

Degradação ambiental no Centro-Oeste brasileiro: desenvolvimento de um índice e identificação de clusters espaciais

Environmental Degradation in the Brazilian Midwest: Development of an Index and Identification of Spatial Clusters

Autor(es): Regina Ávila Santos

Filiação: Universidade de São Paulo - USP

E-mail: avs.regina@gmail.com

Autor(es): Fernanda Cigainski Lisbinski

Filiação: Universidade de São Paulo - USP

E-mail: lisbinskif@gmail.com

Grupo de Trabalho (GT): GT04. Questão ambiental, agroecologia e sustentabilidade

Resumo

A intensificação da agropecuária no Centro-Oeste brasileiro, reconhecido como a principal região produtora de grãos do país, impulsionada pelas demandas do mercado global, tem gerado impactos ambientais significativos na região. Essa expansão agrícola e pecuária resulta da conversão de vastas áreas naturais em terras agrícolas, levando à perda de vegetação nativa e ao aumento do uso de produtos químicos na produção, especialmente devido às características dos solos pobres do cerrado. Neste contexto, este estudo visa construir um índice de degradação ambiental (IDA) para as Regiões Geográficas Imediatas (RGIs) do Centro-Oeste, a fim de identificar a extensão da degradação ambiental e como ela está distribuída na região. Entre os resultados obtidos, observou-se que regiões com maior intensidade de atividades agropecuárias, especialmente voltadas para “commodities” como soja, milho, algodão e pecuária, apresentaram índices mais elevados de degradação ambiental. Por outro lado, áreas com práticas mais sustentáveis, como o Pantanal Sul Mato-Grossense, exibiram índices mais baixos de degradação. Diante desse cenário, o estudo enfatiza a urgência do monitoramento da situação ambiental na região e a necessidade de implementação de políticas públicas direcionadas para áreas mais críticas, visando conciliar a produção agropecuária com a preservação ambiental.

Palavras-chave: política públicas, produção da agropecuária; cerrado; desenvolvimento sustentável.

Abstract

The intensification of agriculture in the Brazilian Midwest, recognized as the country's main grain-producing region, driven by global market demands, has generated significant environmental impacts. This agricultural and livestock expansion results from converting vast natural areas into farmland, leading to the loss of native vegetation and increased use of chemicals in production, particularly due to the characteristics of the poor soils of the savanna. In this context, this study aims to construct an Environmental Degradation Index (EDI) for the Immediate Geographical Regions of the Midwest (GRM), to identify the extent and distribution of environmental degradation in the region. Among the results obtained, it was observed that regions with higher intensity of agricultural activities, especially those focused on commodities such as soybeans, corn, cotton, and livestock, exhibited higher levels of environmental degradation. On the other hand, areas with more sustainable practices, such as the South Pantanal of Mato Grosso, showed lower levels of degradation. Considering this scenario, the study emphasizes the urgent need for constant monitoring of the environmental situation in the region and the implementation of targeted public policies for more critical areas, aiming to reconcile agricultural production with environmental preservation.

Keywords: public policies; agricultural and livestock production; savanna; sustainable development.

Classificação JEL: Q01; Q56; R11; Q01.

1. Introdução

As premissas sobre a natureza humana, que influenciam as políticas públicas, determinam as opções disponíveis para os indivíduos e as consequências tanto para si próprio quanto para a comunidade (Karneman, 2012). Em certas circunstâncias, essas escolhas individuais resultam em efeitos secundários negativos ou positivos na sociedade e no meio ambiente, afetando a utilidade de outros membros da sociedade sem a devida compensação por esses impactos, o que constitui uma externalidade (Krugman & Wells, 2015).

Com o intuito de avaliar o impacto das decisões humanas sobre a sociedade mediante a exploração intensiva de seus recursos naturais, a literatura especializada tem buscado, por meio de métodos multivariados, desenvolver índices que apontem o grau de degradação ambiental resultante não apenas de uma única externalidade, mas da conjunção de várias delas, como: a degradação de pastagens; o desmatamento das margens dos rios; o uso indiscriminado do solo e a poluição das águas (Braga et al., 2004; Pereira, Sauer e Fagundes, 2016; Pellez e Puchale, 2018; Linsbinski, et. al., 2021).

Neste sentido, a exploração agropecuária desempenha um papel central na degradação ambiental do Brasil, comprometendo não apenas a biodiversidade, mas também a segurança alimentar. O Cerrado, bioma que cobre 20% da área total da região Centro-Oeste (CO), com seu solo naturalmente pobre em nutrientes e clima sazonal, está particularmente suscetível a esses impactos, que são exacerbados pelo uso intensivo de tecnologias agrícolas, como: mecanização; fertilizantes e pesticidas (Cunha, 2008).

A expansão da agricultura e da pecuária tem sido impulsionada pela conversão de vastas áreas naturais em terras agrícolas, sobretudo da região Centro-Oeste. Conhecida como o celeiro de grãos do Brasil, na região observa-se uma perda de vegetação nativa e no aumento do uso de produtos químicos na produção. Esse processo é acompanhado pelo crescimento desordenado das áreas urbanas, alimentado ainda mais pela expansão da fronteira agrícola e causando danos socioambientais significativos.

As práticas de produção de grãos no Brasil que levam à degradação incluem: a implementação inadequada de práticas de conservação do solo e da água, a agricultura em contorno; e os terraços agrícolas por meio do uso contínuo da aragem para a produção de grãos (Telles et.al., 2019; Silva et. al., 2022). O método de lavoura convencional, usado na produção de grãos, diminui o estoque de carbono orgânico do solo (Brazão, et. al., 2022). Em algumas áreas, os agricultores não possuem um entendimento adequado dos princípios da agricultura de conservação, o que leva aos baixos níveis de diversificação de culturas e à perturbação contínua do solo por meio de cinzelamento (Alves, et. al., 2023). Além disso, a conversão da vegetação natural em terras agrícolas para o cultivo de grãos aumenta o risco de degradação da terra pela erosão do solo (De Moraes Sá et. al., 2013).

Os indicadores desempenham um papel fundamental na representação objetiva, racional e lógica de uma realidade específica ao longo do tempo ou para um período específico. Eles não apenas esclarecendo critérios operacionais, mas também possibilitando a visualização do impacto das externalidades e das oportunidades para políticas de mitigação e desenvolvimento sustentável. Além disso, permitem a análise e a formulação de políticas em diferentes etapas, desde a concepção até a avaliação dos resultados alcançados. (Belloni, Magalhães e Sousa, 2007, Pereira, Sauer e Fagundes, 2016).

Logo, ao reconhecer as disparidades regionais e as diversas práticas agrícolas e pecuárias, específicas da região CO, o presente trabalho contribui com a literatura existente ao fornecer uma base para o desenvolvimento de políticas públicas adaptadas às necessidades individuais de cada região geográfica imediata (RGI), preenchendo assim uma lacuna ligada ao entendimento dos fatores potenciais associados à degradação ambiental na região, dada a intensiva produção agropecuária.

Portanto, este estudo se propôs a desenvolver um índice de degradação ambiental com o objetivo de identificar áreas degradadas devido à intensificação do uso da terra na agricultura e na pecuária das RGIs na região Centro-Oeste (CO) do Brasil. Para alcançar esse objetivo, foram empregadas técnicas multivariadas de análise por componentes principais (PCA) para gerar o índice e, posteriormente, análise exploratória de dados espaciais (AEDE) para visualizar as relações entre o índice de degradação ambiental e as características dos “clusters” espaciais.

2. Evidência Empírica da Aplicação de Indicadores

As literaturas nacional e internacional apresentam uma variedade de estudos que empregam análise multivariada na construção de índices para avaliar e comparar a qualidade ambiental em diferentes contextos geográficos, fornecendo informações importantes para políticas e práticas de desenvolvimento sustentável.

Os índices são ferramentas essenciais na análise da qualidade ambiental e do desenvolvimento sustentável, como demonstrado por Velázquez e Celemín (2011) que desenvolveram um índice de qualidade ambiental aplicado à região dos pampas na Argentina, levando em consideração sua distribuição espacial. Para alcançar esse objetivo, os autores empregaram análises multivariadas, e utilizaram a Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE) por meio do método de cortes naturais. Os resultados revelaram que apenas 17,3% dos departamentos na região analisada apresentavam condições ambientais superiores, influenciadas pela presença de atrativos naturais em áreas urbanas intermediárias com poucos problemas ambientais, além de uma baixa presença de indústria e agricultura transgênica.

Messer et al. (2014) desenvolveram um Índice de Qualidade Ambiental (IQA) abrangente para todos os condados dos Estados Unidos, utilizando análise fatorial. Os autores associaram valores mais altos de indicadores de ar e sociodemográficos a áreas metropolitanas, identificando que, em geral, esses valores mais elevados foram observados nas áreas urbanizadas, enquanto as menos densamente povoadas apresentaram índices mais baixos para cada um dos índices analisados.

Ferreira, Santos e Lima, (2016) construíram um índice de avaliação ambiental, para comparar o desempenho ambiental de 39 países entre 2002 e 2012. Utilizando análise fatorial por componentes principais, identificando que a maioria dos países está agrupada em um “cluster” com um nível de desempenho ambiental moderado. Em outros contextos geográficos, Braga et al. (2004) observou que os municípios da bacia do rio Piracicaba no estado de Minas Gerais, os indicadores de sustentabilidade municipal, foram criados com abordagens biocêntricas e econômicas, e conseguiram destacar o “trade-off” entre desenvolvimento econômico e qualidade ambiental.

Cunha et al. (2008), por sua vez, aplicou um índice para analisar a degradação ambiental na região dos Cerrados brasileiro durante 1995-1996, revelando a relação entre a exploração agropecuária e a degradação ambiental. Os autores utilizaram análise multivariada por componentes principais (PCA). Dentre os achados, eles identificaram que os fatores associados à intensidade da agropecuária e a exploração intensiva do solo é um dos principais impulsionadores da degradação na região. Logo, a expansão da agricultura e da pecuária são impulsionadoras desta conversão de vastas áreas de cerrado em terras agrícolas, resultando em perda de vegetação nativa e no aumento do uso de produtos químicos na produção.

Pereira, Sauer e Fagundes (2016) desenvolveram um índice de sustentabilidade ambiental para o estado do Mato Grosso do Sul, sugerindo variáveis com base em métodos de índices existentes para aplicação no estado. Por sua vez Pellez e Puchale, (2018) construíram um índice de qualidade ambiental para os municípios do Rio Grande do Sul, utilizando métodos de análise multivariada e estatística espacial. Os resultados revelam uma correlação inversa

entre crescimento industrial e qualidade ambiental, destacando a necessidade de políticas que conciliem desenvolvimento socioeconômico com preservação ambiental.

Linsbinskiet. al., (2021) construíram um índice de degradação ambiental geral para as regiões geográficas imediatas do Brasil. Assim como Pellez e Puchale (2018), eles também empregaram análise multivariada com AEDE em sua metodologia. Os resultados de estudo mostraram uma concentração de baixos índices de degradação ambiental nas regiões Norte e Nordeste do país. Em contrapartida, aquelas com os maiores índices estão situadas em Santa Catarina e no Rio Grande do Sul. Em termos espaciais, observa-se que as regiões com maior concentração de baixos índices de degradação encontram-se nas regiões Norte e Nordeste.

Neste estudo, adotou-se uma abordagem que se assemelha à utilizada por Pellenz e Puchale (2018) e Linsbinski, (et. al., 2021), os quais investigaram a degradação ambiental por meio da criação de um índice. O foco está na influência da atividade agropecuária nesse processo, levando em consideração variáveis como desmatamento e uso de máquinas agrícolas. O índice de degradação ambiental proposto visa identificar áreas degradadas devido à intensificação do uso da terra, tanto para agricultura quanto para pecuária. Além disso, realiza-se uma análise exploratória de dados espaciais (AEDE) para visualizar as relações entre o índice de degradação ambiental e as características dos clusters espaciais.

3. Caracterização Regional e Fontes de Dados

Este estudo se propõe a analisar as Regiões Geográficas Imediatas (RGIs) na região Centro-Oeste (CO) do Brasil, com foco na produção agropecuária. Nas últimas décadas, a região Centro-Oeste emergiu como o principal polo produtor da agropecuária do Brasil, desempenhando um papel crucial no valor total da produção nacional e impulsionando as exportações. Reconhecida como a principal produtora de grãos do país, com a soja e o milho representando conjuntamente cerca de 50% da produção total em 2022. Essas duas culturas dominam a paisagem agrícola regional, respondendo por 94% da produção de grãos na mesma época (IBGE, 2022). Em relação à pecuária, a região possui o terceiro maior efetivo total dentre as regiões brasileiras, com uma média nos últimos cinco anos de 15% da produção total, e o maior efetivo de bovinos, com uma média de 34% da produção total (IBGE, 2022a).

A região Centro-Oeste é a segunda maior do país em extensão territorial (19%) e a menos populosa. Composta pelos estados de Goiás (GO), Mato Grosso (MT), Mato Grosso do Sul (MS), e o Distrito Federal (DF). A vegetação predominante é o Cerrado, caracterizado pela presença de árvores baixas e espaçadas, com troncos e galhos retorcidos. Já o norte de Mato Grosso é caracterizado pela Floresta Amazônica (EMBRAPA, 2024).

As RGIs, introduzidas pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) em 2017, são o foco desta análise devido à sua importância na compreensão da heterogeneidade territorial do país. Estas escalas oferecem uma visão mais detalhada do território brasileiro e de seus atributos. Enquanto as Regiões Geográficas Imediatas têm na rede urbana seu ponto central, atendendo às necessidades imediatas da população, as Regiões Geográficas Intermediárias desempenham um papel organizador do território. Preferencialmente delimitadas com a inclusão de Metrópoles ou Capitais Regionais, ou, em sua ausência, por centros urbanos de menor dimensão representativos das Regiões Geográficas Imediatas, estas últimas conectam-se por meio de polos de hierarquia superior. Essa conexão é diferenciada pelos fluxos de gestão privada e pública e pela presença de funções urbanas mais complexas, fornecendo uma compreensão aprofundada da dinâmica territorial na região Centro-Oeste do Brasil (IBGE, 2017).

Portanto, conforme apresentado na seção anterior, o objetivo deste trabalho é criar um Índice de Degradação Ambiental (IDA), bem como analisar a distribuição espacial desse

indicador nas 53 Regiões Geográficas Imediatas do CO, que agrupam os 467 municípios distribuídos nas quatro Unidades Federativas (UF) pertencentes à Região.

Os dados utilizados neste estudo para as estimativas foram provenientes do Censo Agropecuário Nacional, em sua edição mais recente, referente ao ano de 2017, disponibilizados pelo IBGE. Conforme sugerido por Lisbinski et al. (2021), para fins de padronização, cada Região Geográfica Intermediária deve ser dividida pela sua Área Total (AT) ou pelo Número de Estabelecimentos Total (NE), como detalhado na Tabela 1. Esse procedimento visa evitar possíveis vieses nos valores individuais devido às diferentes dimensões territoriais e econômicas intrínsecas de cada localidade.

Tabela 1: Variáveis utilizadas e a sua descrição

Variável	Descrição
AP	Áreas com pastagens degradadas dos estabelecimentos/AT
AD	Áreas degradadas dos estabelecimentos/AT
CO	Número de colheitadeiras/AT
EF	Número de efetivo bovino em relação às pastagens naturais e plantadas
AL	Área dos estabelecimentos agropecuários com lavoura temporária/AT
NO	Número de estabelecimentos agropecuário que não fazem uso da agricultura orgânica/NE
NS	Número de estabelecimentos agropecuário que não utilizaram sistema de preparo de solo/NE
NN	Número de estabelecimentos com nascentes não protegidos por matas/NE
NR	Número de estabelecimentos com rios ou riachos não protegidos por matas/NE
NA	Número de estabelecimentos com uso de adubos/NE
NC	Número de estabelecimentos que aplicam corretivos/NE
ND	Número de estabelecimentos que utilizam defensivos agrícolas/NE
NT	Número de tratores/AT
VA	Valor das despesas com adubação total/NE & Valor das despesas com corretivos/NE
VC	Valor das despesas com combustível/NE
VD	Valor das despesas com defensivos agrícolas total/NE

Nota: AT - Área Total; NE - Número de Estabelecimentos Total; VT – Valor total das despesas realizadas pelos estabelecimentos.

Fonte: Elaboração própria, com base em IBGE (2017)

Para a construção do IDA utilizou-se da metodologia de análise fatorial por componentes principais. Posteriormente, os índices resultantes foram incorporados aos procedimentos econométricos espaciais, utilizando a estatística I de Moran Univariada. Esse enfoque permite capturar as heterogeneidades presentes em cada região observada, proporcionando uma abordagem abrangente para a análise da degradação ambiental em escala regional.

4. Análise Fatorial por Componentes Principais

Segundo Fávero e Belfiore (2024), a análise fatorial é uma técnica de interdependência quando se pretende trabalhar com variáveis que possuem entre si, um coeficiente de correlação elevado e pretende-se estabelecer novas variáveis que capturem o comportamento conjunto das

variáveis observadas, em um conjunto menor de observações, sendo cada uma dessas variáveis chamadas de fator. Um fator pode ser entendido como um agrupamento.

Ainda de acordo com os autores, dentre as técnicas para determinação destes fatores, o método por componentes principais é o mais utilizado, visto que consegue realizar os agrupamentos considerando combinações lineares das variáveis originais, criando fatores não correlacionados entre si, por meio da chamada transformação de Karhunen-Lòver.

Os dados coletados para cada indivíduo da amostra são organizados em vetores coluna e posteriormente sorteados aleatoriamente. Essa aleatoriedade garante que cada vetor seja uma amostra representativa da população em estudo. O conjunto de vetores, dispostos lado a lado, compõe a matriz de dados. A matriz de correlações, por sua vez, apresenta os valores da correlação de Pearson entre as variáveis. Essa matriz é simétrica, com valores variando entre -1 e 1. Dessa forma, os dados a serem analisados podem ser apresentados em uma única matriz ou em várias, dependendo da estrutura do estudo e das variáveis envolvidas.

Neste sentido, o Índice de Degradação Ambiental (IDA_m) da m -ésima Região Geográfica Imediata (RGI) pode ser apresentado, segundo Mingoti (2005), por:

$$IDA_{m(novo)} = \sum_{i=1}^p \left(\frac{\sigma_{2i}}{\sum_{i=1}^p \sigma_{2i}} \right) F_{im} \quad (1)$$

em que σ^2 é a variância explicada pelo fator i ; p é o número de fatores escolhidos $\sum_{i=1}^p \sigma_{2i}$ é o somatório das variâncias explicadas de p fatores; F_{im} denota o escore fatorial da m -ésima Região Imediata do Brasil, referente ao fator i . Lisbinski (et al., 2021) enfatiza a importância de considerar a dependência entre as variáveis, uma vez que a relação entre duas variáveis pode envolver covariância entre elas. Portanto, é crucial padronizar a covariância pelos respectivos desvios padrões das variáveis observadas, a fim de obter uma medida do grau de dependência, ajustando o resultado entre 0 e 1. Assim, os resultados são normalizados da seguinte maneira:

$$IDA_m = \frac{IDA_m - IDA_{min}}{IDA_{max} - IDA_{min}} \quad (2)$$

Segundo Fávero e Belfiore (2024), a adequação global da análise fatorial pode ser avaliada por meio da estatística de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) e do teste de esfericidade de Bartlett. A estatística KMO fornece uma proporção de variância considerada comum a todas as variáveis na amostra em análise. Essa estatística varia de 0 a 1, indicando que valores próximos de 1 indicam que as variáveis compartilham um percentual elevado de variância semelhante, enquanto valores próximos a zero indicam que a análise fatorial será inadequada. A estatística KMO pode ser calculada usando a seguinte equação.:

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

onde l representa as linhas e c as colunas da matriz de correlação de ρ , sendo os termos φ os coeficientes de correlação parcial entre duas variáveis. Os valores de KMO entre 0,6 e 0,7 são considerados razoáveis. Porém, quanto mais próximos de 1, mais ajustado estará o modelo.

O teste de esfericidade de Bartlett envolve a comparação entre a matriz de correlações ρ e uma matriz identidade I de mesma dimensão. Se as discrepâncias entre os valores correspondentes fora da diagonal principal de cada matriz não forem estatisticamente diferentes de zero, a um nível de significância específico, concluímos que a extração dos fatores não será apropriada. Assim, a estatística do teste é uma estatística χ^2 , podendo o teste ser formulado da seguinte maneira:

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

com $\frac{k \cdot (k-1)}{2}$ graus de liberdade, n o número de observações, k , o número de variáveis e D o determinante da matriz ρ de correções. Com base nos resultados obtidos neste tópico e considerando os resultados favoráveis nos testes realizados, avançaremos para o próximo procedimento, que consiste na apresentação da técnica espacial utilizada.

5. Estatística I de Moran Univariada

Conforme delineado por Almeida (2012), a econometria espacial distingue-se da econometria tradicional ao considerar os efeitos espaciais de dependência, heterogeneidade e imbricação. Esses efeitos derivam da disparidade entre estruturas e regiões, cuja negligência pode conduzir a análises imprecisas. Nesse contexto, a Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE) foi empregada, utilizando a estatística I de Moran local e global em sua versão univariada, com o propósito de investigar a distribuição espacial do Índice de Degradação Ambiental (IDA).

Segundo Anselin (1995), a AEDE busca examinar as características espaciais dos dados a fim de identificar qualquer grau de dependência e de heterogeneidade espacial. As ferramentas utilizadas devem revelar a distribuição espacial dos dados, possíveis padrões nessas distribuições (também chamados de clusters), potenciais instabilidades espaciais, falta de estacionariedade nos dados ou observações com características incomuns, denominadas “outliers” (do inglês).

Anselin (1995) identificou quatro tipos de AEDE: i) a visualização das distribuições espaciais; ii) a análise das associações espaciais; iii) os indicadores de associação espacial local; e iv) os indicadores multivariados de associação espacial. Isso possibilita examinar as relações espaciais tanto em escala global quanto local.

Desta forma, Moran (1948) propôs o desenvolvimento de um coeficiente de autocorrelação espacial, utilizando a medida de autocovariância na forma de produto cruzado, ou seja, uma análise das associações espaciais por meio da correlação entre as variáveis. Assim, surgiu o coeficiente de autocorrelação espacial conhecido como estatística I de Moran, cuja expressão algébrica pode ser apresentada da seguinte maneira:

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

ou matricialmente

$$I = \frac{z'Wz}{z'z} \quad (6)$$

onde n representa o número de regiões, z denota os valores da variável de interesse padronizada, Wz representa os valores médios da variável de interesse padronizada nos vizinhos, definidos conforme uma matriz de ponderação espacial W . Um elemento específico dessa matriz, referente à região i e à região j , é identificado como w_{ij} . S_0 é igual à operação $\sum \sum w_{ij}$, indicando que todos os elementos da matriz de pesos espaciais W devem ser somados. A hipótese nula (H_0) a ser testada é a de que existe aleatoriedade espacial nos dados observados.

Conforme destacado por Almeida (2012), os chamados Local Indicators of Spatial Association (LISA, em inglês), ou I_i de Moran Local, é um indicador utilizado na literatura, para identificar padrões locais de autocorrelação espacial, de importância estatística. O LISA

fornece detalhes sobre a localização de associações espaciais específicas, destacando áreas com padrões significativos de autocorrelação espacial. Essa medida é valiosa para destacar áreas geográficas específicas com padrões espaciais relevantes em um mapa, permitindo uma análise mais detalhada dos dados.

O I_i de Moran Local realiza a decomposição do indicador global de autocorrelação em quatro quadrantes distintos (AA (Alto-Alto), BB (Baixo-Baixo), AB (Alto-Baixo) e BA (Baixo-Alto)), cada um representando uma combinação específica de autocorrelação em um diagrama de dispersão de Moran. Tal coeficiente pode ser expresso da seguinte forma:

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

onde I_n abrange apenas observações do vizinho i , definidas conforme a matriz de pesos espaciais escolhida. O indicador I_i será caracterizado como um indicador LISA se atender à condição em que a soma dos indicadores locais seja comparável ao indicador global correspondente, mediante um fator de proporcionalidade. A seguir, apresenta-se a discussão dos resultados derivados das técnicas apresentadas nesta seção.

6. Resultados e Discussão

Os resultados derivados das estatísticas mencionadas anteriormente serão apresentados e discutidos nesta seção. A seção está subdividida em duas partes: a primeira trata dos resultados obtidos através da aplicação do PCA, enquanto a segunda aborda os resultados da AEDE para as regiões geográficas imediatas da região Centro-Oeste do Brasil.

6.1 Índice de Degradação Ambiental das RGI da Região Centro-Oeste do Brasil.

Os dados utilizados neste estudo para calcular o Índice de Degradação Ambiental (IDA) foram obtidos a partir do Censo Agropecuário Brasileiro para o ano de 2017 (IBGE, 2017), para um conjunto de 53 regiões geográficas imediatas, pertencentes a região Centro-Oeste do Brasil. Após a aplicação do método de agrupamento por componentes principais, foram extraídos quatro fatores com raízes características maiores que 1 (Tabela 2), os quais contribuem para explicar aproximadamente 33%, 20%, 14% e 11% da variância, respectivamente.

Tabela 2: Fatores extraídos por meio do PCA e suas respectivas variâncias.

Fatores	Raízes Características	Variância Explicada (%)	Variância Acumulada (%)
Fator 1	5,21552	32,6	32,6
Fator 2	3,23218	20,2	52,8
Fator 3	2,21099	13,82	66,62
Fator 4	1,80521	11,28	77,9

Fonte: Resultados originais da pesquisa

Os fatores foram submetidos a uma rotação ortogonal pelo método Varimax, com o propósito de melhorar a interpretação sem afetar sua contribuição total para a variância (Tabela 3). Essa técnica é empregada para reduzir o número de variáveis com altas cargas em cada fator, facilitando a interpretação dos resultados empíricos, ao mesmo tempo que preserva as propriedades estatísticas. Após a seleção das cargas fatoriais, é recomendado escolher aquelas com valores absolutos superiores a 0,5, conforme recomendado por (Hair Jr. et al., 2009).

Tabela 3: Comunalidades e cargas fatoriais

Variáveis	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Comunalidade
AP	-0,3256	-0,1682	-0,1871	0,5424	0,5365
AD	0,1283	-0,5089	0,4772	0,4491	0,2951
AL	0,8198	-0,0386	-0,1977	-0,3074	0,1928
NA	0,8994	-0,3455	0,0462	0,0641	0,0654
NC	0,8968	-0,2369	-0,1436	0,0158	0,1187
ND	0,5202	0,7266	-0,3055	0,2220	0,0589
VA	0,8999	-0,3429	0,0111	0,0598	0,0689
VD	0,5201	0,7267	-0,3054	0,2220	0,0589
VC	0,2400	0,3051	-0,3824	-0,0954	0,6940
NN	0,0251	0,6946	0,5441	0,1476	0,1991
NR	0,0213	0,6433	0,6244	0,2651	0,1255
CO	0,8703	-0,2093	0,1906	-0,1828	0,1290
NT	0,6655	-0,2875	0,4751	0,0136	0,2486
EF	0,4159	0,4811	0,3749	-0,5485	0,1542
NS	-0,4290	0,4102	0,0994	-0,4010	0,4770
NO	-0,6839	-0,5311	0,1397	-0,3424	0,1135

Nota: Resultados obtidos após a estimação com VARIMAX

Fonte: Resultados originais da pesquisa

A análise das Tabelas 2 e 3 revelam que o Fator 1 está associado a uma série de elementos que refletem a intensificação tecnológica na agricultura, tal como: lavouras temporárias (AL), mecanização (CO), uso de adubos (NA), corretivos (NC), defensivos agrícolas (ND), investimento em insumos químicos (VA) e (VD), e a predominância da agricultura convencional (NO). Essa associação sugere que práticas agrícolas que dependem fortemente da tecnologia estão correlacionadas com a degradação ambiental, contribuindo significativamente para cerca de 32,6% da variância total.

Por outro lado, o Fator 2 agrupa variáveis como áreas degradadas nos estabelecimentos (AD), defensivos agrícolas (ND), número de estabelecimentos com nascentes e rios não protegidos por matas (NN) e (NR), o investimento em defensivo (VD) e a predominância da agricultura convencional (NO). Essas variáveis sugerem uma associação entre práticas agrícolas e degradação ambiental, respondendo por 20% da variância total.

É interessante notar que ND e VD aparecem em ambos os fatores, indicando que o uso de defensivos agrícolas pode ser uma preocupação tanto em termos de intensificação tecnológica quanto em relação à degradação ambiental. Além disso, observa-se que a NO está correlacionada negativamente com os demais indicadores em ambos os fatores, o que sugere que a presença da agricultura convencional está associada a um menor impacto ambiental ou a práticas agrícolas que visam à conservação ambiental, como a prática do plantio direto na palha, muito utilizada na produção de grãos nesta região, em comparação com práticas mais intensivas em tecnologia.

O Fator 3 por sua vez, agrupa as variáveis (NN) e (NR), relacionadas ao número de estabelecimentos com nascentes e rios não protegidos por matas. Essas variáveis indicam um aspecto importante da degradação ambiental, especialmente em termos de proteção de recursos hídricos, e contribuem para 13,8% da variância total observada nos dados.

Já o Fator 4, agrupa as variáveis relacionadas às áreas com pastagens degradadas dos estabelecimentos (AP) e ao número de efetivo de bovinos em relação às pastagens naturais e plantadas (EF). Essas variáveis sugerem uma associação entre práticas de manejo de pastagens e degradação ambiental, contribuindo para a explicação de 11,2% da variância total. Entretanto,

nota-se que há uma correlação negativa neste fator com EF, podendo sugerir que um manejo adequado do pastoreio, com um número controlado de animais em relação à capacidade de suporte das pastagens, pode ajudar a reduzir a degradação dessas áreas.

Nesta região, sistemas mais intensivos, seja por meio de suplementação alimentar em regime de pasto ou pelo uso de confinamento, têm se tornado cada vez mais praticados (Cezar et. al., 2005). Os estados de Mato Grosso (MT) e Mato Grosso do Sul (MS) são importantes representantes da criação de gado de corte na região, com altos níveis de tecnologia e seleção genética empregados na produção de animais (Santos, 2021).

No entanto, é crucial ressaltar que essa inferência deve ser avaliada com cautela, levando em consideração outros fatores que podem influenciar a relação entre a produção intensiva de gado e a degradação das pastagens. Estes incluem práticas de manejo do pastoreio, uso de medicamentos veterinários, características do solo, emissões de gases de efeito estufa e condições climáticas, entre outros.

A exploração inadequada da agropecuária, em desacordo com as condições edafoclimáticas, acarreta impactos adversos no meio ambiente, com sérios riscos para a produção e a produtividade futuras. Os Fatores 1, 2, 3 e 4, relacionados a diversas características da agropecuária, oferecem informações para avaliar a degradação ambiental nas regiões geográficas analisadas, considerando os efeitos da atividade agropecuária. Desse modo, há ligação entre degradação e intensidade da exploração agropecuária, as variáveis selecionadas neste estudo, são indicadores dessa intensidade. Assim, uma maior intensidade de exploração agropecuária será interpretada como um maior potencial de degradação ambiental. Em outras palavras, quanto mais próximo de 1 for o índice, maior será a incidência de degradação ambiental na localidade observada.

A Tabela 4 apresenta as estatísticas descritivas do índice de degradação ambiental para as regiões imediatas analisadas na amostra. Observa-se que o valor médio desse índice para os dados da amostra é de 0,35 com valor máximo de 0,68 e mínimo de 0,13. Tendo 51% das regiões imediatas apresentado indicadores maiores que o indicador médios de degradação ambiental, ou seja, são regiões com um nível de degradação que demanda atenção.

Tabela 4: Estatística Descritiva do IDA

Estatísticas	IDA
Média	0,355
Mínimo	0,133
Máximo	0,688

Fonte: Resultados originais da pesquisa

Já na tabela 5, observa-se os cinco maiores e os cinco menores IDA por região imediata, os cinco maiores estão associados às regiões imediatas: Distrito Federal, Sorriso (MT), Dourados (MS), Ponta Porã (MS) e Luziânia (GO), com valores variando de 0,69 a 0,49. Por outro lado, os cinco menores são encontrados em Corumbá (MS), Aquidauana (MS), Jardim (MT), Campos Belos (GO) e Cuiabá (MT), com valores que variam de 0,13 a 0,23.

Tabela 5: Rank com as cinco menores e maiores regiões imediatas de acordo com o IDA

Região Geográfica Imediata	UF	IDA
Corumbá	MS	0,13
Aquidauana	MS	0,18
Jardim	MT	0,20
Campos Belos	GO	0,22

Cuiabá	MT	0,23
Luziânia	GO	0,49
Ponta Porã	MS	0,53
Dourados	MS	0,55
Sorriso	MT	0,57
Distrito Federal	DF	0,69

Fonte: Resultados originais da pesquisa

De acordo com Texeira (2005), enquanto a modernização agrícola impulsionou a produção, o uso excessivo e inadequado dos insumos tecnológicos no processo produtivo exacerbou os problemas ambientais, como o aumento do desmatamento. No entanto, estudos recentes indicam uma mudança nessa tendência, com a adoção de novas técnicas produtivas, como a biotecnologia e a fixação biológica de nitrogênio, que são menos prejudiciais ao meio ambiente. Além disso, políticas públicas voltadas para o combate à degradação ambiental, como o Código Florestal de 2012, têm reforçado a tendência à preservação dos recursos naturais (Vieira Filho, 2021).

Em termos internacionais, em 2023 a União Europeia (UE) adotou uma política de incentivo a preservação e combate ao desmatamento global, em que impõem algumas exigências para a importação de commodities (Haahr, 2023). Para combater as alterações climáticas e a perda de biodiversidade, esta nova lei obriga as empresas a garantir que os produtos vendidos na UE não conduzam à desflorestação e à degradação florestal, o que demonstra a importância em pensar em práticas mais sustentáveis.

Diante desse cenário, torna-se evidente que a agropecuária, apesar de possuir um potencial para amplificar os problemas ambientais, desde que bem estruturada e conduzida, também pode produzir com impactos menores. Devido à heterogeneidade da região, conforme evidenciado na Tabela 4, em que o IDA varia de 0,13 a 0,69, torna-se imprescindível uma análise da distribuição espacial desses impactos, como será discutido a seguir.

6.2 Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDES)

A Figura 1 apresenta o mapa da distribuição espacial do Índice de Degradação Ambiental por Regiões Imediatas no Centro-Oeste do Brasil. Percebe-se que as regiões mais centrais apresentam os menores índices e que as regiões no extremo sul do MS, leste e sul de GO e noroeste, norte, centro – sul e oeste do MT apresentaram os maiores índices.

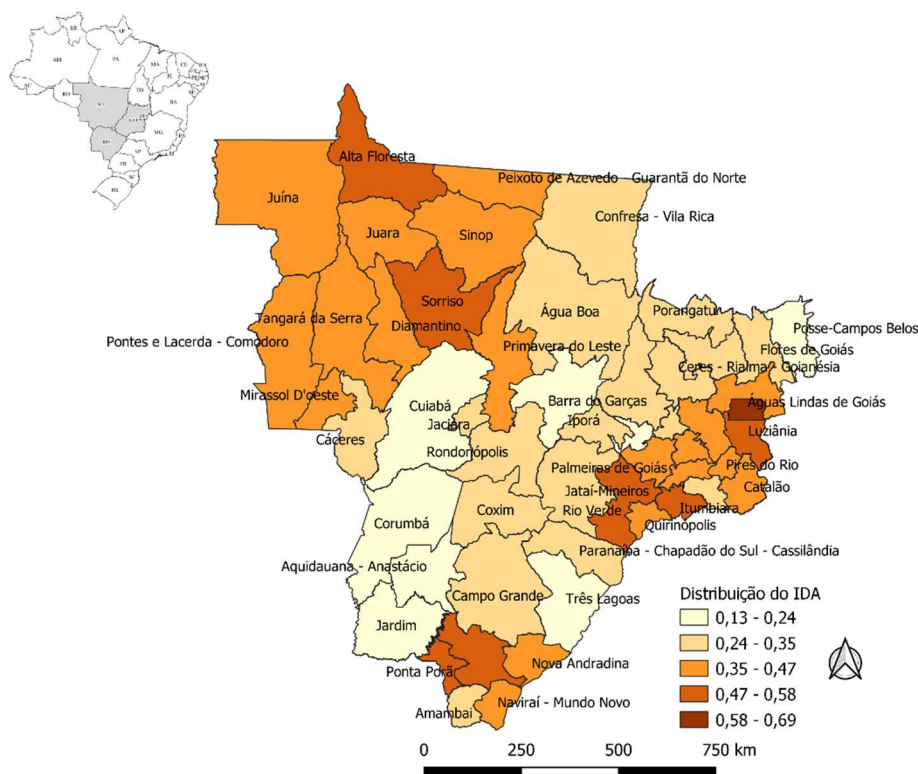


Figura 2: Mapa da distribuição espacial do Índice de Degradação Ambiental das Regiões Imediatas no Centro-Oeste do Brasil para o ano de 2017.

Fonte: Resultados originais da pesquisa

Nas regiões norte, centro-sul e oeste do MT, de acordo com o IMEA (2017), o sistema produtivo dos polos da região é muito semelhante e a pecuária é a principal atividade, nas regiões Juína, Alta Floresta, Peixoto de Azevedo, Juara, Pontes e Lacerda, Mirassol, Diamantino. No entanto, nas regiões geográficas imediatas de Sinop, Sorriso e Primavera do Leste, a produção é voltada a agricultura, sobretudo de grãos.

Observa-se que a região de Cuiabá, capital do estado, registrou o menor índice entre as regiões imediatas deste estado. Tal fenômeno pode ser atribuído à natureza agrícola do IDA, uma vez que a região metropolitana tende a ser mais industrializada. Assim, é plausível inferir que a degradação ambiental decorrente da agricultura seja menor, mas em termos industriais, pode não ser o caso.

Ao considerarmos a distribuição da degradação para o estado de GO, observa-se que as regiões com maiores índices são detentoras de uma produção agrícola e pecuária de alta intensidade e modernizadas, destinadas aos mercados internacionais. Os dados aqui identificados reforçam os encontrados por Cunha (2008) que identifica para as mesmas regiões imediatas de GO, níveis elevados de degradação ambiental.

Já nas regiões do MS, os maiores índices foram identificados em Ponta Porã, Dourados, Nova Andradina e Naviraí, regiões especializadas na produção agrícola, com forte predomínio da produção de soja, cana-de-açúcar, milho e algodão. Por outro lado, observam-se índices mais baixos em áreas como Corumbá, Jardim e Aquidauana-Anastácio, que abrangem municípios situados no pantanal sul-mato-grossense. Nesses locais, a pecuária é uma atividade proeminente, adotando práticas sustentáveis e coexistindo de forma harmoniosa com o bioma pantanal.

Além disso, observa-se uma diferença significativa entre os estados de MS e MT em relação à distribuição dos índices de degradação. Vale notar que, embora ambos os estados se destaquem por ocupar a terra de maneira mais intensiva com gado e extensas áreas de soja. Entretanto, o MS apresenta mais regiões imediatas próximas ou abaixo da média, o MT carrega os índices mais elevados. Essas disparidades podem estar relacionadas a diversos fatores, incluindo características específicas da produção agropecuária, tipos de solo e práticas de manejo adotadas em cada localidade.

Nesse contexto, a análise da matriz de ponderação, conforme apresentada na Tabela 6, por meio do Índice de Moran (I de Moran), revela a presença de autocorrelação espacial entre as regiões vizinhas imediatas, considerando diferentes especificações de matrizes: rainha, torre, K4, K5, K7 e K15 vizinhos. Nesse contexto, seguindo os critérios sugeridos por Almeida (2012), opta-se pela utilização da matriz dos quatro vizinhos mais próximos (K4), por apresentar o maior valor do teste I de Moran.

Tabela 6: Coeficiente do I de Moran Global para o Índice de Degradação Ambiental das regiões geográficas imediatas da região CO em 2017.

Estatísticas	Rainha	Torre	K4	K5	K7	K15
I Global	0,3061***	0,3156***	0,3555***	0,3057***	0,2197***	0,1049**
Valor Z	3,7694	3,8555	3,6651	3,6891	3,3200	2,4273
Média	-0,0201	-0,0202	-0,0226	-0,0230	-0,0218	-0,0183
Desvio padrão	0,0865	0,0871	0,1032	0,0891	0,0727	0,0507
Esperança de I	-0,0192	-0,0192	-0,0192	-0,0192	-0,0192	-0,0192

Nota: a pseudossignificância empírica foi baseada em 999 permutações aleatórias;

*** Estatisticamente significativo à 0,001%; ** Estatisticamente significativo à 0,01%.

Fonte: Resultados originais da pesquisa.

Logo, de acordo com os resultados da Tabela 6, pode-se inferir que há uma indicação clara de que o IDA possui uma autocorrelação espacial positiva através das regiões geográficas imediatas no CO. Ou seja, regiões imediatas com IDA acima da média são também vizinhas de regiões imediatas com IDA elevado; ou regiões imediatas com IDA abaixo da média são vizinhas de regiões imediatas com reduzido IDA. Indicando uma forte concentração, dado a estatística I global próxima a um.

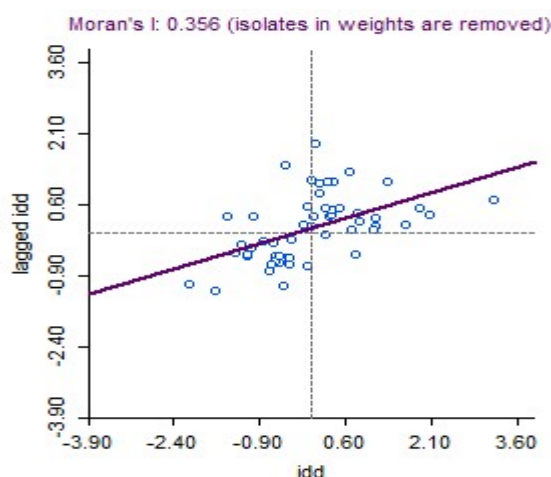


Figura 3: gráfico de dispersão dos dados do I de Moram Global para o Índice de Degradação Ambiental das regiões geográficas imediatas da região CO em 2017.

Fonte: Resultados originais da pesquisa

A Figura 3, apresenta o diagrama de dispersão de Moran para o IDA da região CO em 2017. Através deste diagrama, é possível observar a defasagem espacial dos dados, em que no eixo vertical é representada a defasagem do IDA e no eixo horizontal são apresentados os valores do IDA. Nota-se que o coeficiente angular é positivo (0,356), conforme esperado, considerando as evidências apresentadas na Tabela 6.

Na Figura 4, o mapa LISA exibe as regiões imediatas com I Local de Moram significativo para o IDA na Região Centro-Oeste, indicando a formação de agrupamentos regionais. Observa-se que existem dois agrupamentos. O primeiro envolve três regiões imediatas (Águas Lindas de Goiás, Anápolis e Luziânia, em GO), representando uma região caracterizada por um alto índice de degradação ambiental, com um agrupamento Alto – Alto (AA), ou seja, há um cluster de três áreas contíguas com valores altos do IDA. Essa configuração espacial sugere uma forte autocorrelação espacial positiva, o que significa que os valores altos se concentram em áreas adjacentes.

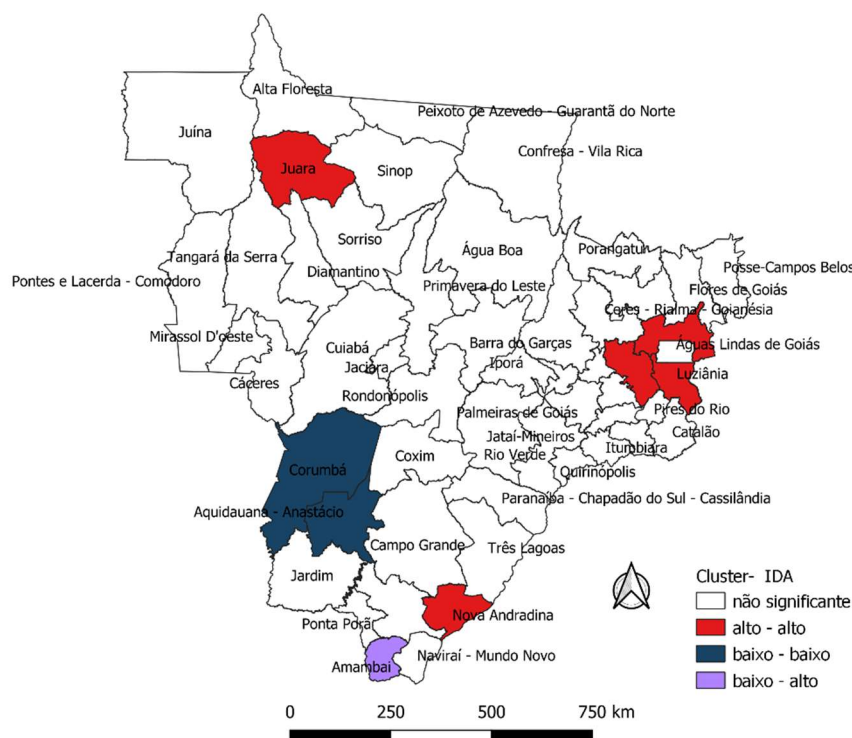


Figura 4: Mapa de Agrupamento LISA para o Índice de Degradação Ambiental das regiões geográficas imediatas da região CO em 2017.

Fonte: Resultados originais da pesquisa

O segundo agrupamento formado foi Baixo – Baixo (BB) composto por duas regiões imediatas (Corumbá e Aquidauana – Anastácio, ambos no MS), que revela a existência de duas áreas contíguas com valores baixos do IDA. Essa configuração sugere uma autocorrelação espacial negativa, o que significa que os valores baixos se concentram em áreas adjacentes. Este agrupamento reflete as boas práticas regionais incorporadas à região quanto maior incorporação da pecuária orgânica.

Ainda de acordo com a Figura 4, nota-se três agrupamentos isolados, sem regiões contíguas. Entre esses agrupamentos, destaca-se a presença de uma região de transição Baixo-Alto (BA) na área imediata de Amambai, localizada em Mato Grosso do Sul. Essa caracterização denota a presença de uma área com valor baixo do IDA, cercada por regiões cujos índices superam a média.

Por outro lado, as regiões de Juara (MT) e de Nova Andradina (MS) formam um par de áreas isoladas com indicador AA, denotando um alto nível de degradação ambiental. Embora tenha havido um notável aumento das áreas produtivas em Juara entre 2002 e 2016, conforme identificado por Soares e Figueiredo (2020), os dados do Censo Agrícola de 2017 indicam uma evolução mais modesta em comparação com as regiões vizinhas. Isso sugere que, apesar de ser uma importante produtora de commodities como algodão, soja, milho e pecuária, Juara teve uma expansão agrícola menos expressiva em comparação com outras áreas. Fatores como possíveis deficiências na infraestrutura e logística, métodos de manejo e desafios socioeconômicos podem ter contribuído para esse resultado.

Além disso, a região imediata de Juara, localizada na parte norte de Mato Grosso e integrante do bioma Amazônia, está sujeita aos impactos negativos da expansão da pecuária bovina, que é o principal vetor de desmatamento na região, conforme observado por Korler et al. (2021). Essa expansão contribui para a supressão florestal e o manejo inadequado do solo, comprometendo os recursos hídricos e resultando em uma intensa degradação ambiental. As áreas desmatadas são frequentemente transformadas em pastagens para criação de gado, o que não apenas contribui para o desmatamento, mas também causa impactos adicionais, como a degradação das matas ciliares devido às derrubadas e às queimadas.

Neste sentido, os resultados indicam a importância de considerar a heterogeneidade das práticas agrícolas e das condições ambientais ao avaliar a degradação ambiental nas regiões imediatas da região Centro-Oeste. Ao passo que, os agrupamentos regionais identificados no mapa LISA ressaltam a complexidade das dinâmicas ambientais presentes na região Centro-Oeste. Desde regiões com altos índices de degradação ambiental, como evidenciado pelo agrupamento Alto-Alto (AA) em determinadas áreas de Goiás, até regiões com valores mais baixos, como o agrupamento Baixo-Baixo (BB) encontrado em partes de Mato Grosso do Sul, o estudo revela uma diversidade significativa nos padrões de degradação.

7. Conclusões

O desenvolvimento de um Índice de Degradação Ambiental (IDA) para as Regiões Geográficas Imediatas da região Centro-Oeste do Brasil revelou informações importantes sobre os impactos da intensificação do uso da terra, tanto para agricultura quanto para pecuária, nessas áreas. Os resultados da análise por componentes principais revelaram quatro fatores principais que explicam aproximadamente 80% da variância total dos dados. O Fator 1 está associado à intensificação tecnológica na agricultura, enquanto o Fator 2 agrupa variáveis relacionadas à degradação ambiental e às práticas agrícolas. O Fator 3 reflete a proteção de recursos hídricos, enquanto o Fator 4 está ligado ao manejo de pastagens e à degradação ambiental.

A análise espacial dos resultados mostrou uma distribuição heterogênea do índice de degradação ambiental nas RGIs do Centro-Oeste. Regiões com maior intensidade de atividades agropecuárias, especialmente aquelas voltadas para a produção de commodities como: soja; milho; algodão e pecuária; apresentaram índices mais altos de degradação ambiental. Por outro lado, áreas com práticas mais sustentáveis, como aquelas localizadas no Pantanal Sul Mato-Grossense, mostraram índices mais baixos de degradação.

Nesse contexto, propõe-se o desenvolvimento e a implementação de políticas agrícolas sustentáveis, juntamente com incentivos para adoção de práticas de manejo do solo voltadas à conservação dos recursos naturais da região. Tais medidas visam mitigar os impactos da degradação ambiental e promover a preservação do meio ambiente, alinhando-se aos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS) 12, 13 e 15, que tratam, respectivamente, de produção e consumo sustentáveis, ação climática e vida terrestre. Destaca-se, ainda, a importância de pesquisas futuras para aprofundar o entendimento sobre a degradação ambiental, ampliando o

escopo de análise para incluir variáveis relacionadas à atividade industrial, como o impacto da atividade silvícola e de celulose.

Referências

Alves M.A.B.; De Souza A.P.; De Almeida F.T.; Hoshide A.K.; Araújo H.B.; Da Silva A.F.; De Carvalho D.F. Soil management practices adopted by farmers and how they perceive conservation agriculture. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, v. 46, p. e0210151, 2022. Disponível em: < <https://www.scielo.br/j/rbcs/a/Xr89jDy5mZmkSThbCmZcNkx/#> >.

Alves, M.A.B.; De Souza, A.P.; De Almeida, F.T.; Hoshide, A.K.; Araújo, H.B.; Da Silva, A.F.; De Carvalho, D.F. Effects of Land Use and Cropping on Soil Erosion in Agricultural Frontier Areas in the Cerrado-Amazon Ecotone, Brazil, Using a Rainfall Simulator Experiment. *Sustainability*, 15, 4954, 2023. Disponível em: < <https://doi.org/10.3390/su15064954> >.

Anselin, L. Local Indicators of Spatial Association—LISA. *Geographical Analysis*. 27:93-115. 1995. Disponível em: < <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338> >.

Brazão, C.; Villela, R.; Ferreira Fernandes, N.; And Cassara, L. Analysis of sediment production through InVest and Aries modeling in the Brazilian Cerrado, 10th International Conference on Geomorphology, Coimbra, Portugal, 12–16, Sep. 2022. Disponível em: < <https://doi.org/10.5194/icg2022-623> >.

Cezar, I. M.; Queiroz, H. P. De; Thiago, L. R. L. De S.; Garagorry, F. L.; Costa, F. P. Sistemas de produção de gado de corte no Brasil: uma descrição com ênfase no regime alimentar e no abate. *EMBRAPA Gado de Corte*, Documento 151, out. 2005. Disponível em: < <https://www.embrapa.br/busca-de-publicacoes/-/publicacao/326307/sistemas-de-producao-de-gado-de-corte-no-brasil-uma-descricao-com-enfase-no-regime-alimentar-e-no-abate> >.

De Moraes Sá, Jã. C., Séguy, L., Tivet, F., Lal, R., Bouzinac, S., Borszowskei, P. Ré., Briedis, C., Dos Santos, J. B., Da Cruz Hartman, D., Bertoloni, C. G., Rosa, J., And Friedrich, T. Carbon Depletion by Plowing and its Restoration by No-Till Cropping Systems in Oxisols of Subtropical and Tropical Agro-Ecoregions in Brazil. *Land Degrad. Develop.*, 26: 531–543, 2013. Disponível em: < <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1002/ldr.2218> >.

EMBRAPA – Empresa Brasileira de Pecuária e Agricultura. Contando Ciência: Região Centro-Oeste. 2024. Disponível em: < <https://www.embrapa.br/contando-ciencia/regiao-centro-oeste> >.

Haahr, T. Parliament adopts new law to fight global deforestation. *News European Parliament*, (S.l.), 14 abr. 2023. Disponível em: < <https://www.europarl.europa.eu/news/en/press-room/20230414IPR80129/parliament-adopts-new-law-to-fight-global-deforestation> >.

Hair Jr. F.J. Black, W.C.; Anderson, R.R.; Tathan, L.R. *Análise Multivariada de dados*, 2009.

IBGE - Instituto Brasileiro De Geografia e Estatística. Censo Agropecuário 2017: resultados definitivos. 2017. Disponível em: < <https://sidra.ibge.gov.br/pesquisa/censo-agropecuário/censo-agropecuário-2017/resultados-definitivos> >.

IBGE - Instituto Brasileiro De Geografia e Estatística. Divisão regional do Brasil em regiões geográficas imediatas e regiões geográficas intermediárias : 2017. Rio de Janeiro. 80p. 2017. Disponível em: < <https://biblioteca.ibge.gov.br/index.php/biblioteca-catalogo?view=detalhes&id=2100600> >.

IBGE - Instituto Brasileiro De Geografia e Estatística. DTB – Divisão Territorial Brasileira. Tabelas da Divisão Territorial Brasileira 2022. Disponível em: < <https://www.ibge.gov.br/geociencias/organizacao-do-territorio/estrutura-territorial/23701-divisao-territorial-brasileira.html> >.

IBGE - Instituto Brasileiro De Geografia e Estatística. Pesquisa de Produção Agrícola Municipal (PAM) – 2022. Disponível em: < <https://sidra.ibge.gov.br/pesquisa/pam/tabelas> >.

IBGE - Instituto Brasileiro De Geografia e Estatística. Pesquisa de Produção Pecuária Municipal (PPM) – 2022a. Disponível em: < <https://sidra.ibge.gov.br/pesquisa/pam/tabelas> >.

IMEA – Instituto Mato-Grossense de Economia Agropecuária. Mapas das macrorregiões. Nov. 2017. Disponível em: < <https://www.imea.com.br/imea-site/view/uploads/metodologia/justificativamapa.pdf> >.

Kohler, M.R.; Bampi, A.C.; Silva, C.A.F.; Arantes, A. O desmatamento da Amazônia brasileira sob o prisma da pecuária: a degradação dos recursos hídricos no contexto da região norte de Mato Grosso. Research, Society and Development, 10(11), 2021. Disponível em: < <http://dx.doi.org/10.33448/rsd-v10i11.19252> >.

McManus, C.; Barcellos, J.O.J.; Formenton, B.K.; Hermuche, P.M.; Carvalho, O.A.; Guimarães, R.F.; Gianezini, M.; Dias, E.A.; Lampert, V.M.; Zago, D.; Braccini Neto, J. Dynamics of Cattle Production in Brazil. 11(1): 1-15. Disponível em: < <https://journals.plos.org/plosone/article/file?id=10.1371/journal.pone.0147138&type=printable> >.

Messer, L., Jagai, J., Rappazzo, K., & Lobdell, D. (2014). Construction of an environmental quality index for public health research. Environmental Health, 13(1), 39. Disponível em: < <https://ehjournal.biomedcentral.com/articles/10.1186/1476-069X-13-39> >.

Moran, P.A.P. The Interpretation of Statistical Maps. Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological), v. 10, n. 2, 1948. Disponível em: < <https://www.jstor.org/stable/2983777> >.

Santos, M.L. Yield-gap in pasture-based animal production systems in central-west and southeast of Brazil. Tese (Doctoral), University of São Paulo, Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, p. 99, 2021. Disponível em: < <https://www.teses.usp.br> >.

Silva, J. F. Da; Gontijo Neto, M. M.; Silva, G. F. Da; Borghi, E.; Calonego, J. C. Soil organic matter and aggregate stability in soybean, maize and Urochloa production systems in a very clayey soil of the Brazilian Savanna. Journal Agronomy. 12, 1652, 2022. Disponível em: < <https://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/doc/1144676/1/Soil-organic-matter-and-aggregate-stability.pdf> >.

Telles, T. S. Et Al. Soil conservation practices in a watershed in Southern Brazil. Anais da Academia Brasileira de Ciências, v. 91, n. 3, p. e20180578, 2019. Disponível em: < <https://doi.org/10.1590/0001-3765201920180578> >.

Vieira Filho, J.E.R. O Desenvolvimento da agricultura do Brasil e o papel da Embrapa. Texto para Discussão (TD) 2748, Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (Ipea), Rio de Janeiro, mar. 2022. Disponível em: < <https://repositorio.ipea.gov.br/handle/11058/11100> >.