerando a diferença entre cada observação e a média de todas as observações, enquanto o índice *Geary* leva apenas em consideração a diferença entre as respectivas observações. Além disso, na literatura, o índice de Moran é, muitas vezes, preferido ao de *Geary*, devido à maior estabilidade geral, conforme apontado por Salima e Bellefon (2018).

A análise e a discussão dos resultados extraídos das técnicas informadas nesta seção são apresentadas a seguir, com a interpretação dos testes realizados em cada etapa.

## 4 ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Na presente seção, são apresentados os resultados obtidos com a pesquisa. Desta forma, a organização dos resultados está dividida em duas subseções, de modo que a primeira contempla o cálculo do índice geral de degradação (*IGD*) para as Regiões Imediatas brasileiras, enquanto a segunda conta com a análise exploratória dos dados espaciais.

### 4.1 Índice Geral de Degradação das Regiões Geográficas Imediatas Brasileiras

A verificação que precede a estimação dos fatores consiste nos resultados dos testes de KMO e de *Bartlett*, pois, assim, é possível verificar a adequabilidade da utilização da análise fatorial. O teste *Bartlett* mostrou-se significativo a 1%, com estatística  $t$  de 16.000, rejeitando a hipótese nula de que a matriz de correlação é uma matriz de identidade. O teste KMO, para análise de adequabilidade da amostra, apresentou valor de 0,8322, que é um resultado considerado ótimo, de acordo com Mingoti (2005). Desta forma, os testes indicaram que a amostra é passível de ser analisada pelas técnicas da análise fatorial.

Baseando-se na literatura acerca do tema (MINGOTI, 2005), é recomendada a utilização da regra de Kaiser, que seleciona somente fatores que possuem raízes características maiores que 1, porque aqueles que apresentam variância inferior a 1, contêm menos informações do que uma das variáveis originais; portanto, não valeria a pena a sua retenção. Com base nestes critérios de escolhas de fatores, tem-se para variáveis utilizadas 5 fatores, capazes de captar cerca de 73,88% da variância total dos dados. As raízes características de cada fator, com as suas variâncias, podem ser observadas na Tabela 1.

**Tabela 1** – Fatores extraídos por meio da análise fatorial e suas correspondentes variâncias para os dados

Fatores	Raízes características	Variância Explicada (%)	Variância Acumulada (%)
Fator 1	7,03852	37,04	37,04
Fator 2	3,02877	15,94	52,99
Fator 3	1,65498	8,71	61,70
Fator 4	1,27289	6,70	68,40
Fator 5	1,04251	5,49	73,88
Fator 6	0,76761	4,04	77,92

Fonte: Elaborado pelos autores, a partir dos resultados da pesquisa.

Recorreu-se à técnica de rotação ortogonal *varimax* para tornar o resultado empírico encontrado mais facilmente interpretável. Essa técnica é mais comumente utilizada, dentre os métodos ortogonais, tendo em vista que procura minimizar o número de variáveis que apresentam altas cargas em cada fator. Diante disso, o principal objetivo da utilização da rotação dos fatores é tornar o resultado empírico encontrado mais facilmente interpretável, conservando as suas propriedades estatísticas. Sendo assim, foi possível encontrar os coeficientes de correlação entre as variáveis, os fatores e entre as comunalidade de cada variável. Ao fazer a seleção das cargas fatoriais, o

ideal é selecionar cargas superiores a 0,5 em valores absolutos, conforme apontado pela literatura especializada (HAIR JR, et al., 2009). Assim, os valores das cargas fatoriais, bem como os respectivos fatores gerados estão apresentados na Tabela 2.

**Tabela 2** – Cargas fatoriais e comunalidades após a rotação VARIMAX

Variáveis	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5	Comunalidade
x1	-0,2860	0,0425	-0,5080	0,2734	-0,2886	0,4997
x2	0,0352	-0,6406	-0,1487	0,2085	-0,1189	0,4913
x3	0,1024	0,9316	-0,1805	0,0075	-0,0059	0,9111
x4	0,9195	-0,0103	0,2094	-0,0631	-0,1746	0,9239
x5	0,6556	0,1083	0,5257	-0,1816	-0,0197	0,7512
x6	0,8387	0,0617	-0,0362	0,0171	0,4619	0,9222
x7	0,9127	0,0065	0,2302	-0,0632	-0,1758	0,9210
x8	0,8381	0,0604	-0,0367	0,0177	0,4623	0,9215
x9	0,0553	0,9340	-0,2074	0,0213	-0,0105	0,9190
x10	0,2979	0,2488	0,1353	-0,1413	0,6459	0,6062
x11	0,0080	0,0249	0,3148	0,7059	-0,2537	0,6625
x12	-0,1209	-0,1486	-0,1875	0,7432	0,0928	0,6329

Variáveis	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5	Comunalidade
x13	0,7902	0,1010	0,0523	-0,1010	0,1254	0,6634
x14	0,8073	-0,0530	0,1515	-0,0929	0,1082	0,6979
x15	-0,2905	0,6051	0,2104	0,2401	0,3715	0,6905
x16	0,2005	0,0193	0,6745	0,1519	0,0039	0,5186
x17	-0,3688	-0,6437	-0,3426	0,1466	-0,0851	0,6964

Fonte: Elaborado pelos autores, a partir de resultados da pesquisa.

A partir dos resultados obtidos nas tabelas 1 e 2, nota-se que o Fator 1 representa 37,04% da variância total dos dados. Sendo relacionado com as variáveis, número de estabelecimentos com uso de adubos (x4), número de estabelecimentos que aplicam corretivos (x5), número de estabelecimentos que utilizam agrotóxicos (x6), valor das despesas com adubação total e valor das despesas com corretivos (x7), valor das despesas com agrotóxico total (x8), número de colheitadeiras (x13) e número de tratores (x14). Isso significa que elementos relacionados ao grau de investimento e modernização agrícola estão correlacionados de tal forma que podem ser resumidos em um fator que contribui com quase 40% da variância total, indicando o peso dessas variáveis sobre a degradação ambiental, através de práticas exaustivas de agricultura intensiva.

O segundo fator extraído apresentou relação com as variáveis áreas com pastagens degradadas dos estabelecimentos (x2), número de estabelecimentos com controle de pragas e doenças (x3), valor das despesas com medicamentos veterinários (x9), efetivo bovino em relação às pastagens naturais e plantadas (x15) e número de estabelecimentos agropecuários que não fazem uso de agricultura orgânica (x17). Este fator explica cerca de 16% da variância do índice, seus componentes ligados ao grau de utilização de agrotóxicos e medicamentos veterinários na propriedade; revela que um manejo pecuário que não prioriza o cuidado ambiental, mas aglomera o efetivo bovino em pastagens degradadas, tende a ter prejuízos na saúde animal e no controle de pragas e doenças, conforme visto pelos valores na tabela 2.

O Fator 3, no que lhe concerne, está relacionado com as variáveis áreas com pastagens degradadas dos estabelecimentos (x1), número de estabelecimentos que aplicam corretivos (x5) e número de estabelecimentos agropecuários que não utilizaram sistema de preparo do solo (x16). Dessa forma, este fator está relacionado com a forma de uso e manejo do solo e contribui com quase 9% de variância explicada.

O quarto fator relaciona-se com as variáveis referentes ao número de estabelecimentos com nascentes não protegidas por matas (x11) e ao número de estabelecimentos com rios ou riachos não protegidos por matas (x12). Portanto, o quarto fator está relacionado com o grau de desmatamento das nascentes e encostas de riachos. O quinto e último fator analisado apresentou relação apenas com a variável que compõe o valor das despesas com combustível (x10). Sendo assim, esse fator está relacionado com as despesas com combustíveis de máquinas e equipamentos agrícolas.

Após a obtenção dos *escores* fatoriais, foi construído o índice de degradação ambiental para as Regiões Imediatas do Brasil. O índice pode variar entre 0 e 1, de modo que, quanto mais próximo de 1, maior a incidência de degradação ambiental naquela determinada localidade. As Regiões Imediatas que apresentaram os melhores índices, com uma baixa degradação ambiental, localizam-se nas regiões Norte e Nordeste, sendo que São Gabriel da Cachoeira (AM) tem um índice de cerca de 0,199; Camocim (CE), cerca de 0,264, e Cametá (PA), 0,286. Já os piores índices, com alta degradação ambiental, encontram-se na região Sul do país, sendo que Ituporanga (SC) tem índice 0,832; Tapejara-Sananduva (RS), cerca de 0,825, e Carazinho, 0,823 (RS) (conforme quadro 2).

**Quadro 2** – Maiores e Menores Indicadores Calculados

Região Imediata	Estado	IGD
<b>Melhores indicadores</b>		
São Gabriel da Cachoeira	Amazonas	0,1987
Camocim	Ceará	0,2635
Cametá	Pará	0,2864
Breves	Pará	0,2902
Simplicio Mendes	Piauí	0,2953
<b>Piores indicadores</b>		
Ituporanga	Santa Catarina	0,8321
Tapejara-Sananduva	Rio Grande do Sul	0,8246
Carazinho	Rio Grande do Sul	0,8231
Ijuí	Rio Grande do Sul	0,8220
Marau	Rio Grande do Sul	0,8199

Fonte: Resultados da pesquisa.

dado que algumas regiões são mais intensivas na atividade agropecuária que outras. Para verificar este efeito, é preciso analisar a forma como o IGD se distribui no espaço, conforme a subseção a seguir.

## 4.2 Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE)

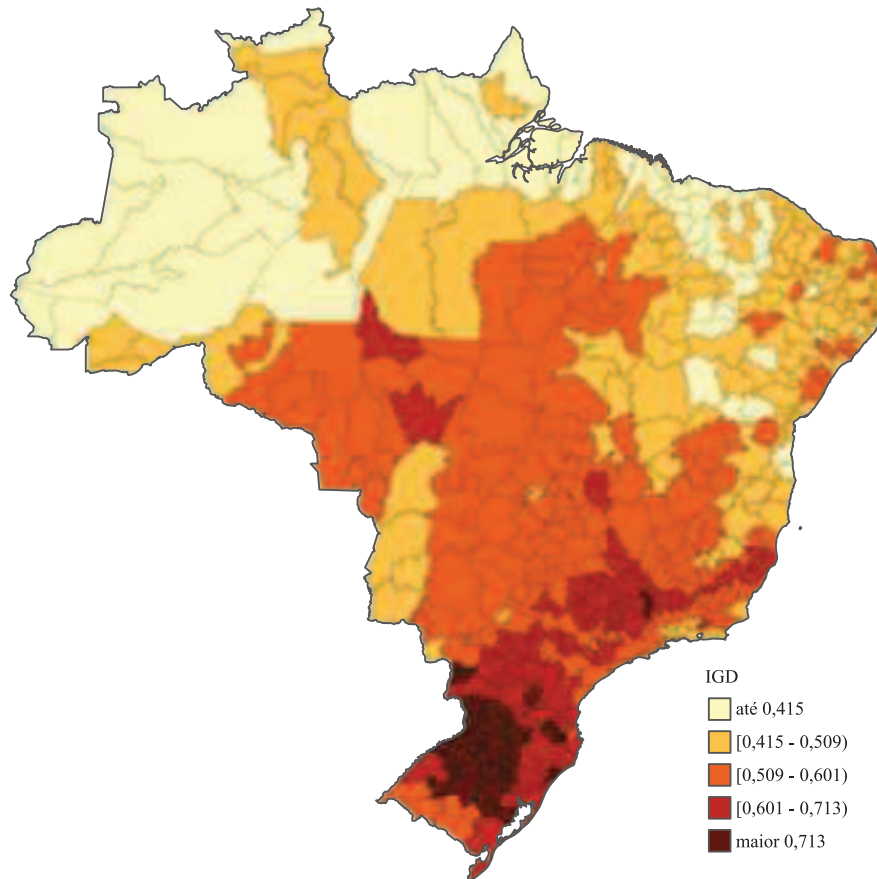
Antes de avançar para a análise espacial, pode-se verificar que, de fato, a distribuição espacial da degradação nas regiões imediatas não se dá de forma homogênea. Na Figura 1, verifica-se a distribuição do índice geral de degradação. Desta forma, as áreas foram coloridas de acordo com os valores apresentados neste índice, sendo a cor mais clara referente às Regiões Geográficas Imediatas com menores IGD, enquanto as tonalidades mais escuras representam as Regiões Geográficas Imediatas com os índices de degradação mais altos.

A distribuição espacial do índice, observada na Figura 1, permite a verificação de uma maior concentração da degradação ambiental nas regiões Imediatas localizadas, sobretudo, nas regiões Sul, Sudeste e Centro-Oeste. Esses resultados corroboram o estudo de Pellenz e Puchale (2018), em que as autoras verificaram elevada incidência de degradação ambiental no Rio Grande do Sul, em especial, nos municípios Canguçu e Porto Alegre.

Parte da concentração do índice nas regiões citadas encontra respaldo ao se analisar a intensiva produção agropecuária em grande parte dessas localizações. No caso da região Sul, por exemplo, destaca-se a produção intensiva de fumo, em especial, na parte Centro-Sul desta região, conforme destacam Vargas e Oliveira (2012). Ademais, a região é marcada ainda pela alta produção de arroz e cultivo da pecuária (SILVEIRA et al., 2017; SOUZA et al., 2019).

De acordo com Teixeira (2005), os danos ambientais ocorrem com maior proporção naquelas regiões em que o grau de modernização agrícola é maior. Sendo assim, de acordo com o autor, a região Sul e a região Sudeste são as que apresentam maior grau de modernização agrícola e uso de fertilizantes e produtos químicos, além disso, essas regiões recebem mais investimentos em crédito agrícola que as demais regiões. O autor salienta que a modernização agrícola, apesar de ter sido de grande importância para o aumento da produtividade desse setor, do ponto de vista ambiental, não obteve o mesmo êxito. A utilização de insumos e equipamentos agrícolas aumentou os impactos ambientais no meio rural, aumentando o desmatamento e o uso de produtos nocivos ao meio ambiente (como agrotóxicos, pesticidas etc.) (TEIXEIRA, 2005).

Diante disso, à medida que a agricultura pode se comportar como um elemento catalisador da degradação ambiental, é possível argumentar que talvez a distribuição espacial da degradação não se dê de forma homogênea,

**Figura 1** – Degradação Ambiental

Fonte: Elaborado pelos autores, a partir de resultados da pesquisa.

A distribuição do índice no espaço entre as diferentes Regiões Geográficas Imediatas vai ao encontro, ainda, do estudo feito por Cunha et al. (2008), em que o autor encontrou altos níveis de degradação ambiental em parte do Noroeste de Minas Gerais, no sul de Goiás e em parte do sudeste de Mato Grosso. Ademais, os baixos índices de degradação se encontraram, sobretudo, no Tocantins, no Piauí e no Maranhão. Desta forma, os resultados do presente trabalho corroboram também esta parte da análise, visto que os menores índices se localizam, em sua maioria, nas Regiões Geográficas Imediatas presentes nas regiões Norte e Nordeste do país.

#### 4.2.1 Índice I de Moran Global

Com a finalidade de analisar a correlação espacial, calculou-se o *I* de Moran global univariado, usando as convenções de matriz de contiguidade do tipo rainha (*queen contiguity*), a qual, na visualização do mapa, considera as fronteiras com extensão diferente de zero e os vértices como contíguos (ALMEIDA, 2012). Diante dos resultados obtidos, pelo teste de autocorrelação *I* de Moran, que apresentou estatística de 0,851, e teste *Pseudo-T*, que apresentou estatística de 0,0010, rejeitando a hipótese nula, é possível afirmar que o IGD é correlacionado espacialmente entre as regiões Imediatas brasileiras.

Após o cálculo do *I* de Moran global, podem-se adotar técnicas para que o padrão de distribuição espacial seja mais facilmente notado. Segundo Almeida (2012), por mais que os padrões globais possam corresponder aos padrões locais, não é garantido que isso aconteça. Assim, como as estatísticas de autocorrelação global não possuem capacidade suficiente para se confirmar a presença de autocorrelação local, faz-se necessário o cálculo do *I* de Moran Local.

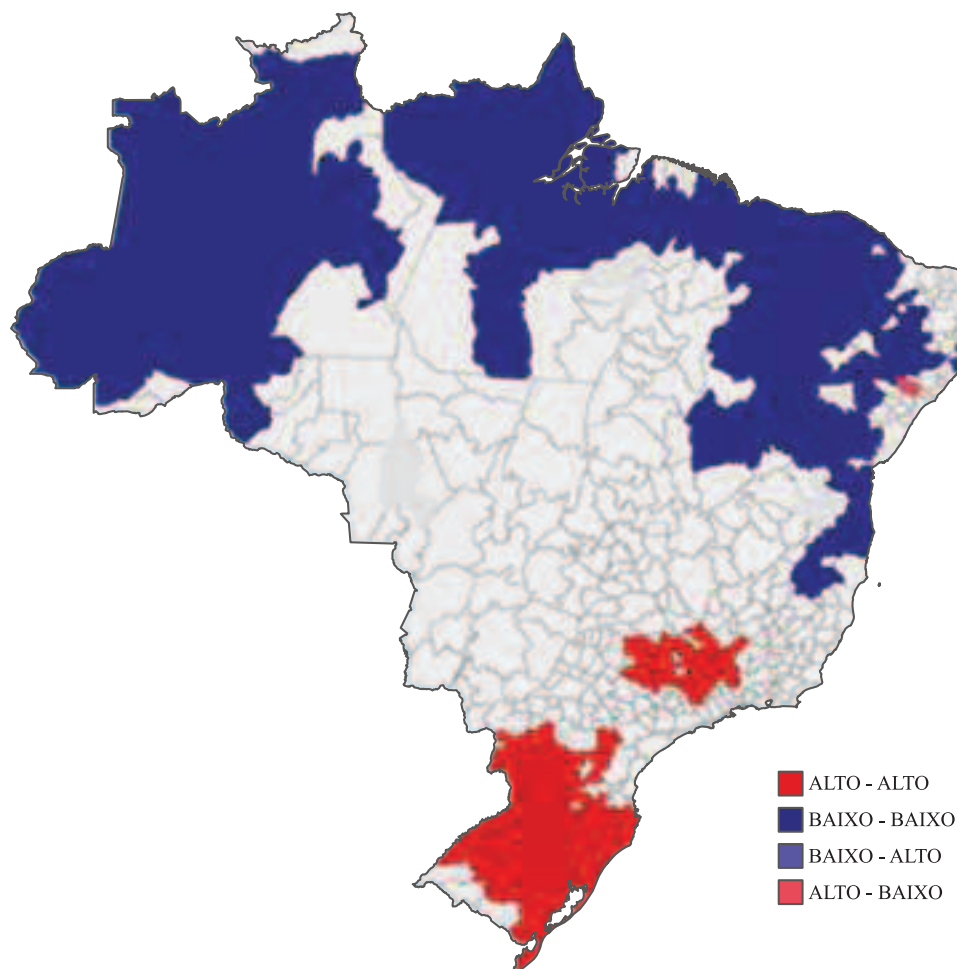


### 4.2.2 Índice I de Moran Local

O I de Moran Local pode capturar os padrões locais de associação espacial. Para tal, é feita uma decomposição em quatro diferentes quadrantes do indicador global de autocorrelação na contribuição local das observações, os quais são interpretados como: quadrante 1, valores positivos, médias positivas ou alto-alto; quadrante 2, valores negativos, médias negativas ou baixo-baixo, isto é, o município com o valor atribuído considerado está cercado de municípios com valor similar; quadrante 3, valores positivos, médias negativas ou alto-baixo; quadrante 4, valores negativos, médias positivas ou baixo-alto, indicam associação espacial negativa, de forma que os municípios vizinhos apresentam valores distintos (CAMPOS et al., 2013). Assim, após a decomposição, os padrões locais estatisticamente significativos são combinados com informações do diagrama de dispersão, possibilitando analisar a existência de formação de *clusters* espaciais da degradação ambiental entre as Regiões Imediatas do Brasil.

Os *clusters* podem ser formados a partir de quatro tipos de padrões diferentes: alto-alto, baixo-baixo, alto-baixo e baixo-alto. As aglomerações do tipo alto-alto indicam que, por exemplo, Regiões Imediatas com alta incidência de degradação ambiental estão próximas de outras Regiões Imediatas com alta degradação. O contrário ocorre nos casos de padrões baixo-baixo, em que Regiões Imediatas com baixa degradação ambiental estão também próximas de Regiões Imediatas que apresentam pouca incidência do fenômeno. Já os padrões alto-baixo e baixo-alto indicam que Regiões Imediatas com alta degradação estão aproximadas de outras Regiões Imediatas com baixa degradação, e vice-versa. Na Figura 2, é possível observar a formação de *clusters* a partir do índice construído na pesquisa.

**Figura 2** – Análise espacial do Índice I de Moran



Fonte: Elaborado pelos autores, a partir de resultados da pesquisa.

No mapa acima apresentado, conforme pode ser observado, obteve-se a formação de três diferentes padrões de *clusters*. A tonalidade azul representa os *clusters* do tipo baixo-baixo, enquanto a tonalidade vermelha demarca os *clusters* tipo alto-alto. Já o padrão alto-baixo, observado em menor quantidade, é caracterizado pela tonalidade rosa.

Os *clusters* do tipo baixo-baixo caracterizam as Regiões Geográficas Imediatas com baixa degradação ambiental que se localizam próximas de outras Regiões Geográficas Imediatas com baixa degradação, conforme anteriormente mencionado. As localidades que compõem esses *clusters* são contabilizadas ao total em 116 regiões geográficas imediatas que estão, em sua grande maioria, concentradas nas regiões Norte e Nordeste do país. É importante salientar que essas regiões, além de serem menos intensivas em produção agropecuária, comparadas às outras do Brasil, também apresentam baixa participação no setor industrial.

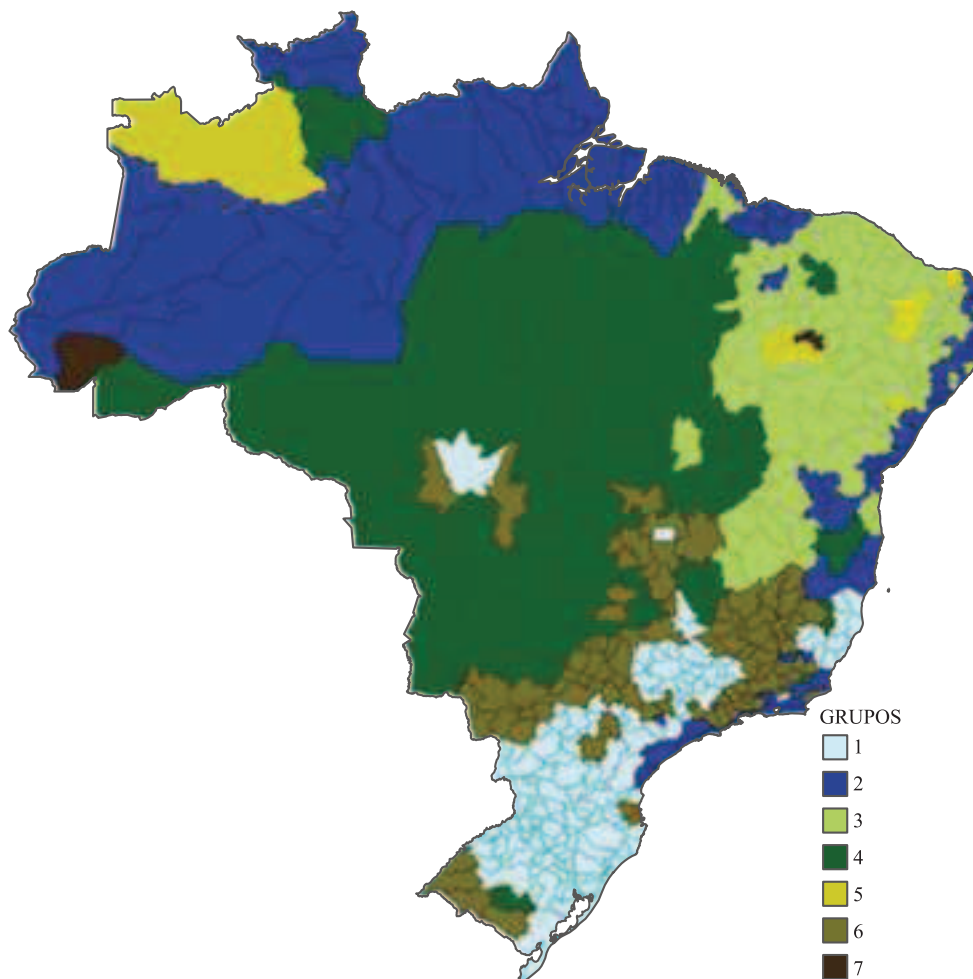
Enquanto isso, as Regiões Geográficas Imediatas que compuseram os *clusters* do tipo alto-alto concentraram 89 regiões geográficas imediatas, em sua grande parte distribuídas na região Sul do país e outra parte na região Sudeste. Grande parte disso é resultado do processo de incentivos à modernização na produção agrícola nessas regiões, em especial àquela destinada à exportação, gerando grandes impactos ambientais, em virtude do uso de agrotóxicos, de acordo com Teixeira (2005). Além disso, a região Sudeste ainda conta com maior incidência de industrialização, se comparada às outras regiões. Já o padrão alto-baixo foi caracterizado por somente uma Região Imediata, sendo ela a Nossa Senhora da Glória, localizada no estado de Sergipe, na região Nordeste do Brasil, demarcada por menor presença das atividades agropecuária e industrial.

Uma vez que a matriz de correlação e as estatísticas permitiram aplicação da análise fatorial, pode-se ainda analisar o agrupamento das Regiões Geográficas Imediatas. A análise de *clusters* usou como critérios de escolha do número de grupos os testes como *Pseudo-T*, o qual descreve a proporção da variação entre o *cluster* e a variação dentro do *cluster*. De acordo com esse teste, um valor grande indica a existência de um *cluster* unido e separado dos demais (CALINSKI; HARA-BASZ, 1974). E o teste de *Duda-Hart*, no qual a hipótese é a de que não há formação de *cluster*, se o valor for menor que um valor crítico específico (DUDA; HART 1973). Ambos os testes apontaram para um total de 7 grupos.

A análise cartográfica é recorrida para mostrar como se dá a distribuição dos sete grupos na análise de *cluster* empregada (Ver figura 3). Sendo assim, na composição do grupo 1, constam 131 regiões geográficas imediatas, com distribuição, em sua maioria, sobre a região Sul do país. O segundo grupo composto por mais regiões foi o grupo 3, contabilizando o total de 100 regiões geográficas imediatas, com maior concentração sobre a região Nordeste do Brasil. O terceiro grupo com maior quantidade de regiões é o grupo 6, com um total de 94 regiões geográficas imediatas, espalhadas de forma descontínua sobre o território brasileiro. Em seguida, têm-se o grupo 2, com um total de 89 regiões geográficas imediatas, em sua grande maioria, localizada no Norte do país e litorais do Nordeste e do centro do país.

Embora o grupo 4 tenha ficado em quinto lugar, comparado àqueles que têm maior número de regiões, sendo composto por 84 regiões geográficas imediatas, teve maior cobertura territorial, com grande parte de sua localização na região Centro-Oeste do Brasil. Já para os demais grupos não se teve uma distribuição homogênea. Os grupos 5 e 7 concentraram 10 e 2 regiões geográficas imediatas, respectivamente.

**Figura 3** – Análise cartográfica dos agrupamentos



Fonte: Elaborado pelos autores, a partir de resultados da pesquisa.

## 5 CONCLUSÃO

O objetivo deste estudo foi analisar o grau de degradação ambiental das Regiões Geográficas Imediatas do Brasil. Para isso, construiu-se um Índice Geral de Degradação Ambiental (IGD), utilizando o método da análise fatorial, para as 510 Regiões Geográficas Imediatas do Brasil, anteriormente classificadas como microrregiões. A partir disso, foi possível identificar, utilizando as dezessete variáveis propostas no estudo, as intensas diferenças entre as Regiões Geográficas Imediatas do Brasil, bem como classificá-las quanto ao seu grau de degradação ambiental.

Os resultados apontaram que as Regiões Imediatas que apresentaram os melhores índices, com baixa degradação ambiental, foram São Gabriel da Cachoeira (AM), com 0,199; Camocim (CE), com 0,264, e Cametá (PA), com 0,286. Quanto aos piores índices, com alta degradação ambiental, os resultados apontaram que estes pertencem a Ituporanga (SC), com 0,832; Tapejara-Sananduva (RS), com 0,825, e Carazinho (RS), com 0,823. Ao analisar a distribuição espacial do índice, foi possível verificar que ocorre uma maior concentração da degradação ambiental nas regiões Geográficas Imediatas localizadas, sobretudo, nas regiões Sul, Sudeste e Centro-Oeste, enquanto nas regiões Norte e Nordeste os indícios de degradação ambiental tendem a ser menores.

Dessa forma, a partir deste trabalho, foi possível perceber quais as Regiões Imediatas que apresentam problemas de degradação ambiental, sugerindo a adoção de estratégias mais eficazes, por parte do poder público ou da iniciativa privada, no sentido de preservar o meio ambiente, diminuir

os danos causados pela degradação ou reverter parte desta destruição, com vistas a preservar a fauna e a flora diversificada do Brasil.

Por fim, destaca-se que, diante da complexidade do tema do presente trabalho, sugerem-se novas pesquisas com vistas a aprofundar o tema degradação ambiental, seja pelo aumento do número de variáveis de análise abrangendo a atividade industrial, seja pela análise em níveis regional, estadual e municipal.

## REFERÊNCIAS

- ALMEIDA, E. **Econometria espacial**. Campinas: Alínea, 2012.
- ANDERSON, T. W. **An introduction to multivariate statistical analysis**. 3 ed. New York: John Wiley Sons, 2003.
- ANSELIN, L. Local Indicators of Spatial Association – LISA. **Geographical Analysis**, v. 27, n. 2, p. 93-115, 1995.
- BRAGA, T. M. et al. Índices de sustentabilidade municipal: o desafio de mensurar. **Nova Economia**, v. 14, n. 3, p. 11-33, 2004.
- BRASIL. **Política Nacional do Meio Ambiente**. Disponível em: <<http://www.planalto.gov.br/CCIVIL/LEIS/L6938.HTM>>. Acesso em: 18 abr. 2020.
- CÂMARA, G. et al. **Análise espacial de áreas**. In: Druck, S.; Carvalho, M.S.; Câmara, G.; Monteiro, A.V.M. (eds). **Análise Espacial de Dados Geográficos**. Brasília, EMBRAPA, 2004.
- CAMPOS, A. C. P.; et. al. Identificação da Existência de Padrão Espacial Aleatório na Distribuição dos Pacientes Portadores de Deficiência Física Decorrente de Doença Genética da AACD de Pernambuco. **Revista Brasileira Biomedicina**, São Paulo, v. 31, n. 4, p. 598-616, 2013.
- CAMPOS, S. A. C.; et al. Degradação ambiental agropecuária no bioma caatinga. **Revista Econômica do Nordeste**, v. 46, n. 3, p. 155-170, 2015.
- CALINSKI, R. B.; HARABASZ, J. A dendrite method for cluster analysis. **Communications in Statistics**, 3, 1-27, 1974.
- CUNHA, N. R. S. et al. A intensidade da exploração agropecuária como indicador da degradação ambiental na região dos Cerrados, Brasil. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, v. 46, n. 2, p. 291-323, 2008.
- DUDA, R. O; HART, P. E. **Pattern classification and scene analysis**. New York: Wiley, 1973.
- FÁVERO, L. P.; BELFIORE, P. **Manual de análise de dados**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2017.
- FERREIRA, M. A.; SANTOS, E. C.; LIMA, J. E. Índice de avaliação ambiental: uma análise a partir de modelos estatísticos multivariados. **Revista Iberoamericana de Economia Ecológica**, v. 26, p. 177-190, 2016.
- FERNANDES, E. A.; CUNHA, N. R. S.; SILVA, R. G. Degradação ambiental no estado de Minas Gerais. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, v. 43, n. 1, p. 179-198, 2005.
- FRENCH, N.; ERICKSON T.; THELEN, B.; SHUCHMAN, R. **The Environmental Quality Index Approach**. Ann Arbor, Michigan: Michigan Tech Research Institute, 2008. Disponível em: <[http://www.mtri.org/assets/EQI\\_Concepts\\_Final.pdf](http://www.mtri.org/assets/EQI_Concepts_Final.pdf)>. Acesso em: 18 abr. 2020.

FONSECA, J.; DILLI, C. A.; APRATO, L. D. V. F. B. PRODUÇÃO ORIZICOLA NA REGIÃO SUDOESTE DO RIO GRANDE DO SUL. In: SALÃO INTERNACIONAL DE ENSINO, PESQUISA E EXTENSÃO, **Anais...** v. 8, n. 1. 2016.

HAIR Jr., J. F. et al. **Análise multivariada de dados**. São Paulo: Bookman Editora, 2009.

IBGE – INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Censo Agropecuário**. Disponível em: <<https://sidra.ibge.gov.br/pesquisa/censo-agropecuario/censo-agropecuario-2017>>. Acesso em: 09 mai. 2020.

IBGE – INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Microrregiões Geográficas**. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/geociencias/cartas-e-mapas/15778-divisoes-regionais-do-brasil.html?edicao=15905&t=sobre>>. Acesso em: 09 mai. 2020.

LEITE, S. P.; SILVA, C. R.; HENRIQUES, L. C. Impactos ambientais ocasionados pela agropecuária no Complexo Aluizio Campos. **Revista Brasileira de Informações Científicas**, v. 2, n. 2, p. 59-64, 2011.

LEMOS, J.J.S. Níveis de Degradação no Nordeste Brasileiro. **Revista Econômica do Nordeste**, Fortaleza, v. 32, n. 3, p. 406-429, 2001.

LIRA, W. S.; CÂNDIDO, G. A. Análise dos modelos de indicadores no contexto do desenvolvimento sustentável. **Perspectivas Contemporâneas**, v. 3, n. 1, p. 31-45, 2008.

MARTINEZ, R. Q. **Indicadores de sustentabilidade: avanços e desafios para a América Latina**. In: ROMEIRO, A. R. (org.). Avaliação e contabilização de impactos ambientais. São Paulo: Editora da Unicamp, 2004.

MESSER, L.; JAGAI, J.; RAPPAZZO, K.; LOBDELL, D. Construction of an environmental quality index for public health research. **Environmental Health**, v. 13, n. 1, 2014.

MINGOTI, S. A. **Análise de dados através de métodos de estatística multivariada: uma abordagem aplicada**. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2005.

OECD – ORGANISATION FOR ECONOMIC CO-OPERATION AND DEVELOPMENT. **Environmental Indicators: Development, measurement and use, 2003**. Disponível em: <<https://www.oecd.org/env/indicators-modelling-outlooks/24993546.pdf>>. Acesso em: 18 abr. 2020.

PAIS, P. S. M.; SILVA, F. de F.; FERREIRA, D. M. Degradação ambiental no Estado da Bahia: uma aplicação da análise multivariada. **Revista Geonordeste**, v. 23, n. 1, p. 1-21, 2012.

PRABHU, R.; COLFER, C. J. P.; DUDLEY, R. G. **Guidelines for developing, testing and selecting criteria and indicators for sustainable forest management**. Center for International Forestry Research – Toolbox Series, Jakarta, n. 1, 1999.

PELLENZ, J.; PUCHALE, C. L. Qualidade Ambiental e seus Condicionantes: uma análise multivariada para os municípios do Rio Grande do Sul. **Revista Estudios Económicos**, n. 71, p. 5-24, 2018.

PINTO, N. G. M.; CORONEL, D. A. Análise da Degradação Ambiental nos Municípios e Mesorregiões do Estado do Paraná. **Revista Paranaense de Desenvolvimento**, v. 35, 0. 191-206, 2014.

PINTO, N. G. M.; LOPES, M. M.; CORONEL, D. A. Degradação Ambiental nos Municípios do Rio Grande do Sul e Relação com os Fatores de Desenvolvimento Rural. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, v. 53, p. 271-288, 2015.



SALIMA, B. A.; BELLEFON, M. D. **Spatial autocorrelation indices. Handbook of Spatial Analysis: Theory Application with R**, p. 51-68, 2018.

SHAFIK, N. Economic development and environmental quality: an econometric analysis. **Oxford economic papers**, p. 757-773, 1994.

SHAHBAZ, M.; BALSALOBRE, D.; SHAHZAD, S. J. H. The influencing factors of CO<sub>2</sub> emissions and the role of biomass energy consumption: statistical experience from G-7 countries. **Environmental Modeling & Assessment**, v. 24, n. 2, p. 143-161, 2019.

STIGTER, T. Y.; RIBEIRO, L.; DILL, A. M. M. C. Application of a groundwater quality index as an assessment and communication tool in agro-environmental policies—Two Portuguese case studies. **Journal of Hydrology**, v. 327, n. 3-4, p. 578-591, 2006.

SHIELDS, D. J.; SOLAR, S. V.; MARTIN, W. E. The role of values and objectives in communicating indicators of sustainability. **Ecological Indicator**, v. 2, n. 1-2, p. 149-160, 2002.

SOUZA, D. C, et al. Determinação de área mínima para aquisição de colhedora para a colheita do arroz irrigado na fronteira oeste do Rio Grande do Sul. **Tecno-Lógica**, v. 24, n. 2, p. 208-214, 2020.

SILVEIRA, V. C. P.; GONZÁLEZ, J. A.; FONSECA, E. L. Land use changes after the period commodities rising price in the Rio Grande do Sul State, Brazil. **Ciência Rural**, v. 47, n. 4, 2017.

TEIXEIRA, J. C. Modernização da agricultura no Brasil: impactos econômicos, sociais e ambientais. **Revista Eletrônica da Associação dos Geógrafos Brasileiros**, v. 1, n. 2, p. 21-42, set. 2005.

VARGAS, M. A.; OLIVEIRA, B. F. Estratégias de diversificação em áreas de cultivo de tabaco no Vale do Rio Pardo: uma análise comparativa. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, v. 50, n. 1, p. 157-174, 2012.