

Um Modelo Geoespacial para o Mapeamento do Risco de Desertificação (RIDES): Aplicação em Municípios do Semiárido do Ceará, Nordeste Brasileiro

A Geospatial Model for Desertification Risk Mapping (RIDES): Application in the Semiarid Region of Ceará Municipalities, Brazilian northeast

Mariana Monteiro Navarro de Oliveira*, Marcos César Ferreira**

* Pós-graduação em Geografia, Universidade Estadual de Campinas, marimmno@gmail.com

** Pós-graduação em Geografia, Universidade Estadual de Campinas, macferre@unicamp.br

<http://dx.doi.org/10.5380/raega.v63i1.96791>

Resumo

A desertificação é um problema ambiental atual, que provoca a degradação da vegetação natural e dos solos, diminuindo o potencial produtivo das terras agrícolas. Na literatura existem poucos métodos de mapeamento do risco à desertificação, sobretudo para as condições geográficas brasileiras. Este trabalho propõe um novo modelo geoespacial para o mapeamento do risco de desertificação (RIDES), que foi testado em municípios do estado do Ceará, semiárido brasileiro. A construção do modelo baseou-se nas áreas em processo de desertificação existentes (variável dicotômica) e na construção de mapas das variáveis exploratórias relacionadas à desertificação. Para isso, foram utilizadas bases de dados de fontes diversas, tais como imagens orbitais Sentinel-2A/MSI de 2020 para identificar a variável dicotômica. Para a elaboração dos mapas das variáveis exploratórias foi avaliada a série temporal de 1990 a 2020 da precipitação média anual (PRT). Para o índice de vegetação (IVE) e temperatura da superfície terrestre (TST) foi avaliado o período entre 2018 e 2020. Para a integral hipsométrica do relevo (IHI), o índice de posição topográfica (IPT), o índice de rugosidade do terreno (IRT) considerou-se o ano de 2020. Assim como para a densidade da população rural (DPR), distância aos canais fluviais (DCF) distância das áreas urbanas (DAU) e área total de agricultura e pastagem (AGP). A relação entre as variáveis dicotômica e explanatórias foi analisada pelo método de regressão logística, a partir do qual foi calculada a probabilidade de ocorrência de desertificação (Z), utilizada como medida de risco. Os resultados mostraram que as variáveis IVE, TST, DPR, AGP e PRT apresentaram maior correlação com a desertificação e o maior peso na estimativa do risco de desertificação. O modelo RIDES apresentou acurácia de 91.9% no mapeamento de áreas em processos de desertificação, e pode ser utilizado como ferramenta para o monitoramento do risco de desertificação do semiárido brasileiro.

Palavras-chave:

Modelagem geográfica, Sistema de informação geográfica, Regressão logística.

Abstract

Desertification is a current environmental problem that causes the degradation of natural vegetation and soils, reducing the productive potential of agricultural lands. There are few methods in the literature for mapping desertification risk, especially for Brazilian geographical conditions. This study proposes a new geospatial model for mapping desertification risk (RIDES), tested in municipalities of the state of Ceará in the Brazilian semi-arid region. The model uses true desertification areas, mapped by 2020 Sentinel-2A/MSI orbital images visual interpretation, as a dichotomous variable, and the following environmental variables associated to desertification process: average annual precipitation (PRT) from 1990 to 2020; vegetation index (IVE) and land surface temperature (TST), calculated from 2018 to 2020; hypsometric integral of the relief (IHI); topographic position index (IPT); terrain roughness index (IRT); rural population density (DPR) in 2020; distance to river channels (DCF), distance from urban areas (DAU), and total area of agriculture and pasture (AGP). The relationship between the dichotomous and explanatory variables was analyzed using the logistic regression method, from which the probability of desertification occurrence (p) was calculated and used as a risk measure. The results showed that the variables IVE, TST, DPR, AGP, and PRT had the highest correlation with desertification and the most significant weight in estimating desertification risk. The RIDES model had an accuracy of 91.9% in mapping areas undergoing desertification processes and can be used to monitor desertification risk in the Brazilian semi-arid region.

Keywords:

Geographical modeling, Geographical information system, Logistic regression.

I. INTRODUÇÃO

O fenômeno da desertificação está associado a fatores climáticos e a processos induzidos pelas atividades humanas, como o uso e cobertura da terra. Está entre os problemas ambientais mais graves e críticos, influenciado por alterações climáticas (Yue et al., 2023) que afetam regiões áridas, semiáridas e subúmidas, resultando em mudanças rápidas na cobertura vegetal, nas condições hidrológicas e nas propriedades dos solos (Turan et al., 2019). A desertificação se diferencia de outros perigos naturais como incêndios, deslizamentos de terra e inundações, pelo fato de ocorrer em múltiplas escalas e a longo prazo (Briassoulis, 2019).

No mundo, cerca de 10% a 20% das terras secas se encontram degradadas, e a área total desertificada totaliza entre 6 e 12 milhões de km² (UNCCD, 2012). Em consequência das mudanças climáticas ocorreu degradação de 12,6% das terras secas, contribuindo para a desertificação e atingiu 213 milhões de pessoas (Burrell et al., 2020). Além disso, a desertificação tem provocado a perda anual de 12 milhões de hectares de terras aráveis (Rivera-Marin; Dash; Ogutu, 2022). No continente sul-americano, de acordo com a Convenção das Nações Unidas para o Combate à Desertificação (UNCCD), um quinto das terras produtivas poderá ser afetado

pela desertificação até 2025, e as áreas mais suscetíveis à desertificação localizam-se na Argentina, Bolívia, Chile, México, Peru e no Brasil (Vieira et al., 2015).

No Brasil, as áreas desertificadas ou em processo de desertificação ocorrem na região semiárida. A região semiárida brasileira está entre as mais populosas do mundo, e tem apresentado tendência ao ressecamento (Barbosa, 2024). Vieira et al. (2015) constataram que 94% do semiárido brasileiro apresenta média a alta suscetibilidade à desertificação, e que estas áreas aumentaram em aproximadamente 4,6% no período de 2000 a 2010. Estudo realizado por De Moraes et al. (2022) simulou o efeito das variações na precipitação e na temperatura no período de 2021 a 2100 nas áreas suscetíveis a desertificação no Brasil. Os resultados mostraram que um aumento entre 3° e 6° na temperatura média e a diminuição entre 6 e 10% na precipitação poderão aumentar significativamente as áreas de desertificação no semiárido brasileiro. Silva et al. (2024) constataram que os episódios de secas severas no semiárido brasileiro estão associados à maior intensidade do fenômeno climático do El Niño, que é responsável pela queda na precipitação e pela acentuação da desertificação nesta região do Brasil.

A avaliação e o monitoramento da desertificação, fundamentais como estratégias de controle e mitigação deste fenômeno, devem estar baseados, primeiramente, na identificação de variáveis que apresentam maior associação com o processo de degradação das terras secas. O desenvolvimento de metodologias para a avaliação e monitoramento da desertificação são incentivados pela UNCCD, através de planos nacionais de ações (Martínez-Valderrama et al., 2016). Metodologias baseadas em menor número de variáveis e que apresentem maior eficiência necessitam ser desenvolvidas em diferentes escalas (Neto et al., 2021). Aliado a isso, há a necessidade da utilização de indicadores de desertificação que representem a complexidade dos fatores ambientais, econômicos e sociais envolvidos, e o aprimoramento das análises e metodologias aplicadas (Santos et al., 2020). Uma das abordagens adequadas para se avaliar os indicadores de desertificação é a baseada no método estatístico de regressão logística, amplamente aceito e utilizado em diversas áreas do conhecimento. Este método permite estimar a probabilidade da ocorrência de um evento dicotômico associada a um conjunto de variáveis explanatórias, e descreve relações complexas que caracterizam os fenômenos naturais (Dubovyk et al., 2013).

O mapeamento de risco de desertificação baseado em um modelo geoespacial em escala regional é uma ferramenta útil que contribui para a mitigação e o monitoramento das áreas desertificadas. Os mapas de risco de desertificação são fundamentais para a fase de planejamento das atividades de desenvolvimento e adoção de medidas preventivas (Djeddaoui et al., 2017). O presente trabalho tem como objetivo apresentar uma

metodologia baseada em análise geoespacial e no método de regressão logística, aplicado ao mapeamento do risco à desertificação (RIDES). Esta metodologia foi testada para estimar o risco de desertificação em municípios situados na região do semiárido do estado do Ceará, Brasil.

II. MATERIAIS E MÉTODOS

Área de estudo

O semiárido brasileiro ocupa 12% da área do território nacional, onde residem 31 milhões de habitantes, dos quais 38% residem na zona rural (Bernardo et al., 2023; IBGE, 2022). O clima é caracterizado pela acentuada variabilidade sazonal e interanual de precipitação, com anos extremamente secos e outros chuvosos. Os principais fatores que determinam essa variabilidade são a posição geográfica, o relevo, as características da superfície e os sistemas de tempo que atuam na região (Marengo et al., 2011). A estação chuvosa ocorre entre os meses de janeiro a abril, devido a atuação da Zona de Convergência Intertropical (ZCIT), que é modulada pela temperatura da superfície do mar no Atlântico Equatorial (Paredes; Barbosa; Guevara, 2015).

A área de estudo deste trabalho é formada por 49 municípios do estado do Ceará, situados na seção norte da região semiárida, onde o clima predominante é o tropical quente semiárido, com temperaturas que variam de 26°C a 28°C, com um período seco de 9 meses (FUNCEME, 2017) e a precipitação média anual de 809,1 mm em 2020. Os tipos de solos predominantes na área de estudo são os Neossolos Litólicos, o Cambissolo Flúvico, Luvissolos, Nitossolos, Planossolos, Latossolos Vermelho-Amarelo, (Santos et al., 2018), característicos de regiões semiáridas. As unidades fitoecológicas predominantes são caatinga arbustiva aberta, caatinga arbustiva densa e caatinga arbórea (Figueiredo, 1997), que correspondem a caatinga do embasamento cristalino, a qual ocupa maior proporção em área do estado do Ceará (Moro et al., 2015).

A atividade econômica mais importante na área de estudo é a agropecuária, que correspondendo a 95% do valor da produção de pecuária e 83,65% do valor da produção agrícola. Destacam-se os cultivos de feijão, milho, mandioca, castanha de caju e banana; e a criação dos rebanhos de galináceos, bovino e ovino (IPECE, 2017).

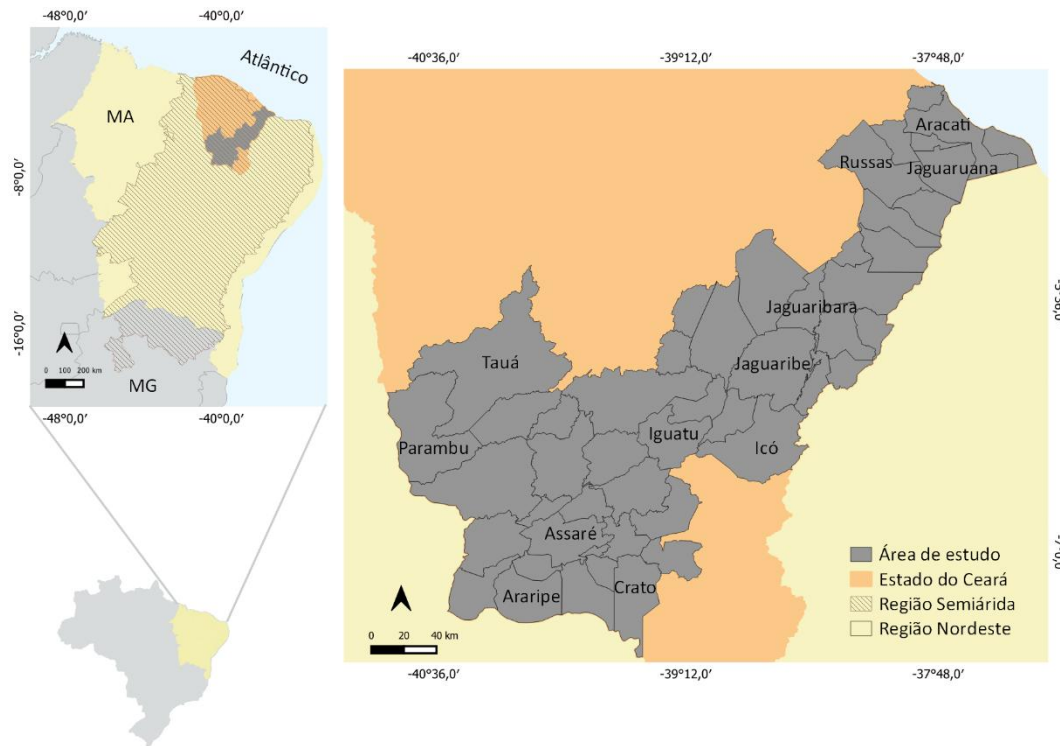


Figura 1 – Localização da área de estudo na região nordeste e no território brasileiro. Fonte: IBGE (2019).

Variável dicotômica

Para se estimar o risco de desertificação foi utilizado o método de regressão logística, considerando-se a relação entre a variável dicotômica dependente *ocorrência de desertificação* (DES) (1 = DES, 0 = Não), e um conjunto de variáveis explanatórias ambientais independentes.

Para a identificação e o mapeamento da variável dicotômica DES (áreas em processo de desertificação) foi utilizado como critério a redução da cobertura vegetal (Kundu et al., 2017). Para isso foi utilizada a composição colorida bandas 4R/3G/2B do sistema sensor Sentinel-2A/MSI, em seguida, foi realizada a sobreposição das áreas suscetíveis à desertificação mapeadas pela Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos (FUNCEME 2016). Para a confirmação do processo de desertificação foi considerada a existência de área degradada maior ou igual a 25% da célula de 1km da grade estatística do IBGE de 2016.

As áreas desertificadas mapeadas foram exportadas de polígono para ponto, o que resultou em 2.977 amostras para as áreas de ocorrência de desertificação (DES = 1) e foram sorteados 2.977 pontos amostrais aleatórios nas áreas de não – ocorrência de desertificação (DES = 0), excluindo-se as áreas corpos d'água e as

áreas em processo de desertificação. Foram separadas 30% destes pontos amostrais para serem utilizados na fase de teste do modelo.

Variáveis exploratórias

Os dados de precipitação média anual (PRT) para o período de 1990 a 2020 gerados pelo ERA5 Land foram adquiridos na plataforma do *Climate Data Store*, por meio da biblioteca *ncdf4* no RStudio (Pierce, 2024). Os valores de precipitação foram convertidos da unidade metros para a unidade milímetros, e em seguida calculada a mediana do período, utilizando-se a opção *raster* no RStudio (Muñoz-Sabater et al., 2021). Em seguida, os dados foram convertidos do formato NetCDF para vetor no QGIS 3.22 e calculada a superfície de tendência de precipitação através do método de interpolação *Inverse Distance Weighted Algorithm* - IDW (Kalipeni; Zulu, 2008).

Para a obtenção dos dados do índice de vegetação (IVE) foram utilizadas as imagens Sentinel-3B/SLSTR, produto *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) (Rouse et al., 1973), relativos a 2018, 2019 e 2020, nos meses de junho a dezembro. As imagens foram reprojetaadas em lote, utilizando-se a função *batch processing* disponível no *software* SNAP. Posteriormente as imagens foram recortadas e calculadas as medianas anuais e calculada a imagem da mediana total (2018, 2019 e 2020), por meio do *plugin* Estatísticas Zonais do QGIS 3.22.

O NDVI é aplicado nos estudos de monitoramento da desertificação, se mostrando em um bom indicador de vegetação (Tomasella et al., 2018). É calculado por meio da Equação 1, gerando um arquivo *raster* com os valores de pixels entre -1,0 e +1,0.

$$NDVI = (NIR - RED) / (NIR + RED) \quad (1)$$

onde NIR e RED são valores de reflectância nas faixas espectrais do infravermelho próximo e do vermelho, respectivamente. Os valores de NDVI < 0,0 podem indicar a presença de nuvens ou corpos d'água; valores de NDVI > 0,7 estão associados à cobertura vegetal densa (Higginbottom; Symeonakis, 2014).

A temperatura de superfície terrestre (TST), um dos principais parâmetros físicos relacionados a processos de superfície terrestre, tem sido utilizada como variável associada a processos de desertificação (Joseph; Gbenga; Langyit, 2018; Jiang; Lin, 2018). Para a aquisição dos dados da TST foram utilizadas 237 imagens do SLSTR-LST, nível 2 referentes a 2018, 2019 e 2020, no período de junho a dezembro, coletadas com frequência diária. As cenas foram reprojetaadas em lote com a função *batch processing* no SNAP. Em seguida, foi calculada a mediana anual e, posteriormente, obteve-se a mediana total com o *plugin* estatísticas zonais. Por

fim, os valores dos pixels foram convertidos da unidade graus Kelvin para graus Celsius. A temperatura da superfície terrestre (TST) foi estimada a partir da Equação 2 (Yang et al., 2020), a qual foi aplicada no processamento dos dados do sensor SLSTR-LST do satélite Sentinel-3A.

$$T_s T = a_{f,i,pw} + b_{f,i}(T_{11} - T_{12})^{\frac{1}{\cos(\frac{\theta}{m})}} + (b_{f,i} + c_{f,i})T_{12} \quad (2)$$

onde $T_s T$ é a temperatura de superfície terrestre; a , b e c são coeficientes; T_{11} e T_{12} são as temperaturas de luminosidade das faixas espectrais da região do termal S8 (10,8 μm) e S9 (12 μm), respectivamente; f corresponde a fração de vegetação; i equivale ao tipo de vegetação; pw é a coluna de vapor d'água; θ é o ângulo de visão zênite do satélite; e m é a variável dependente de θ .

O índice de posição topográfico (IPT) é um algoritmo que calcula a diferença de elevação entre um pixel central e a média de suas células circundantes, dentro de um raio pré-definido (Weiss, 2001; Trentin; Robaina, 2018). Para determinar os valores da variável IPT foi utilizado o modelo digital de elevação SRTM, considerando um raio de 1km, e a ferramenta índice de posição topográfica da biblioteca GDAL do QGIS 3.22. O índice de rugosidade do terreno (IRT) é comumente utilizada em pesquisas de análise de erosão do solo, utilizando dados espectrais do modelo digital de elevação do SRTM (Myina; Gisilanbe; Philip, 2018; Rofita et al., 2021). Dessa forma, para integrar o modelo geoespacial utilizou-se o IRT calculado com a ferramenta índice de rugosidade do terreno da biblioteca GDAL.

A integral hipsométrica (IHI) auxilia na determinação da capacidade erosiva de uma bacia hidrográfica (Sivakumar et al., 2011). É inversamente correlacionada à quantidade de material removido pela erosão (Rosenau, 2004). Assim, para o cálculo da IHI foram utilizados os dados do SRTM e aplicada a Equação 3 (Andreani et al., 2014).

$$HI = \frac{h_{média} - h_{min}}{h_{max} - h_{min}} \quad (3)$$

onde $h_{média}$, h_{min} , e h_{max} , correspondem as elevações média, mínima e máxima, respectivamente.

Para obter a área total de agricultura e pastagem (AGP) foi utilizada a base de dados do Projeto Map Biomas – Coleção 6 (<https://plataforma.brasil.mapbiomas.org/cobertura>), que utiliza imagens da série Landsat. Foram utilizados os dados *raster* das classes agricultura e pastagem do uso e cobertura da terra de 2020 do bioma Caatinga, obtidos através dos *Toolkits* no *Google Earth Engine* (GEE). Com essa ferramenta é possível

exportar o mapa e os valores dos parâmetros estatísticos de área para as geometrias e os períodos de interesse (Souza et al., 2020).

Para a geração da densidade de população rural (DPR) foi utilizada a grade estatística do IBGE, utilizando-se os dados de população rural total nas células da grade estatística do IBGE localizadas nas áreas rurais. Dessa forma, como a área rural da grade é 1 km² a densidade foi calculada pela razão entre população rural total residente na célula e a área da célula. Em seguida, foram gerados os centroides das áreas rurais e associados a estes centroides os valores de DPR. Logo após, os dados de DPR foram interpolados com o algoritmo *Inverse Distance Weighted* – IDW, e o mapa final classificado pelo método quartil.

Para a elaboração do mapa da distância até os canais fluviais (DCF), primeiramente foi gerado um arquivo matricial das isodistâncias até os canais fluviais, tendo como objeto de referência as linhas de talvegue. Em seguida foi criado um mapa de *buffers* de 500 m traçados em torno dos centroides das áreas desertificadas. Logo após foi extraído o valor da média das isodistâncias até o canal fluvial mais próximo, dentro da área do *buffer* de cada centroide separadamente, aplicando-se a operação de estatística zonal. Em seguida, as médias das isodistâncias foram interpoladas por meio do algoritmo IDW.

Para o mapeamento da distância até as áreas urbanas (DAU), primeiramente foram gerados os centroides das áreas urbanas, extraídas utilizando-se a grade estatística do IBGE, e os centroides das áreas degradadas. Em seguida, os arquivos vetoriais dos centroides das áreas urbanas foram exportados para o formato *raster* e construído o mapa das isodistâncias dos centroides das áreas urbanas à área degradada mais próxima, utilizando-se o algoritmo *r.grow.distance* no QGIS 3.22.

Tabela 1 – Materiais utilizados no processamento das variáveis.

Materiais	Tipo	Resolução espacial	Ano	Fonte
Grade estatística	Vetor	1km e 200 m (zona urbana)	2016	IBGE
Rede de drenagem	Vetor	1:100.000	-	ANA
Agricultura e pastagem	Raster	30 m	2020	Mapbiomas
Áreas degradadas	Vetor	-	2016	FUNCEME
Modelo ERA5 - Land	Raster	9 km – 1 km	1990 a 2020	ECMWF
Sentinel – 2/MSI	Raster	10 m	2020	ESA
Sentinel – 3/SLSTR	Raster	1 km	2018 a 2020	ESA
SRTM	Raster	90 m	2020	USGS

Fonte: Elaborado pelos autores (2024).

Os mapas das variáveis exploratórias e o mapa da variável dicotômica, oriundos de diferentes escalas e resoluções espaciais, foram compatibilizados em uma estrutura matricial única, por meio de reamostragem em

células da grade estatística do IBGE, com resolução de 1.000 por 1.000 metros. A análise de regressão logística foi conduzida com base nos valores das variáveis calculados e estimados dentro destas células, e o mapa do risco de desertificação gerado pelo modelo foi representado também nesta estrutura matricial.

A escolha do método estatístico de regressão logística para a construção do modelo geoespacial de risco de desertificação justifica-se pelo fato deste fenômeno ser dicotômico e, por isso, é melhor descrito por modelos estatísticos multivariados (Dubovyk et al., 2013; Mihi et al., 2022). A regressão logística possibilita que seja estimada a relação entre uma variável dependente binária (ocorrência de um evento = 1; não ocorrência de um evento = 0) e um conjunto de variáveis independentes associadas à ocorrência do evento. As equações 4 e 5 representam a relação entre a ocorrência de um evento e as variáveis independentes utilizadas no modelo. A Equação 4 permite calcular a probabilidade de ocorrência de um evento, ou seja, o valor de Z , neste caso corresponde ao risco de desertificação. A Equação 5 (Z) mostra a relação desta probabilidade com as variáveis independentes associadas à desertificação.

$$f(Z) = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \sum \beta_i X_i)}} \quad (4)$$

$$Z = \ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_K X_K \quad (5)$$

Onde, Z é a probabilidade de ocorrência de desertificação, que varia de 0 a 1, α e β são os parâmetros do modelo. Para calcular a probabilidade do risco de desertificação, foram ajustadas as camadas *rasters*, processadas no QGIS 3.22, referentes às variáveis independentes, e em seguida foi aplicada a equação 6 no RStudio.

$$Z = 0.335 + (8.993.AGP) + (-1.692.DAU) + (-0.797.DCF) + (-12.274.DPR) + (-1.231.IHI) + (0.499.IPT) + (-0.857.IRT) + (-15.936.IVE) + (-4.751.PRT) + (14.486.TST) \quad (6)$$

A validação do modelo geoespacial de risco de desertificação foi realizada através da curva *Receiver Operating Characteristic* (ROC) e validação cruzada por *bootstrap* (Kim, 2009). Posteriormente, foi realizada a validação em campo, a partir do sorteio amostral sistemático de 50 pontos, dos quais, 29 estavam localizados em áreas mapeadas como de alto risco ($Z = 0,75 - 1$, 14 em áreas de risco intermediário ($Z = 0,50$) e 7 localizados em áreas de baixo risco ($Z = 0,0 - 0,25$).

III. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os resultados obtidos pelas variáveis independentes através do modelo RIDES indicaram dois grupos de cinco variáveis, conforme os coeficientes na Tabela 2. O primeiro se refere às variáveis IVE, TST, DPR, AGP e PRT que apresentaram alta significância na previsibilidade do risco de desertificação; o segundo grupo é formado pelas variáveis DAU, DCF, IHI, IRT e IPT, que apresentaram baixo nível de significância. Isso, se deve ao fato de que, os coeficientes do grupo 1 resultaram em valores distantes de 1 e $p < 0,0001$. Quanto mais distante o coeficiente estiver de um, sendo valores positivos ou negativos, maior é a influência de uma variável independente sobre a chance de ocorrer um fenômeno (Fernandes et al., 2021).

Tabela 2 – Valores do coeficiente β e de p das variáveis.

Variáveis	β	p
IVE	-15.936	< 0.0001
TST	14.486	< 0.0001
DPR	-12.274	< 0.0001
AGP	8.993	< 0.0001
PRT	-4.751	< 0.0001
DAU	-1.692	0.0907(*)
IHI	-1.231	0.2183(*)
IRT	-0.857	0.3912(*)
DCF	-0.797	0.4257(*)
IPT	0.499	0.6174(*)

Fonte: Elaborado pelos autores (2024).

(*) Variáveis não significantes.

Os valores de precipitação variaram entre 480,53 mm e 1.326,51 mm. As menores médias ocorreram no médio Jaguaribe e no oeste do alto Jaguaribe. Já os maiores volumes pluviométricos foram registrados na Chapada do Araripe e no Maciço do Pereiro. A distribuição da precipitação foi aproximadamente normal, com média de 772,57 mm e desvio padrão de 97,59 mm (Figura 2A). Além disso, foi observada uma relação inversa entre PRT e risco de desertificação: quanto menor o volume de chuvas, maior a suscetibilidade à desertificação. (Figura 3A). Os valores oscilaram entre 21,84°C e 41,46°C. As temperaturas mais altas predominam no médio Jaguaribe, enquanto as mais baixas ocorrem na Chapada do Araripe. A distribuição tem leve assimetria à direita, com média de 33,02°C e desvio padrão de 3,24°C (Figura 2B). A variável TST apresentou alta significância no modelo RIDES, sendo diretamente associada ao risco de desertificação (Figura 3B). Os valores de IVE variaram entre -0,02 e 0,63, com maior predominância de baixos índices no médio Jaguaribe e os maiores no centro-sul do alto e baixo Jaguaribe, onde a vegetação se mantém mais preservada. A distribuição mostra leve assimetria

à direita (média de 0,29; desvio padrão de 0,06) (Figura 2C). O IVE apresentou o maior peso no modelo estatístico, com forte relação inversa com o risco de desertificação, ou seja, as áreas com menor atividade fotossintética são mais vulneráveis ao processo.a (Figura 3C).

O índice de rugosidade do terreno (IRT) variou de 0,0 a 317,90, com predomínio de baixa rugosidade na maior parte da área. Os maiores valores aparecem no alto e médio Jaguaribe, especialmente no entorno do Maciço do Pereiro. Apesar disso, o IRT não foi estatisticamente significativo para o risco de desertificação (Figura 2D), sugerindo que outras formas de erosão, além da hídrica, podem estar atuando na região (Figura 3D). A integral hipsométrica (IHI) obteve valores que oscilaram entre 0,0 e 0,53. As áreas com menores valores (cerca de 0,18), que indicam relevo mais convexo e paisagens mais antigas, concentram-se no baixo e médio Jaguaribe. A variável não apresentou significância estatística (Figura 2E), mas a relação inversa com o risco de desertificação reforça que terrenos com longa história de denudação tendem a ser mais suscetíveis (Figura 3E). O índice de posição topográfico (IPT) variou de -52,09 a 33,10. Valores negativos indicam vales e positivos, topos de morros. Os maiores contrastes altimétricos estão no médio e alto Jaguaribe, enquanto o baixo Jaguaribe apresenta maior planície. A variável não foi significativa (Figura 2F) para desertificação, embora esteja associada a processos erosivos (Figura 3F).

A área total de agricultura e pastagem (AGP) totalizou 12.806.660 m² com predomínio no médio Jaguaribe. No alto Jaguaribe, essas atividades ocorrem principalmente nas regiões nordeste e noroeste. A AGP apresentou associação direta e significativa com o risco de desertificação, reforçando que o uso intensivo da terra contribui para a degradação ambiental (Figura 3G). A distância até as áreas urbanas (DAU) tem variação entre 512,51 m e 19.573,35 m. No médio Jaguaribe, as áreas mais próximas estão na parte leste-sul e as mais afastadas no centro-norte. A variável não apresentou significância estatística (Figura 2G), embora os valores mais baixos estejam associados à presença de infraestrutura e menor isolamento (Figura 3H). A distância até os canais fluviais (DCF) variou entre 610,53 m e 55.280,66 m. As maiores distâncias foram encontradas a oeste do médio Jaguaribe e no sudoeste do alto Jaguaribe. Apesar disso, a variável não apresentou significância (Figura 2H) estatística no modelo de risco de desertificação (Figura 3I). A densidade de população (DPR) variou de 0,0 até 398,2 hab/km². No alto Jaguaribe, destacam-se áreas com densidades de 132,7 hab/km² no sudeste e nordeste. No médio Jaguaribe, prevalecem baixas densidades rurais; já no baixo Jaguaribe, há concentrações ao longo do rio Jaguaribe. A DPR apresentou relação inversa e significativa com o risco de desertificação (Figura 2I), quanto menor a densidade, maior a vulnerabilidade ambiental (Figura 3J).

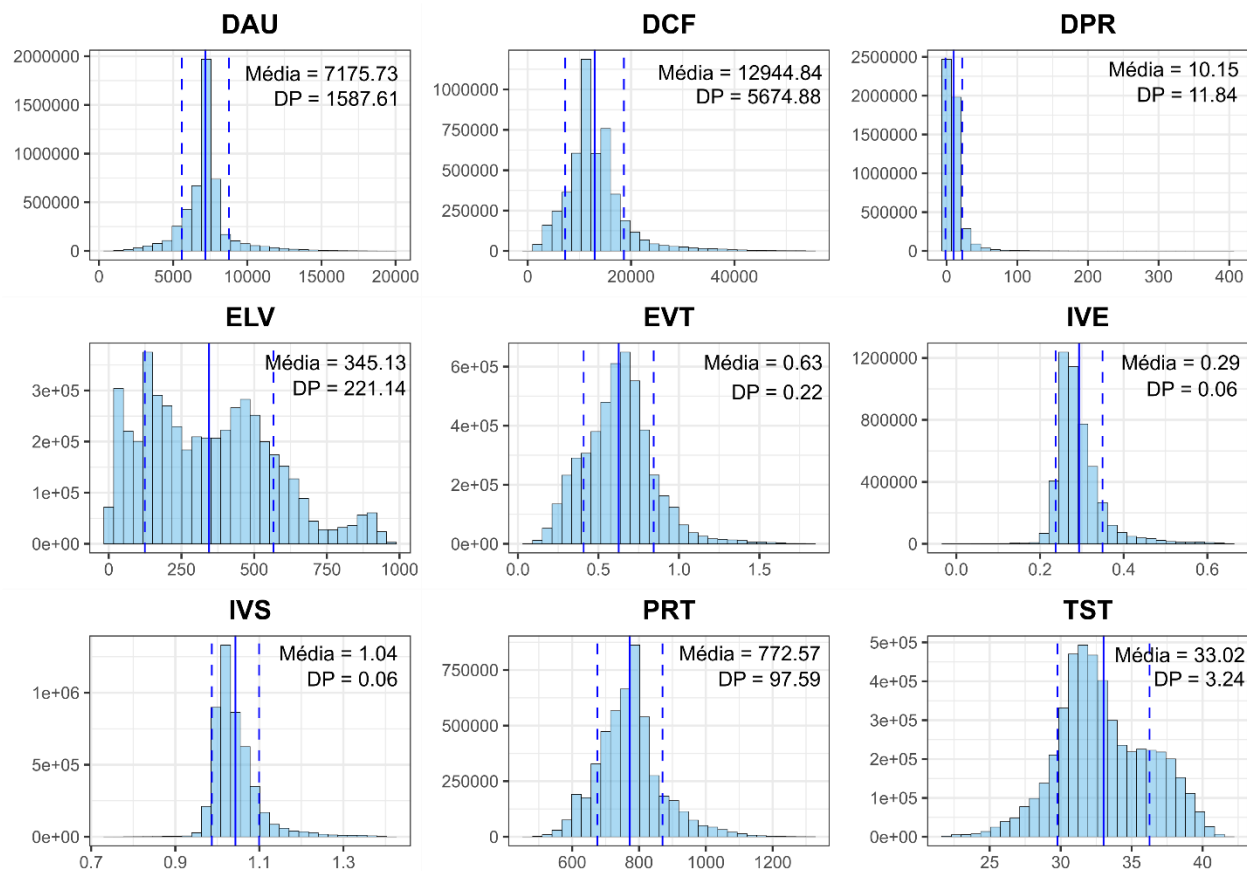


Figura 2 – Histogramas de distribuição das variáveis exploratórias. Fonte: Elaborado pelos autores (2024).

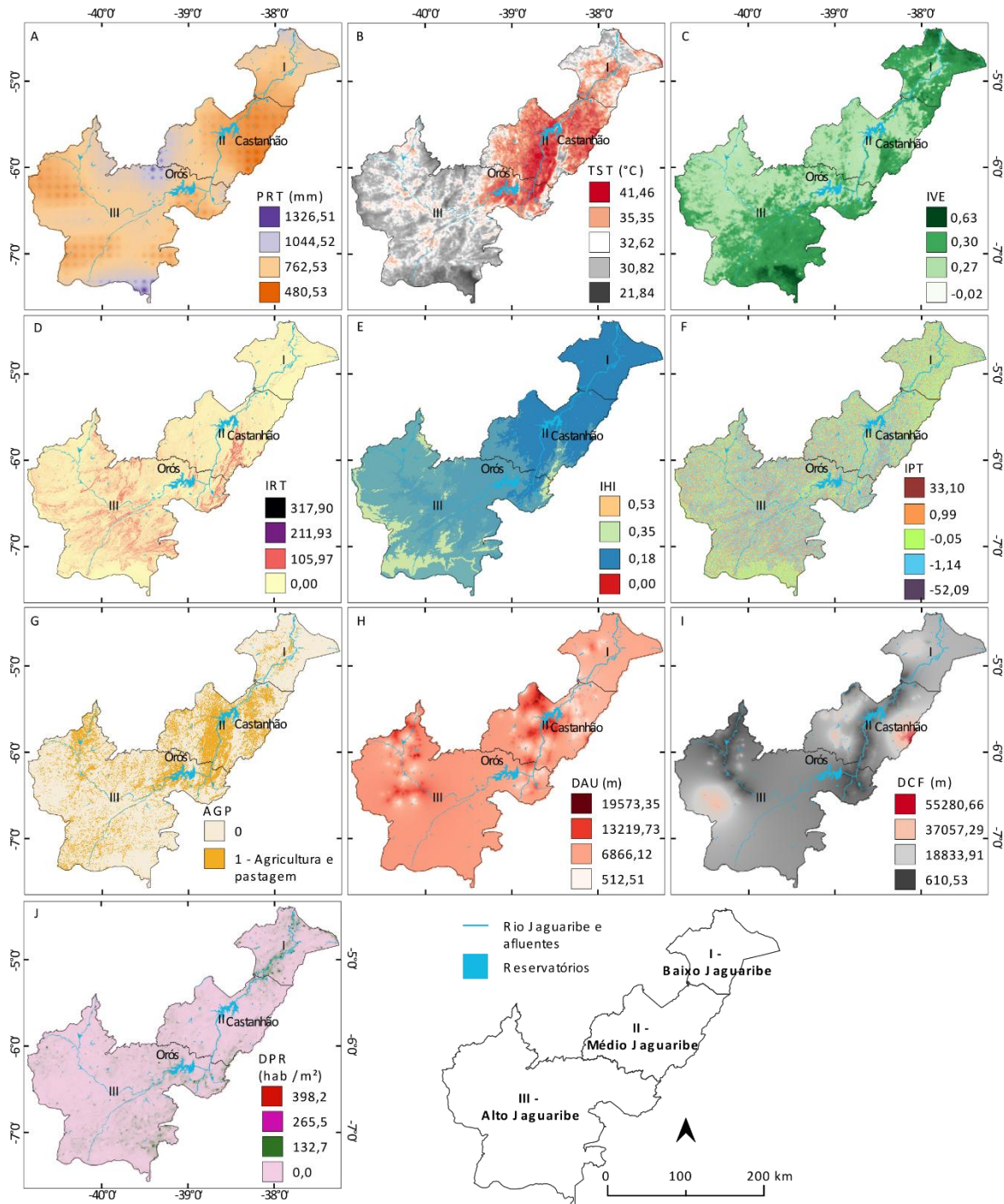


Figura 3 – Mapas temáticos das variáveis independentes. Fonte: Elaborado pelos autores (2024).

Dentre as variáveis que apresentaram alto nível de significância ($p < 0,05$) destaca-se o IVE com parâmetro ($\beta = -15.396$; $p < 0,0001$), indicando que o baixo nível de atividade fotossintética (baixos valores de NDVI)) apresentam maior peso no risco de desertificação. Esta constatação foi obtida também por Djeddaoui et al. (2017) e Mihi et al. (2022), em pesquisas realizadas no norte da Argélia. Isso significa que o índice de vegetação

baseado no NDVI é um bom indicador de desertificação, embora seu desempenho dependa da região e do bioma estudado.

A variável TST ($\beta = 14,486$; $p < 0,0001$) apresentou também associação com o risco de desertificação no modelo RIDES, embora no estudo de Djeddaoui et al. (2017) esta variável não tenha sido significativa para a desertificação. Deng et al. (2018), Qiao et al. (2021) e Kumar et al. (2022) destacaram a relevância da temperatura de superfície para avaliar a desertificação.

A DPR ($\beta = -12,274$; $p < 0,0001$) apresentou alta significância, com relação inversa, uma vez que nas áreas com alto risco de desertificação foram constatadas baixas densidades populacionais. A variável AGP ($\beta = 8,993$; $P < 0,0001$), que também apresentou alta significância, esteve diretamente relacionada ao processo de desertificação. Esta nossa constatação é corroborada por Djeddaoui et al. (2017) em estudo que concluiu que as áreas com grande concentração de pastagens são as causas mais comuns da desertificação no norte da Argélia. Nesta área, segundo os autores, as pastagens são 2.22 vezes mais suscetíveis à desertificação.

Outra variável com alta significância é a PRT ($\beta = -4,751$; $p < 0,0001$), que apresentou relação inversa com a desertificação, ou seja, nas áreas de baixo volume pluviométrico é maior a probabilidade de ocorrer a desertificação. Essa condição está associada com os eventos extremos de seca e o índice de aridez, fatores determinantes para se avaliar a desertificação (Vieira, 2015; Mihi, 2022).

As variáveis DAU ($\beta = -1,692$; $p = 0,0907$;) e IHI ($\beta = -1,231$; $p = 0,2183$;) não foram estatisticamente significativas em relação à ocorrência de áreas em processo de desertificação; contudo, a relação de IHI com a desertificação é inversa. Os baixos valores de IHI remetem ao avançado e longo processo de denudação ou paisagens antigas (Santos et al., 2019). Isso indica que o risco de desertificação é maior nas áreas de paisagens antigas.

As variáveis IPT ($\beta = 0,499$; $p = 0,6174$;) e IRT ($\beta = -0,857$; $p = 0,3912$) e DCF ($\beta = -0,797$; $p = 0,4257$) também não foram significativas. O índice de posição topográfico e o índice de rugosidade do terreno estão relacionados à erosão hídrica. Este resultado pode sugerir, em tese, que há outras formas de erosão atuando na área, não captadas por estes índices.

O mapa de risco de desertificação dos municípios das bacias do rio Jaguaribe, com valores variando de 0,0 (risco mínimo) a 1,0 (risco máximo) é apresentado na Figura 4. As áreas de maior densidade de desertificação estão localizadas predominantemente no médio Jaguaribe. Este resultado está coerente, em parte, com as áreas fortemente degradadas mapeadas pela FUNCEME em 2016.

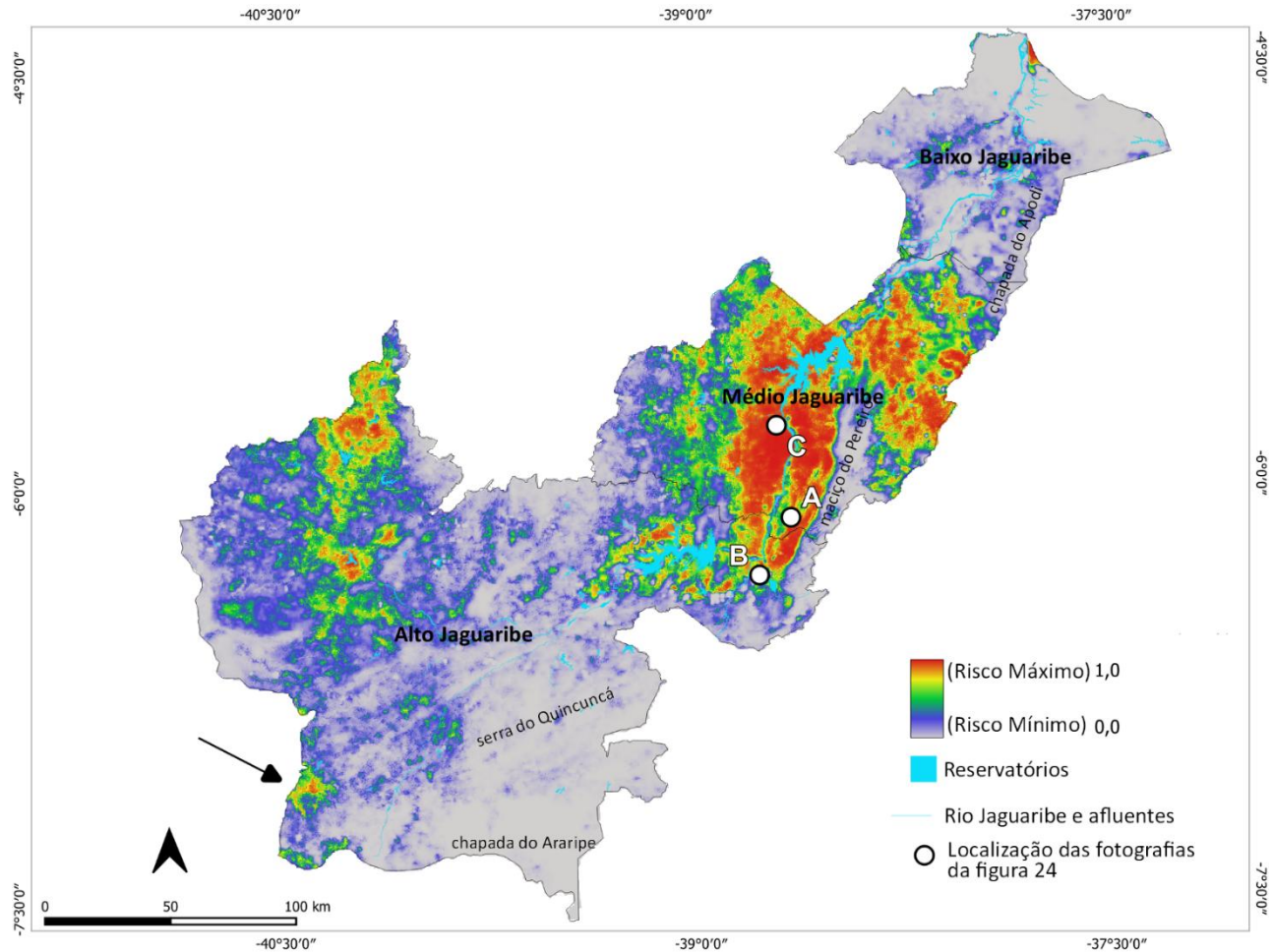


Figura 4 – Mapa do risco de desertificação gerado pelo modelo geoespacial de risco de desertificação RIDES. Fonte: Elaborado pelos autores (2024).

O modelo gerado abrange uma área total de 47.663 km². As regiões com valores mais elevados de risco à desertificação ocupam uma área de 3.381 km² e correspondem a cerca de 7% da área total do modelo. Por outro lado, as regiões de baixo risco à desertificação correspondem a aproximadamente 74% da área total, abrangendo 35.444 km².

Ao comparar os resultados com os dados da área de estudo fornecidos pela FUNCEME, que delimitam regiões degradadas sem nenhum valor de risco associado, verifica-se que estas correspondem a 5.066 km² na área de estudo. Dentro destes limites, as áreas classificadas pelo presente modelo como alto risco à desertificação correspondem a 2.006 km², equivalentes a 39,6% da área delimitada pela FUNCEME, enquanto as áreas de baixo risco geradas a partir do modelo correspondem a 19,3%, totalizando 976 km².

Comparando-se as áreas classificadas como de alto risco pelo presente modelo (3.381 km²) com as áreas já identificadas como degradadas pela FUNCEME dentro destes limites (2.006 km²), observa-se um aumento de

69% na capacidade de detecção de áreas críticas. Este resultado sugere que o modelo identificou as áreas já reconhecidas como degradadas e potencialmente novas áreas vulneráveis (Tabela 3). Ademais, este trabalho contribui significativamente para a base de dados existente, ao atribuir valores de probabilidade de risco em uma região anteriormente apenas delimitada, proporcionando, assim, uma avaliação mais detalhada e quantitativa do risco à desertificação.

Tabela 3 – Valores das áreas das classes de risco do modelo RIDES e das áreas mapeadas pela FUNCEME na área de estudo.

Classe de Risco	Área do Modelo (km ²)	Área do Modelo (%)	Área nas Regiões da FUNCEME (km ²)	Área nas regiões da FUNCEME
Muito Baixo	35.444,18	74,4%	976,59	19,3%
Baixo	3.825,58	8,0%	628,64	12,4%
Moderado	2.564,62	5,4%	639,78	12,6%
Alto	2.447,64	5,1%	815,02	16,1%
Muito Alto	3.381,54	7,1%	2.006,60	39,6%
Total	47.663,56	100%	5.066,63	100%

Fonte: Elaborado pelos autores (2024).

Nesse contexto, o mapa gerado pelo modelo aqui proposto apresentou maior detalhamento de áreas com risco de desertificação, de forma espacialmente contínua, sem rupturas abruptas entre valores de baixo e alto riscos, pois inclui as classes intermediárias transicionais. Observa-se no mapa produzido pelo modelo RIDES a presença de manchas de alto risco (0,75-1,0) situadas no extremo oeste do Alto Jaguaribe e uma pequena mancha, próxima à foz do rio Jaguaribe, onde, possivelmente há a presença de dunas móveis, que foram classificadas como área com alto risco (0,75-1,0) de desertificação. Um fato inédito é a presença de uma pequena mancha, entre riscos alto (0,75-1,0) e intermediário (0,50), situadas nos municípios de Campos Sales e Salitre (apontados pela seta no mapa da figura 4), situados no sudoeste da área de estudo, no Alto Jaguaribe.

O mapa produzido pelo modelo RIDES representa manchas de alto risco que possuem núcleos centrais contornados por níveis de risco intermediários e transicionais na forma de superfície contínua. Esta continuidade se constitui em zona de amortecimento situada entre os níveis extremos, ou seja, o alto (0,75-1,0) e o baixo risco (0,0-0,25). Outro fator importante, refere-se à maior porção de alto risco situada nos municípios de Jaguaribe e Jaguariara, localizados à sotavento do maciço do Pereiro no Médio Jaguaribe.

Já os municípios de Pereiro e Ererê (Médio Jaguaribe), posicionados à barlavento do maciço do Pereiro, possuem riscos de desertificação de baixo (0,0-0,25) a intermediário (0,50). Isso, possivelmente pode estar associado ao baixo volume de precipitação nas áreas localizadas à sotavento. Por outro lado, os municípios de Iracema, Potiretama, Alto Santo e Tabuleiro do Norte (Médio Jaguaribe) possuem núcleos centrais de alto risco (0,75-1,0), e não apresentam influência de uma barreira geomorfológica definida.

O mapa de risco produzido pelo modelo foi avaliado em campo, em áreas classificadas de acordo com os níveis de risco. As áreas com baixo risco apresentaram cobertura vegetal mais densa, formadas pelas fitofisionomias caatinga arbórea e arbustiva, distribuídas em áreas com relevo montanhoso (Figura 5A). Nas áreas com risco intermediário foram constatadas a presença de solo exposto e menor densidade de cobertura vegetal (Figura 5B), enquanto as áreas com alto risco apresentaram extensa superfícies com solo desnudo e marcas de erosão (Figura 5C). Observou-se que a menor densidade de cobertura vegetal está associada ao aumento do risco de desertificação. As áreas com maior probabilidade de ocorrência de desertificação foram caracterizadas pelo relevo plano com baixa rugosidade, propícias à agricultura e à pastagem. Estas áreas possuem baixo volume pluviométrico, baixa produtividade fotossintética, baixa densidade populacional rural e alta temperatura de superfície.

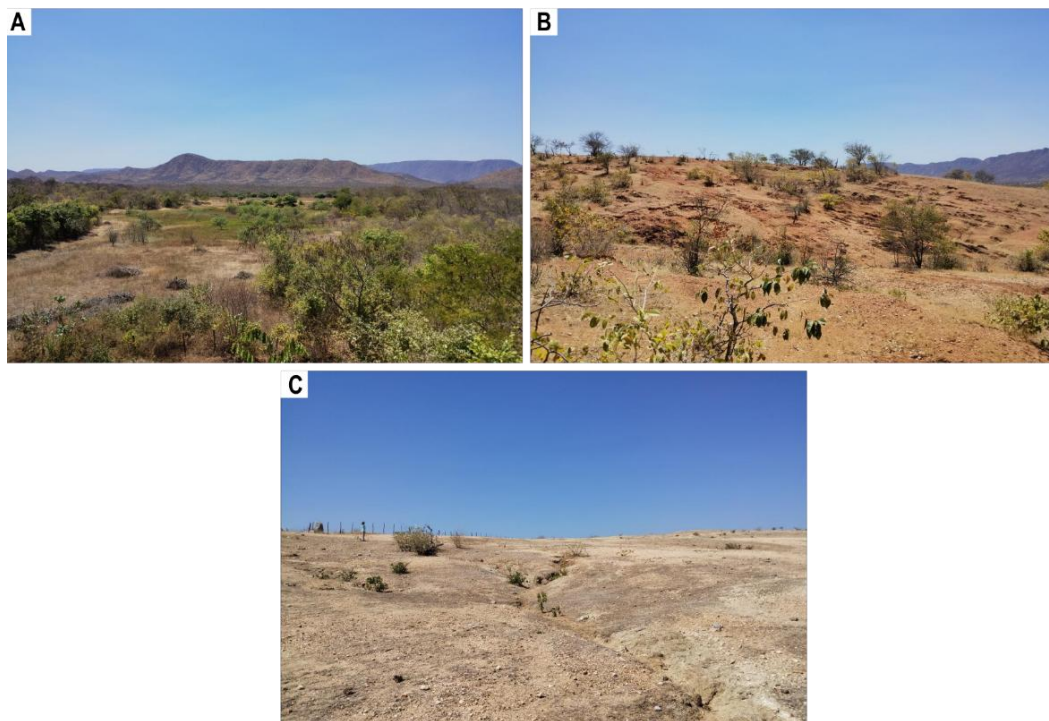


Figura 5 – Áreas de risco de desertificação: baixo risco (A); intermediário (B); alto risco (C). Fonte: Elaborado pelos autores (2024).

O valor da área sob a curva *Receiver Operating Characteristic* (ROC) é de 0,919, ou seja, equivalente ao nível de precisão de 91,9% em uma escala de 0,0 a 100% Isso indica que o modelo apresentou bom desempenho na previsibilidade de ocorrência de desertificação. A estimação do modelo realizada com o *bootstrap* gerou 1.000 modelos que resultaram no intervalo de confiança entre 92.9% e 93.2% da área sob a curva ROC, o que indica estabilidade do modelo (Figura 6).

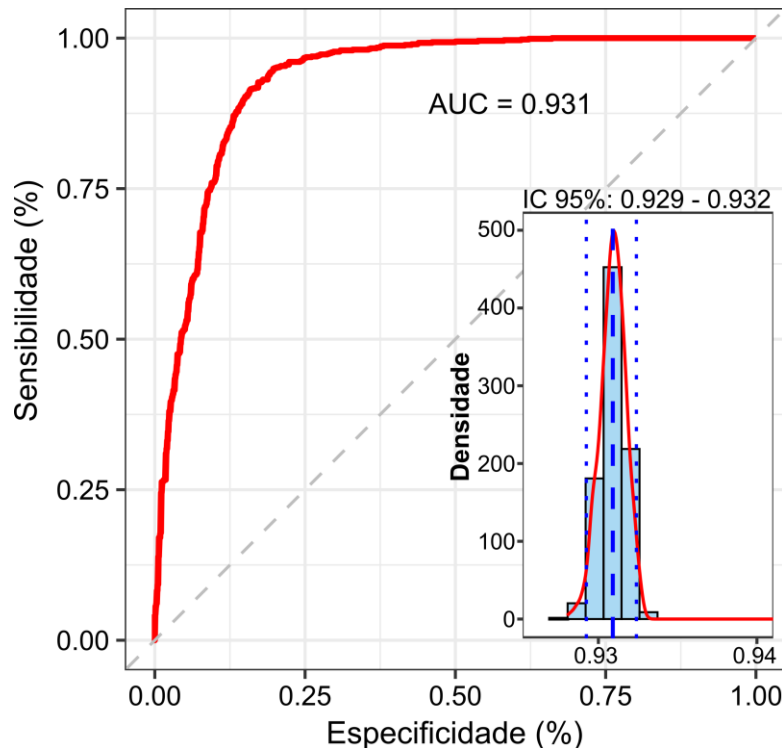


Figura 6 – Área sob a curva *Receiver Operating Characteristic* (ROC). Fonte: Elaborado pelos autores (2024).

IV. CONCLUSÕES

O modelo geoespacial de risco de desertificação RIDES proposto neste artigo mostrou-se um instrumento eficiente para mapear o risco de desertificação baseado na probabilidade calculada a partir do modelo de regressão logística. A confiabilidade do modelo foi validada estatisticamente com dados de campo, e os resultados apresentaram boa acurácia e a estabilidade. para o seu uso no semiárido do Nordeste brasileiro. Recomenda-se que o modelo seja testado também em outras áreas tropicais e subtropicais que reúnam condições favoráveis a ocorrência de desertificação.

Os coeficientes das variáveis explanatórias independentes constituem dados valiosos para avaliar a sua contribuição à ocorrência da desertificação. As variáveis associadas de forma significativa à desertificação, como a temperatura de superfície (TST), o índice de vegetação (IVE), a densidade de população rural (DPR), a área

total de agricultura e pastagem (AGP) e a precipitação média anual (PRT), indicam que as áreas em processo de desertificação apresentam alta temperatura de superfície, baixo índice de vegetação, baixa densidade populacional rural, presença de agricultura e pastagem e menores valores de precipitação média anual. As variáveis geomorfológicas não se mostraram estatisticamente significantes, porém a variável integral hipsométrica (IHI) possui importância quanto à espacialização, sobretudo nas áreas de alto risco, indicando que essas áreas correspondem às paisagens antigas que foram dissecadas.

Com isso, pode-se afirmar que o modelo RIDES é um instrumento que pode auxiliar na tomada de decisão na gestão territorial, como uma ferramenta e uma metodologia para o zoneamento e o monitoramento da desertificação.

Agradecimentos

Agradecemos à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior pelo financiamento desta pesquisa através da concessão da bolsa de estudo.

V. REFERÊNCIAS

ANDREANI, L.; STANEK, K.; GLOAGUEN, R.; KRENTZ, O.; DOMÍNGUEZ-GONZÁLEZ, L. DEM-based analysis of interactions between tectonics and landscapes in the Ore Mountains and Eger Rift (East Germany and NW Czech Republic). *Remote Sensing*, [s. l.], v. 6, n. 9, p. 7971–8001, 2014.

BARBOSA, H. A. Understanding the rapid increase in drought stress and its connections with climate desertification since the early 1990s over the Brazilian semi-arid region. *Journal of Arid Environments*, [s. l.], v. 222, p. 105142, 2024. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0140196324000223>. Acesso em: 11 jun. 2025.

BERNARDO, T. R. R.; GONÇALVES, M. F.; DE MATOS, M. M.; PINHO, H. J.; CARVALHO, G. B. Censo Demográfico 2022. 2023. Disponível em: https://www.bnb.gov.br/s482-dspace/bitstream/123456789/1799/5/2023_CDPR_PE.pdf.

BRIASSOULIS, H. Combating Land Degradation and Desertification: The Land-Use Planning Quandary. *Land*, [s. l.], v. 8, n. 2, p. 27, 2019. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2073-445X/8/2/27>. Acesso em: 9 abr. 2024.

BURRELL, A. L.; EVANS, J. P.; DE KAUWE, M. G. Anthropogenic climate change has driven over 5 million km² of drylands towards desertification. *Nature communications*, [s. l.], v. 11, n. 1, p. 1–11, 2020. Disponível em: <https://www.nature.com/articles/s41467-020-17710-7>. Acesso em: 31 ago. 2024.

DE MORAES, J. B.; WANDERLEY, H. S.; DELGADO, R. C. Areas susceptible to desertification in Brazil and projected climate change scenarios. *Natural Hazards*, [s. l.], 2022. Disponível em: <https://link.springer.com/10.1007/s11069-022-05724-x>. Acesso em: 11 jun. 2025.

DJEDDAOUI, F.; CHADLI, M.; GLOAGUEN, R. Desertification Susceptibility Mapping Using Logistic Regression Analysis in the Djelfa Area, Algeria. *Remote Sensing*, [s. l.], v. 9, n. 10, p. 1031, 2017. Disponível em: <http://www.mdpi.com/2072-4292/9/10/1031>. Acesso em: 17 abr. 2022.

DUBOVYK, O.; MENZ, G.; CONRAD, C.; KAN, E.; MACHWITZ, M.; KHAMZINA, A. Spatio-temporal analyses of cropland degradation in the irrigated lowlands of Uzbekistan using remote-sensing and logistic regression modeling. *Environmental Monitoring and Assessment*, [s. l.], v. 185, n. 6, p. 4775–4790, 2013. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s10661-012-2904-6>. Acesso em: 21 out. 2021.

FIGUEIREDO, M. A. A cobertura vegetal do estado do Ceará (unidades fitoecológicas). In: Governo do Ceará. Fortaleza: IPLANCE, 1997. 1997.(Atlas do Ceará). v. 1.

FUNCEME. Precipitação Média Anual. Em: FUNDAÇÃO CEARENSE DE METEOROLOGIA E RECURSOS HÍDRICOS. 2017. Disponível em: http://www.funceme.br/?page_id=2696. Acesso em: 21 out. 2021.

HIGGINBOTTOM, T. P.; SYMEONAKIS, E. Assessing Land Degradation and Desertification Using Vegetation Index Data: Current Frameworks and Future Directions. *Remote Sensing*, [s. l.], v. 6, n. 10, p. 9552–9575, 2014. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2072-4292/6/10/9552>. Acesso em: 9 abr. 2024.

IBGE. Censo 2022 | IBGE. [S. l.: s. n.], 2022. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/trabalho/22827-censo-demografico-2022.html>. Acesso em: 31 ago. 2024.

IPECE. Sistema de Informações Geossocioeconômicas do Ceará. [S. l.: s. n.], 2017. Disponível em: <http://ipecedata.ipece.ce.gov.br/ipece-data-web/module/perfil-municipal.xhtml>. Acesso em: 26 abr. 2022.

JIANG, M.; LIN, Y. Desertification in the south Junggar Basin, 2000–2009: Part I. Spatial analysis and indicator retrieval. *Advances in Space Research*, [s. l.], v. 62, n. 1, p. 1–15, 2018. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0273117717308499>. Acesso em: 29 out. 2021.

KALIPENI, E.; ZULU, L. Using GIS to Model and Forecast HIV/AIDS Rates in Africa, 1986–2010. *The Professional Geographer*, [s. l.], v. 60, n. 1, p. 33–53, 2008. Disponível em: <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00330120701724061>. Acesso em: 5 abr. 2022.

KIM, J. -H. Estimating classification error rate: Repeated cross-validation, repeated hold-out and bootstrap. *Computational Statistics & Data Analysis*, [s. l.], v. 53, n. 11, p. 3735–3745, 2009. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167947309001601>. Acesso em: 30 ago. 2024.

KUNDU, A.; PATEL, N. R.; SAHA, S. K.; DUTTA, D. Desertification in western Rajasthan (India): an assessment using remote sensing derived rain-use efficiency and residual trend methods. *Natural Hazards*, [s. l.], v. 86, n. 1, p. 297–313, 2017. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s11069-016-2689-y>. Acesso em: 17 abr. 2022.

MARENGO, J. A.; ALVES, L. M.; BESERRA, E. A.; LACERDA, F. F. Variabilidade e mudanças climáticas no semiárido brasileiro. *Recursos hídricos em regiões áridas e semiáridas*, [s. l.], v. 1, p. 385–422, 2011.

MARTÍNEZ-VALDERRAMA, J.; IBÁÑEZ, J.; DEL BARRIO, G.; SANJUÁN, M. E.; ALCALÁ, F. J.; MARTÍNEZ-VICENTE, S.; RUIZ, A.; PUIGDEFÁBREGAS, J. Present and future of desertification in Spain: Implementation of a surveillance system to prevent land degradation. *Science of The Total Environment*, [s. l.], v. 563–564, p. 169–178, 2016. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0048969716307483>. Acesso em: 17 abr. 2022.

MIHI, A.; GHAZELA, R.; WISSAL, D. Mapping potential desertification-prone areas in North-Eastern Algeria using logistic regression model, GIS, and remote sensing techniques. *Environmental Earth Sciences*, [s. l.], v. 81, n. 15, p. 385, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s12665-022-10513-7>. Acesso em: 9 abr. 2024.

MORO, M. F.; MACEDO, M. B.; MOURA-FÉ, M. M.; CASTRO, A. S. F.; COSTA, R. C. Vegetação, unidades fitoecológicas e diversidade paisagística do estado do Ceará. *Rodriguésia*, [s. l.], v. 66, n. 3, p. 717–743, 2015. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2175-78602015000300717&lng=pt&tlng=pt. Acesso em: 1 dez. 2021.

MUÑOZ-SABATER, J.; DUTRA, E.; AGUSTÍ-PANAREDA, A.; ALBERGEL, C.; ARDUINI, G.; BALSAMO, G.; BOUSSETTA, S.; CHOULGA, M.; HARRIGAN, S.; HERSBACH, H.; MARTENS, B.; MIRALLES, D. G.; PILES, M.; RODRÍGUEZ-FERNÁNDEZ, N. J.; ZSOTER, E.; BUONTEMPO, C.; THÉPAUT, J. -N. ERA5-Land: a state-of-the-art global reanalysis dataset for land applications. *Earth System Science Data*, [s. l.], v. 13, n. 9, p. 4349–4383, 2021. Disponível em: <https://essd.copernicus.org/articles/13/4349/2021/>. Acesso em: 23 nov. 2021.

MYINA, I. S.; GISILANBE, S. A.; PHILIP, H. J. Soil Survey Analysis Using Terrain Ruggedness and Normalized Difference Vegetation Index in Wafongo-Yola Terrain, Northeast Nigeria. *International Journal of Plant & Soil Science*, [s. l.], v. 25, n. 4, p. 1–8, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.9734/IJPSS/2018/38026>. Acesso em: 9 abr. 2024.

NETO, J. F. C.; JARDIM, A. M. R. F.; SOUZA, L. S. B.; SILVA, T. G. F. Desertificação: uma visão geral dos processos e conceitos, fundamentados em aplicação de índices orbitais através do sensoriamento remoto. *Research, Society and Development*, [s. l.], v. 10, n. 11, p. e585101119950–e585101119950, 2021. Disponível em: <https://rsdjournal.org/index.php/rsd/article/view/19950>. Acesso em: 9 abr. 2024.

PAREDES, F. J.; BARBOSA A, H.; GUEVARA, E. Análisis espacial y temporal de las sequías en el nordeste de Brasil. *Agriscientia*, [s. l.], v. 32, n. 1, p. 1–14, 2015. Disponível em: http://www.scielo.org.ar/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S1668-298X2015000100001&lng=es&nrm=iso&tlng=es. Acesso em: 9 abr. 2024.

ROFITA; UTAMI, S. N. H.; MAAS, A.; NURUDIN, M. Spatial distribution of soil morphology and physicochemical properties to assess land degradation under different NDVI and TRI in north Halmahera, Indonesia. [s. l.], 2021. Disponível em: <https://www.cabidigitallibrary.org/doi/full/10.5555/20210481996>. Acesso em: 9 abr. 2024.

ROSENAU, M. R. Tectonics of the Southern Andean Intra-arc Zone (38° - 42°S). 2004. - Freie Universität Berlin, [s. l.], 2004. Disponível em: <https://refubium.fu-berlin.de/handle/fub188/1944>. Acesso em: 31 jul. 2024.

SANTOS, J. M.; ARAÚJO, S. M. S.; SUETERGARAY, D. M. A. Solo histórico da desertificação no Brasil. *Em: REVISÕES DE LITERATURA DA GEOMORFOLOGIA BRASILEIRA*. [S. l.: s. n.], 2020. Disponível em: http://lsie.unb.br/ugb/livro/Cap36_Santos%20et%20al%201002-1030%20v2.pdf. Acesso em: 4 maio 2022.

SANTOS, H. G.; JACOMINE, P. K. T.; ANJOS, L. H. C.; OLIVEIRA, V. A.; LUMBRERAS, J. F.; COELHO, M. R.; ALMEIDA, J. A.; ARAUJO FILHO, J. C.; OLIVEIRA, J. B.; CUNHA, T. J. F. Sistema Brasileiro de Classificação de Solos. [S. l.]: Brasília, DF: Embrapa, 2018., 2018. 2018. Disponível em: <http://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/handle/doc/1094003>. Acesso em: 9 abr. 2024.

SANTOS, M.; LADEIRA, F. S. B.; BATEZELLI, A. Indicadores geomórficos aplicados à investigação de deformação tectônica: uma revisão geomorphic indexes applied to tectonic deformation study: a review. *Revista Brasileira de Geomorfologia*, [s. l.], v. 20, n. 2, 2019. Disponível em:

<https://pdfs.semanticscholar.org/868c/3f283ef178d063851b6dea56789622704f72.pdf>. Acesso em: 9 abr. 2024.

SILVA, J. L. P.; DA SILVA JUNIOR, F. B.; DE SOUZA SANTOS, J. P. A.; DOS SANTOS ALMEIDA, A. C.; DA SILVA, T. G. F.; OLIVEIRA-JÚNIOR, J. F. de; ARAÚJO JÚNIOR, G. N.; SCHEIBEL, C. H.; DA SILVA, J. L. B.; DE LIMA, J. L. M. P. Semi-Arid to Arid Scenario Shift: Is the Cabrobó Desertification Nucleus Becoming Arid? *Remote Sensing*, [s. l.], v. 16, n. 15, p. 2834, 2024. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2072-4292/16/15/2834>. Acesso em: 11 jun. 2025.

SIVAKUMAR, V.; BIJU, C.; DESHMUKH, B. Hypsometric analysis of Varattaru river basin of Harur taluk, Dharmapuri districts, Tamilnadu, India using geomatics technology. *International journal of Geomatics and Geosciences*, [s. l.], v. 2, n. 1, p. 241–247, 2011. Disponível em: <https://www.indianjournals.com/ijor.aspx?target=ijor:ijggs&volume=2&issue=1&article=021>. Acesso em: 9 abr. 2024.

TOMASELLA, J.; SILVA PINTO VIEIRA, R. M.; BARBOSA, A. A.; RODRIGUEZ, D. A.; OLIVEIRA SANTANA, M.; SESTINI, M. F. Desertification trends in the Northeast of Brazil over the period 2000–2016. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, [s. l.], v. 73, p. 197–206, 2018. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S030324341830607X>. Acesso em: 21 out. 2021.

TRENTIN, R.; ROBAINA, L. E. S. Study of the landforms of the Ibicuí river basin with use of topographic position index. *Revista Brasileira de Geomorfologia*, [s. l.], v. 19, n. 2, 2018. Disponível em: <https://www.rbgeomorfologia.org.br/rbg/article/view/1383>. Acesso em: 9 abr. 2024.

TURAN, İ. D.; DENGİZ, O.; ÖZKAN, B. Spatial assessment and mapping of soil quality index for desertification in the semi-arid terrestrial ecosystem using MCDM in interval type-2 fuzzy environment. *Computers and Electronics in Agriculture*, [s. l.], v. 164, p. 104933, 2019. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168169919303990>. Acesso em: 18 abr. 2022.

UNCCD. High-level meeting on addressing desertification, land degradation and drought in the context of sustainable development and poverty eradication. [S. l.]: A/65/861, 2012.

VIEIRA, R.; TOMASELLA, J.; ALVALÁ, R.; SESTINI, M.; AFFONSO, A.; RODRIGUEZ, D.; BARBOSA, A.; CUNHA, A. P.; VALLES, G.; CREPANI, E.; OLIVEIRA, S.; SOUZA, M.; CALIL, P.; CARVALHO, M.; VALERIANO, D.; CAMPELLO, F.; SANTANA, M. Identifying areas susceptible to desertification in the Brazilian Northeast. *Solid Earth*, [s. l.], v. 6, p. 347–360, 2015.

WEISS, A. Topographic position and landforms analysis. *Em*: Poster presentation, Esri User Conference, SAN DIEGO, CA, 2001, [s. l.]. *Anais [...]*. [S. l.: s. n.], 2001. Disponível em: https://www.academia.edu/download/41051539/tpi-poster-tnc_18x22.pdf. Acesso em: 9 abr. 2024.

YANG, J.; ZHOU, J.; GÖTTSCHE, F.-M.; LONG, Z.; MA, J.; LUO, R. Investigation and validation of algorithms for estimating land surface temperature from Sentinel-3 SLSTR data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, [s. l.], v. 91, p. 102136, 2020. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0303243419313881>. Acesso em: 9 abr. 2024.

YUE, Y.; GENG, L.; LI, M. The impact of climate change on aeolian desertification: A case of the agro-pastoral ecotone in northern China. *Science of The Total Environment*, [s. l.], v. 859, p. 160126, 2023. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0048969722072266>. Acesso em: 9 abr. 2024.