

Mapeamento da aridez e suas conexões com classes do clima e desertificação climática em cenários futuros – Semiárido Brasileiro

Mapping of aridity and its connections with climate classes and climate desertification in future scenarios – Brazilian semi-arid region

Lucas Augusto Pereira da Silva¹ 

Claudionor Ribeiro da Silva² 

Cristiano Marcelo Pereira de Souza³ 

Édson Luis Bolfe⁴ 

João Paulo Sena Souza⁵ 

Marcos Esdras Leite⁶ 

Palavras-chave:

Modelagem espacial
Zona semiárida
Secas
Mudanças climáticas

Resumo

O Brasil possui a região semiárida mais populosa e de maior biodiversidade do mundo (Semiárido Brasileiro - SAB). No entanto, nas últimas décadas, núcleos de desertificação têm surgido, um problema que pode intensificar a partir de mudanças climáticas. O objetivo desse estudo foi elaborar a distribuição espacial das áreas suscetíveis à desertificação climática no SAB, considerando cenários futuros de mudanças do clima. O entendimento dessa dinâmica é algo essencial para a gestão agroambiental do SAB. Foram elaborados índices de aridez e proposição de classes climáticas para condição atual (1970-2000) e cenários futuros (2061-2080) do Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas (IPCC), levando em conta cenários do Caminhos Socioeconômicos Compartilhados: otimistas (SSP 126) e pessimistas (SSP 585). Os resultados indicam que até o final do século, o clima no SAB deverá tornar-se significativamente mais seco (Kruskal-Wallis = p-value < 0,05), com intensificação do índice de aridez no SSP 585. Nos cenários, a expansão de áreas mais áridas sobre climas úmidos pode alcançar 56.500 km² (10%) no SSP 126 e 140,400 km² (24%) no SSP 585. Consequentemente, espera-se expansão das áreas com alta (622,400 km² a 706,300 km²) e muito alta (4,400 a 21,700 km²) suscetibilidade à desertificação climática no SAB, respectivamente nos cenários SSPs 126 e 585. Confirmando essas projeções, implicaria em riscos socioeconômicos e ecológicos no SAB.

Keywords

Spatial modeling
Semi-arid zone
Droughts
Climate change

Abstract

Brazil has the most populous and biodiverse semi-arid region in the world (Brazilian Semi-arid - SAB). However, in recent decades, clusters of desertification have emerged, a problem that could intensify from climate change. The objective of this study was to elaborate on the spatial distribution of areas susceptible to climatic desertification in the SAB, considering future climate change scenarios. Understanding this dynamic is essential for SAB's agri-environmental management. Aridity indices and proposition of climate classes for current condition (1970-2000) and future scenarios (2061-2080) of the Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) were prepared, considering scenarios from Shared Socioeconomic Pathways: Optimistic (SSP 126) and pessimists (SSP 585). The results indicate that by the end of the century, the climate in the SAB should become significantly drier (Kruskal-Wallis = p-value < 0.05), with an intensification of the aridity index in SSP 585. In the scenarios, the expansion of more arid areas over humid climates could reach 56,500 km² (10%) in SSP 126 and 140,400 km² (24%) in SSP 585. Consequently, areas with high (622,400 km² to 706,300 km²) and very high (622,400 km² to 706,300 km²) are expected to expand. 4,400 to 21,700 km² susceptibility to climate desertification in the SAB, respectively in scenarios SSPs 126 and 585. Confirming these projections would imply socioeconomic and ecological risks in the SAB.

¹ Universidade Federal de Uberlândia - UFU, Uberlândia, MG, Brasil. lucaskaio1605@gmail.com

² Universidade Federal de Uberlândia - UFU, Uberlândia, MG, Brasil. crs@ufu.br

³ Universidade Estadual de Montes Claros - UNIMONTES, Montes Claros, MG, Brasil. souzacristianomp@gmail.com

⁴ Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária - Embrapa e Universidade Estadual de Campinas – UNICAMP, Campinas, SP, Brasil. edson.bolfe@embrapa.br

⁵ Universidade Estadual de Montes Claros - UNIMONTES, Montes Claros, MG, Brasil. jpsenasouza@gmail.com

⁶ Universidade Estadual de Montes Claros - UNIMONTES, Montes Claros, MG, Brasil. marcos.leite@unimontes.br

INTRODUÇÃO

As regiões semiáridas cobrem aproximadamente 40% do globo terrestre, abrigando mais de 14% da população mundial (HUANG et al., 2016). Essas áreas são essenciais para a economia e ecologia globais, fornecendo diversos serviços ecossistêmicos (WU et al., 2021). Apesar de sua relevância, as regiões semiáridas são altamente sensíveis aos efeitos das mudanças climáticas, levando a processos de desertificação (BURRELL et al., 2020). Portanto, o entendimento das variáveis climáticas em cenários futuros, é essencial para a gestão de regiões semiáridas.

A desertificação em zonas semiáridas é um problema global e afeta principalmente as áreas mais pobres do mundo (POZO et al., 2019). Conceitualmente, a desertificação é um complexo fenômeno resultante da interação de fatores naturais e antropogênicos que atinge áreas áridas, semiáridas e subúmidas secas (MMA, 2004). Além disso, inserido no contexto da desertificação existe a desertificação climática, mais estritamente relacionada as mudanças de algumas variáveis do clima (UNEP, 1992). No âmbito geral, ambos os processos de desertificação incluem efeitos de diminuição dos níveis de precipitação, o aumento da temperatura do ar e o aumento da evapotranspiração potencial (ZHOU et al., 2021), que leva a uma maior aridez desses ambientes. A aridez é um forte indicador do grau de secura dos ambientes (ZARCH et al., 2017).

O aumento da aridez em zonas semiáridas deixará essas regiões ainda mais secas até o final do século (HUANG et al., 2016). Diversas projeções baseadas em cenários futuros formulados pelo Painel Intergovernamental de Mudanças Climáticas (IPCC) apontam esse cenário. Essa tendência poderá ter diversas implicações, como a alteração nas condições climáticas, caracterizados por conversão de climas úmidos para climas com características mais secas conduzindo a processos de desertificação (ZARCH et al., 2017). O processo de desertificação tem diversos impactos, que afetam principalmente os fluxos socioeconômicos, aumentando o grau de pobreza e as taxas migratórias de espécies animais e humanas (HUANG et al., 2016; SANZHEEV et al., 2020). Além disso, a capacidade produtiva das terras é reduzida, ocorre perda de solos, elevação das taxas de CO₂ e declínio dos níveis

de biodiversidade (HUANG et al., 2016). Portanto, é crucial monitorar o avanço desse processo, especialmente em áreas semiáridas, a fim de mitigar problemas socioeconômicos locais e ambientais de dimensão local e global.

A América do Sul é uma das regiões mais afetadas por processos de desertificação, com cerca de 10% (~200 milhões de hectares) de suas terras com algum grau de degradação, com tendência de agravamento em cenários futuros (VERGARA et al., 2015). O semiárido brasileiro (SAB) está inserido nesse contexto, uma região que possui mais de 28 milhões de habitantes (IBGE, 2010), constituindo a zona semiárida mais populosa do mundo.

O SAB possui alta biodiversidade, com a presença do bioma Caatinga (com vegetação xerófila), e enclaves de Cerrado (características semidecíduas) e Mata Atlântica (vegetação ombrófila) que criam ecossistemas singulares (AB'SABER, 2003). Além disso, possui usos antrópicos de substancial importância socioeconômica. Porém, estudos recentes apontam aumento dos núcleos de desertificação, sucessão ecológica de espécies vegetais mais adaptadas a seca e intensificação de problemas socioeconômicos (MARQUES SILVA et al., 2018; CASTRO OLIVEIRA et al., 2021), os quais tem relação com mudanças climáticas em curso.

Apesar de importantes estudos sobre os impactos das mudanças climáticas na distribuição espacial das áreas susceptíveis à desertificação no SAB (MARQUES DA SILVA et al., 2018; VIEIRA et al., 2020), poucos têm focado nas condições futuras do clima e com escala mais detalhada (VIEIRA et al., 2021). Além disso, estudos recentes têm explorado novas técnicas de análises como subsídio para estudos de variáveis do clima em estudos de desertificação, a exemplo, o uso de algoritmos de aprendizado de máquina na modelagem (FENG et al., 2022). Entre as vantagens dessa estrutura metodológica é a inserção covariáveis ambientais na modelagem, com potencial para ajudar a explicar a distribuição espacial de uma variável analisada, também contribuindo para aumento da acurácia dos mapas modelados (SILVA et al., 2023). Portanto, esse estudo objetiva avaliar a distribuição espacial das áreas susceptíveis à desertificação climática considerando os efeitos dos cenários futuros de mudanças climáticas (2061 – 2080). Adicionalmente, para contemplar este objetivo, elaborou-se mapeamentos do índice de aridez (IA) e das classes climáticas nos cenários futuros.

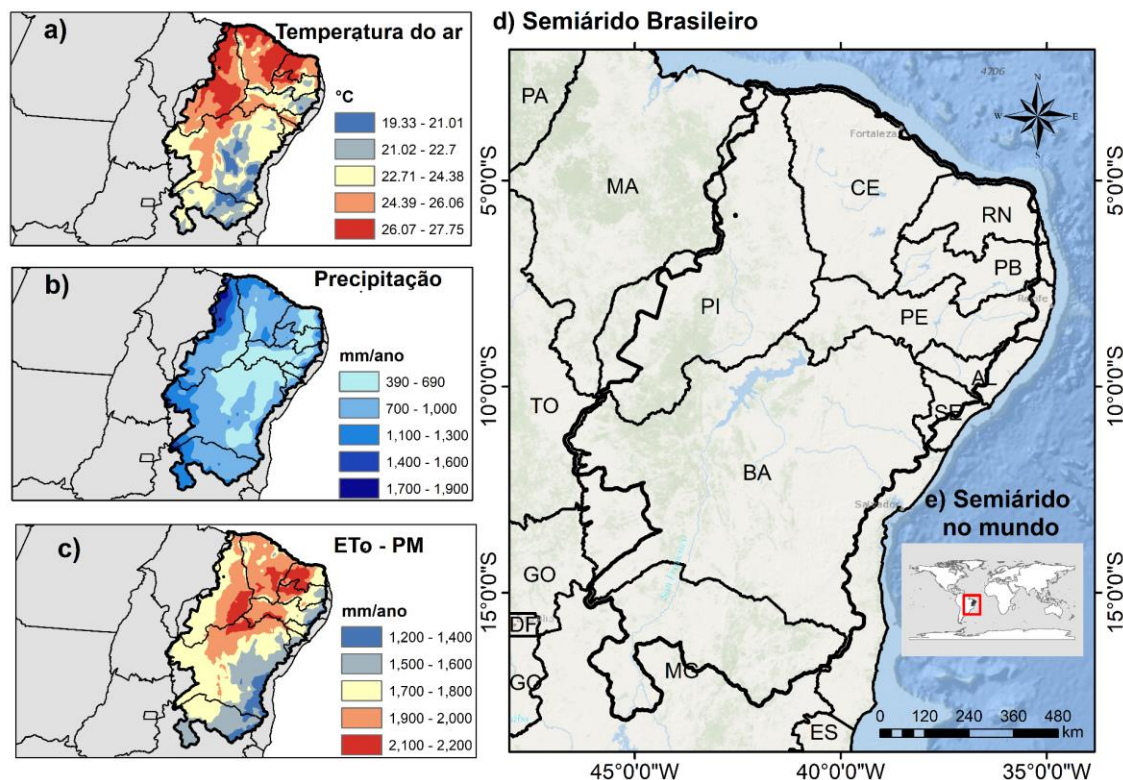
MATERIAIS E MÉTODOS

Área de estudo

O SAB está localizado na porção nordeste da América do Sul, entre 0° e 20° de latitude sul (Figure 1d, e). A região compreende 13% do território brasileiro, contemplando estados da região Nordeste e parte do norte do estado de Minas Gerais.

A região do SAB é influenciada por sistemas atmosféricos de frentes frias vindas do sudeste brasileiro, variações sazonais da Zona de Convergência Intertropical (MUTTI et al., 2020). A temperatura do ar possui valores médios elevados (até 27 °C) registrados na porção mais noroeste. As menores médias (19 – 21 °C) prevalecem na borda leste, onde a chegada de frentes úmidas do oceano é mais constante (Figura 1a).

Figura 1 - Localização do SAB. A) Distribuição espacial da temperatura média do ar (1970 – 2000). B) Precipitação anual. C) Evapotranspiração potencial a partir do método Penman Monteith (ET_o - PM). D) Limite do SAB. E) SAB no mundo.



Fonte: Os autores (2023).

O SAB apresenta uma distribuição irregular de chuvas ao longo do ano, caracterizado por um período seco durante o inverno. Algumas regiões dessa área podem apresentar níveis pluviométricos tão baixos quanto 290 mm nesse período. Espacialmente, a região de menor precipitação ocorre na área central (390 – 690 mm/ano⁻¹), e as maiores precipitações na borda leste e porção noroeste (1700– 1990 mm/ano⁻¹).

A evapotranspiração potencial mostra valores mais elevados na porção central (1200 e 2200 mm/ ano⁻¹), onde níveis de radiação solar são intensos, o efeito das frentes úmidas é reduzido e com menores níveis de precipitação (Figuras 1b, c).

PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Índice de Aridez (atual e futuro)

O índice de aridez (IA) foi obtido considerando Thornthwaite (1948), que leva em consideração a relação dos dados de precipitação pluviométrica e evapotranspiração potencial (Equação 01). Quanto menor o IA mais secas são as terras, enquanto valores elevados representam ambientes mais úmidos. O IA foi gerado para duas condições: atual (1970 – 2000) e cenários futuros (2061 – 2080). Portanto, foi necessário gerar dados de precipitação pluviométrica e evapotranspiração compatíveis a esses períodos analisados.

$$IA = \frac{P}{ET_o} \quad (\text{Equação 01})$$

Onde P e ETo representam precipitação pluviométrica e evapotranspiração potencial anual, respectivamente.

Precipitação (Cenários Atual e Futuros)

Os dados de precipitação pluviométrica utilizados para construir o IA foram os produtos do *worldclim* 2.1 que possuem resolução espacial de 10 km, disponíveis para condição atual (1970 – 2000) e cenários futuros (2061 – 2080) (FICK et al., 2017).

Os dados de precipitação pluviométrica futuros foram com base informações de cenários de mudanças climáticas globais do *Intercompared Project 6 Coupled Model (CMIP6)*. O CMIP6 estabelece cenários climáticos que vão desde a mitigação ambiciosa até o crescimento contínuo das emissões de gases de efeito estufa.

Os cenários projetados pelo CMIP6 são chamados de *The Shared Socio-Economic Pathways (SSPs)*. Nessa pesquisa, foram selecionados os SSP que representam trajetórias socioeconômicas globais futuras de mitigação (SSP126) e aumento das emissões (SSP585).

Portanto, no SSP 126, projeta-se que os níveis de CO₂ entrem em declínio até 2050, com aumento de 1.8 °C na temperatura, sendo considerado um cenário otimista. O SSP 585 descreve um futuro em que não há políticas climáticas significativas e o crescimento econômico e populacional continuam a ser as principais prioridades, representando um cenário de alto nível de emissões de gases de efeito estufa.

Para cada SSP existe projeções de dados climáticos com base em modelos de circulação atmosférica (*General Circulation Models - GCMs*). Os GCMs fornecem variáveis climáticas e bioclimáticas para cenários futuros (Tabela 1). Contudo, para reduzir o efeito das incertezas, um procedimento recomendado na literatura consiste em calcular a média das variáveis climáticas e bioclimáticas presentes nos GCMs (HAUSFATHER et al., 2022). Portanto, os dados de precipitação pluviométrica dos cenários SSP126 e SSP5 foram obtidos a partir da média de cinco modelos de circulação atmosférica (INM-CM4-8, INM-CM5-0, MIROC6, GISS-E2-1-H e MIROC-ES2L). O procedimento da média também foi aplicado para variáveis bioclimáticas, as quais foram usadas para auxiliar a modelagem da variável ETo, dado essencial para obter o índice de aridez.

Tabela 1 – variáveis climáticas, bioclimáticas para condição atual (1970 – 2000) e cenários futuros (2061 - 2080).

Abreviação	Variáveis dos cenários atual e futuro	Abreviação	Variáveis dos cenários atual e futuro
Bio 01	Temperatura média anual	Bio 11	Temperatura média do trimestre mais frio
Bio 02	Amplitude média diurna	Bio 12	Precipitação pluviométrica anual
Bio 03	Isotermas	Bio 13	Precipitação pluviométrica do mês mais chuvoso
Bio 04	Sazonalidade da temperatura	Bio 14	Precipitação pluviométrica do mês mais seco
Bio 05	Temperatura máxima do mês mais quente	Bio 15	Sazonalidade da precipitação pluviométrica
Bio 06	Temperatura mínima do mês mais frio	Bio 16	Precipitação pluviométrica do trimestre mais úmido
Bio 07	Amplitude anual da temperatura	Bio 17	Precipitação pluviométrica do trimestre mais seco
Bio 08	Temperatura média do trimestre mais úmido	Bio 18	Precipitação pluviométrica do trimestre mais quente
Bio 09	Temperatura média do trimestre mais seco	Bio 19	Precipitação pluviométrica do trimestre mais frio
Bio 10	Temperatura média do trimestre mais quente	SRTM	Altitude

Fonte: Fick et al. (2017).

Evapotranspiração ETo (Cenários Atual e Futuros)

A evapotranspiração potencial foi obtida do conjunto de dados do EToBrasil (ALTHOFF et al., 2020). Trata-se de uma base de dados modelada por algoritmos de aprendizado de máquina. A opção dessa base de dados, ao invés de fontes primárias deve-se a baixa densidade de estações no SAB. A escala temporal dos dados EToBrasil é diária para o período de 2000 – 2020, com resolução espacial de 10 km. Para equalizar a faixa temporal de ETo (2000 – 2020) com os dados de precipitação atual (1970 – 2000) e futuros (2061 – 2080), novas modelagens de ETo usando algoritmos de aprendizado de máquina foi realizada para cenário atual e futuros.

Na modelagem de ETo, os dados de entrada consideraram a média diária no intervalo de 20 anos (2000 – 2020), obtidos a partir de um conjunto de 6.827 imagens da base EToBrasil. A amostragem dos valores consistiu na elaboração de uma grade de 2056 pontos distribuídos aleatoriamente no SAB com distância mínima entre pontos de 10 km.

As etapas subsequentes foram realizadas em ambiente de linguagem de programação R (TEAM, 2022). As etapas de modelagem dos dados de ETo atual e futuros foram auxiliadas por um banco de covariáveis climáticas e uma topográfica (Tabela 1). As covariáveis usadas foram dezenove variáveis bioclimáticas do *WorldClim*, disponíveis para condição atual (1970 - 2000) e cenários futuros (2061 - 2080) –

(Tabela 1). Uma covariável topográfica foi inserida com base no modelo digital de elevação SRTM. A altitude foi utilizada pois altera os regimes de distribuição espacial das taxas da ETo (LIU et al., 2021).

A partir dos dados amostrais (2.056 pontos) foi criada uma matriz de regressão da variável y (ETo) e extraído os valores das covariáveis (Tabela 1). Essa matriz de regressão foi elaborada em três conjuntos de covariáveis que abrange a condição climática atual, e dois cenários climáticos futuros (cenários SSP 126 e SSP 585), os mesmos usados para obter os dados de precipitação pluviométrica futuros (Tabela 1).

Foi analisado o nível de correlação entre as covariáveis inseridas na matriz de regressão, usando a função *findcorrelation*, com intuito de descartar covariáveis altamente correlacionadas que podem gerar resultados superestimados na modelagem (SOUZA et al., 2018). O critério usado foi coeficiente de *Spearman* para buscar covariáveis com nível de correlação superior a 0.95, descartando-as da matriz de regressão.

Na sequência, cada matriz de regressão foi dividida em dois conjuntos, sendo treinamento (75%) e teste (25%). Finalmente, foram selecionados cinco modelos de machine learning para prever a ETo atual e futuro (Tabela 2). Os modelos foram treinados com 75% das amostras, a partir da *cross-validation*. Os 25% restantes foram utilizados para validação externa e seleção do modelo com melhor desempenho, isto é, $> R^2$ e $< RMSE$.

Tabela 2 – Algoritmos de aprendizado de máquina usados para treinar e prever a evapotranspiração potencial nos cenários atual e futuros.

Modelos de machine learning	Fonte/Pacote
<i>Cubist</i>	(KUHN; QUINLAN, 2018)
<i>Random Forest</i>	(LIAW; WIENER, 2002)
<i>Bayesian regularized neural networks</i>	(RODRIGUEZ; GIANOLA, 2016)
<i>Multivariate Adaptive Regression Splines</i>	(MILBORROW; TIBSHIRANI, 2019)
<i>Linear regression</i>	(TEAM, 2022)

Índice aridez, distribuição espacial e análises estatísticas

Com base na variável ETo modelada para condição atual e cenários futuros, juntamente os dados de precipitação pluviométrica atual (1970 – 2000), e futuros (2061 – 2080) obtidos pela

média de GCMs, foi calculado o IA (Equação 01). Considerando a recomendações do Atlas Mundial da Desertificação (UNEP, 1992), foi utilizado limiares do IA para classificação climática e a espacialização da distribuição de áreas susceptíveis à desertificação no SAB (Tabela 3).

Tabela 3 – Classificação climática e níveis de susceptibilidade à desertificação em função do índice de aridez de Thornthwaite (1948).

Classes climáticas	Susceptibilidade à desertificação	Índice de Aridez
Árido	Muito Alta	0,05 < 0,20
Semiárido	Alta	0,21 < 0,50
Subúmido Seco	Moderada	0,51 < 0,65
Subúmido Úmido	Moderada	> 0,65

Fonte: Thornthwaite (1948); UNEP (1992).

Para entender como a precipitação e a ETo afetam os níveis de aridez nas condições atuais e futuras, foram realizadas regressões lineares simples. Além disso, para avaliar se houve mudanças significativas nos valores do índice de aridez em resposta a cenários de mudanças climáticas, utilizou-se o teste de *Kruskal-Wallis*. A espacialização das classes de aridez foi analisada a partir de diagramas de *Sankey* elaborados por meio do pacote *ggplot2 alluvial* do R (BRUNSON, 2020).

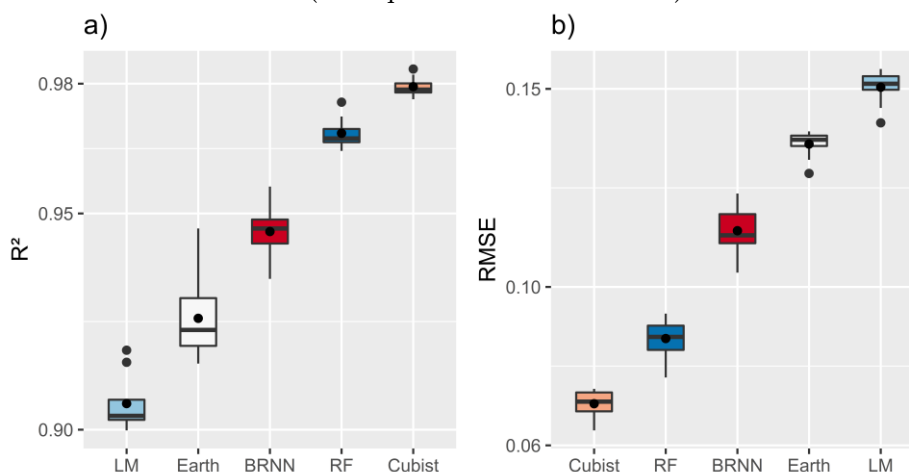
RESULTADOS

Performance dos algoritmos para predição da ETo

A matriz de regressão para predição da ETo foi construída com 20 covariáveis inicialmente, contudo, após a aplicação do *findcorrelation*, quatro covariáveis foram removidas em função da correlação > 0,95 (Bio2, Bio11, Bio16 e Bio17). Portanto, os algoritmos foram treinados com 16 covariáveis.

Em termos de validação estatística, os algoritmos *Cubist* e RF apresentaram melhor performance ($R^2 = 0,97$ e $0,98$, RMSE = $0,07$ e $0,08$ mm dia⁻¹, respectivamente). O BRNN apresentou métricas intermediária entre os algoritmos. Enquanto o Earth e LM tiveram a pior performance para predição da ETo no SAB (Figura 2). O *Cubist* foi selecionado para predizer a ETo, pois teve métricas melhores do que o RF.

Figura 2 - Validação externa para BRNN (redes neurais regularizadas bayesianas) *Cubist*, Earth, LM (regressão linear) e RF (Random Forest). Figura 2a) Boxplot de R^2 e Figura 2b) Boxplot de RMSE (Raiz quadrada do erro-médio)



Fonte: Os autores (2023).

Índice de Aridez (IA) nas condições atuais (1970 – 2000) e nos cenários futuros (2061 – 2080)

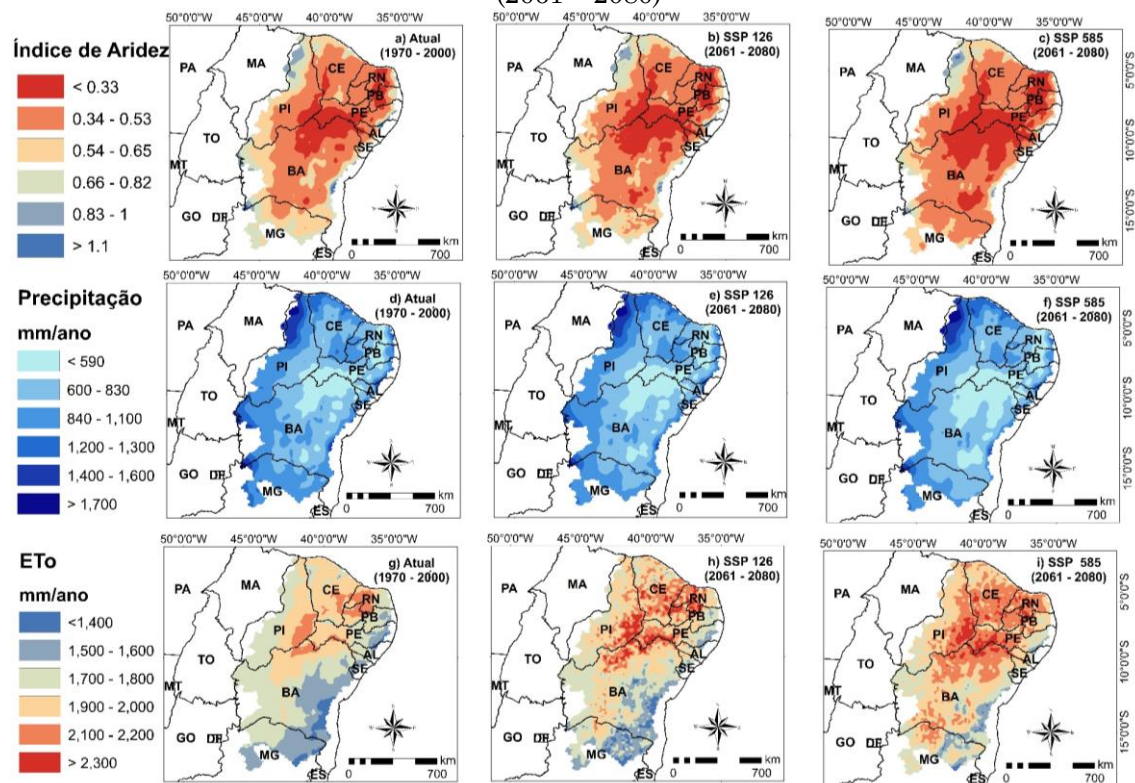
Até o final do século, a região do SAB se tornará significativamente mais seca com intensificação da aridez (índice de aridez - Thornthwaite) (*Kruskal-Wallis p-value* <0,05). No cenário atual, a média do IA no SAB foi de 0,49, valor típico de região semiárida (Tabela 3). No cenário de mudança climática otimista (SSP 126), um decréscimo de 6% em relação à média atual é projetado, enquanto no cenário pessimista (SSP 585) espera-se 14% de redução, ambos casos significando intensificação da aridez.

Áreas mais áridas possuem alta susceptibilidade à desertificação climática (Tabela 3), e devem expandir territorialmente frente as mudanças do clima. Os valores de IA de 0,33, que representa alta susceptibilidade a desertificação climática apresentou expansão

nas modelagens de 46,000 km² (+ 29%) no SSP 126 e 125,600 km² (+ 79%) no SSP 585. A região que prevalece esses valores de IA é na parte mais central do SAB, onde também há projeções da recorrência dos níveis de precipitação anual mais baixo (~590 mm) e dos níveis de ETo mais altos (~2,300 mm) (Figura 3). As análises de regressão confirmaram essas relações (Figura 4), especialmente a precipitação pluviométrica ($R^2 > 0,87$).

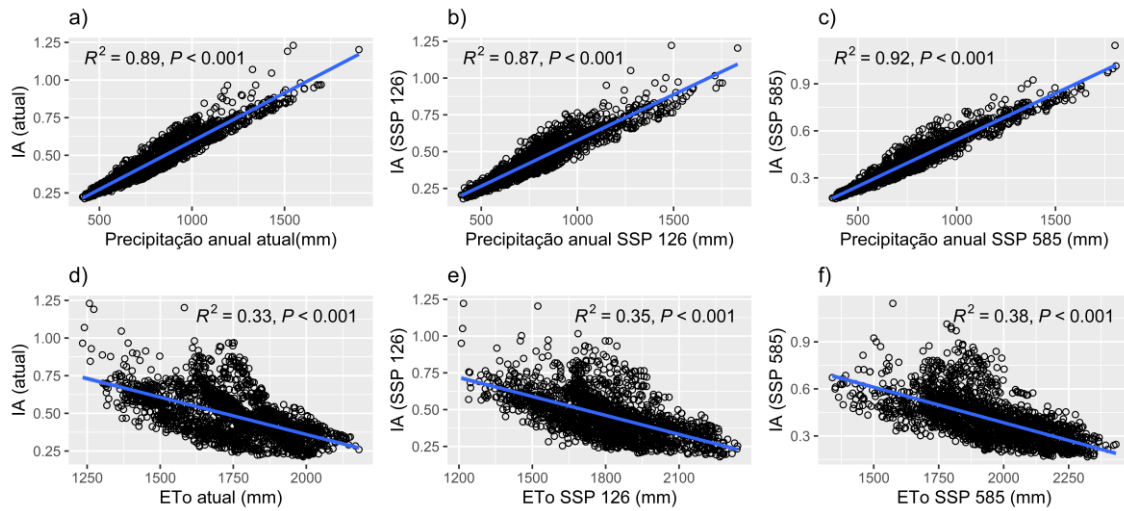
A expansão de terras áridas (IA entre 0,34 e 0,53) nos cenários futuros também foi constatada em porções meridionais do SAB. Essa expansão é relativamente preocupante, pois no cenário atual prevalece condições mais úmidas (subúmido seco, subúmido úmido), com IA variando de 0,54 a 0,65 (moderada susceptibilidade a desertificação). A inversão dessa situação deve ser induzida pela expansão de zonas com maiores valores de ETo (1,900 e 2,200 mm), e menores níveis de precipitação (600 – 830 mm) (Figura 3).

Figura 3 - Distribuição espacial do índice de aridez (IA), precipitação anual e evapotranspiração potencial (ETo) para o semiárido brasileiro nas condições atuais (1970 – 2000) e nos cenários futuros (2061 – 2080)



Fonte: Os autores (2023).

Figura 4 - Regressões lineares entre índice de aridez (IA), precipitação anual e a evapotranspiração potencial (ETo) nas condições atuais e nos cenários futuros para o SAB



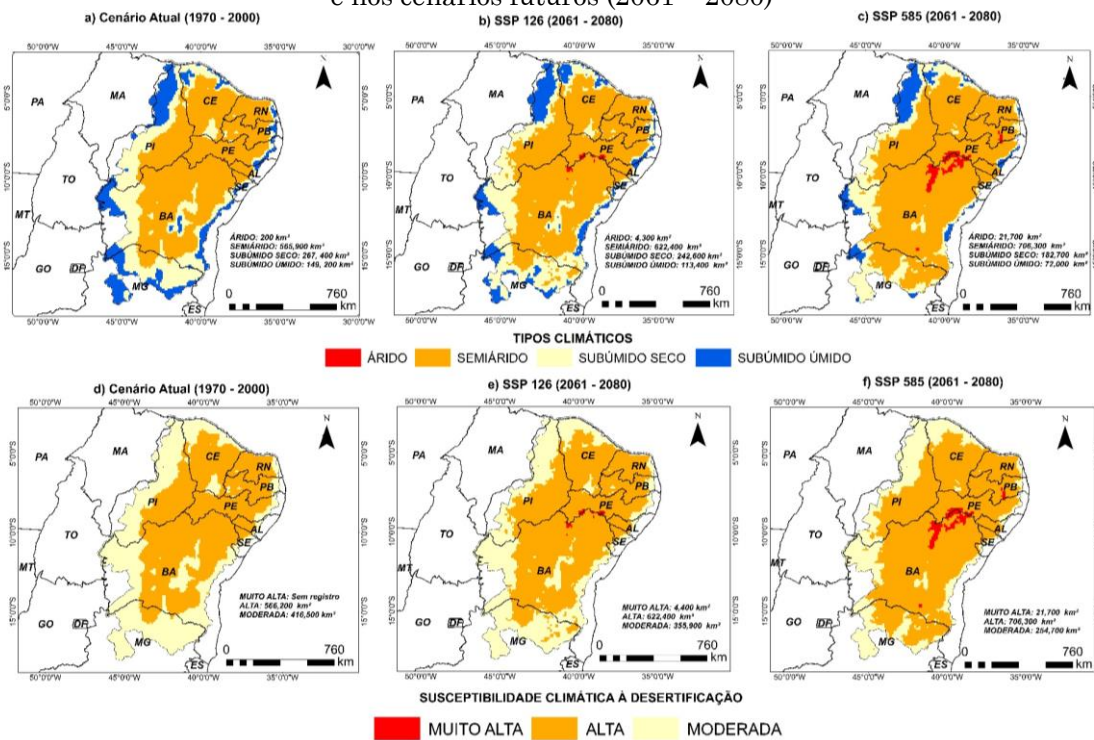
Fonte: Os autores (2023).

Classificação climática e desertificação climática

As variações futuras do IA devem induzir alterações espaciais nas classes climáticas no SAB (Figura 5). A condição de clima árido pode expandir 4,100 km² em um cenário mais otimista de mudanças do clima (SSP 126). Essa

projeção é mais dramática em um cenário pessimista, com expansão do clima árido em 21,500 km². A área de maior recorrência dessa expansão em ambas as situações prevalece na porção central do SAB, sendo que nas condições atuais, predomínio do clima semiárido é uma realidade (Figura 5 a – f).

Figura 5 - Distribuição espacial das classes climáticas com base em Thornthwaite (1948) e áreas susceptíveis à desertificação climática para o semiárido brasileiro nas condições atuais (1970 – 2000) e nos cenários futuros (2061 – 2080)



Fonte: Os autores (2023).

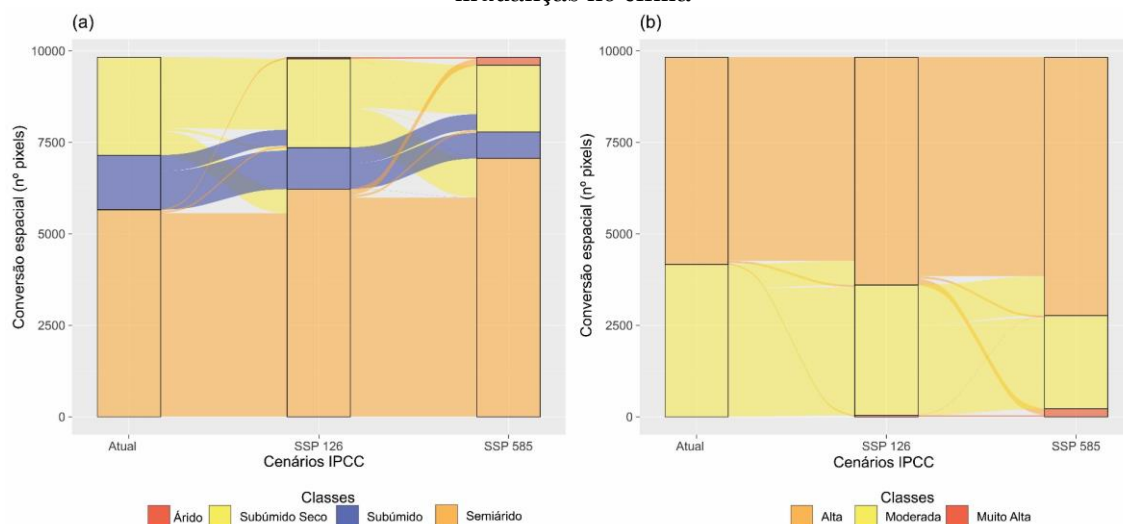
A expansão territorial do clima árido em cenários futuros será decorrente da conversão de zonas atualmente classificadas como semiáridas (Figura 5). Além disso, até mesmo as zonas semiáridas devem expandir sobre zonas de clima subúmido seco, isso significa que no cenário atual a condição de semiárido domina 57,79% do SAB, no cenário otimista 63,34%, enquanto no caso mais extremo 71,87%.

Em geral, zonas mais áridas amplificam o processo de susceptibilidade a desertificação. As modelagens desse estudo mostram que esse comportamento é esperado no SAB frente as mudanças do clima (Figura 6 a, b). As terras com alta susceptibilidade à desertificação climática serão mais frequentes no SAB até o final do século, portanto, a expansão das zonas de alta susceptibilidade a desertificação pode aumentar

622,400 km² (+ 10%) no SSP 126, e de forma mais intensa no SSP 585 aumentando 706,300 km² (+ 39%).

A expansão de áreas maior susceptibilidade a desertificação climática deve avançar sobre áreas que menores níveis de susceptibilidade nas condições atuais. Portanto, na parte central do SAB, zonas atualmente com alta susceptibilidade, serão convertidas para susceptibilidade muito alta a desertificação nos cenários futuros (Figura 5), com expansão territorial de 4,400 em cenário otimista (SSP 126) e 21,700 km² no cenário de mudança do clima mais extremo (SSP 585). Além disso, a expansão de áreas com alta susceptibilidade a desertificação deve alcançar inclusive regiões ao sul (até 15° S, incluindo a região do semiárido no norte mineiro).

Figura 6 - Gráfico de Sankey com as conversões: (a) Tipos climáticos diante dos cenários de mudanças no clima. (b) Áreas susceptíveis à desertificação climática diante dos cenários de mudanças no clima



Fonte: Os autores (2023).

DISCUSSÃO

O estudo analisou os efeitos de mudanças climáticas na aridez e os impactos no aumento de terras secas e a expansão de áreas susceptíveis à desertificação climática no SAB. Uma etapa importante foi o uso das variáveis precipitação e ETo para modelar índices de aridez, índice fundamental para obter os mapas de classes de clima e níveis de desertificação climática.

Um destaque foi a estrutura metodológica usada para modelar a variável ETo com base em algoritmos de aprendizado de máquina. Essa etapa considerou cinco algoritmos, o *Cubist* foi mais eficiente, explicando 98% da distribuição

de ETo no SAB (Figura 2). A modelagem de ETo seguindo esses critérios, é capaz de gerar dados mais precisos (ALTHOFF et al., 2020; DIAS et al., 2021), consequentemente afetando positivamente os resultados do índice de aridez e desertificação climática.

Os resultados mostraram que a aridez vai se expandir nos cenários futuros no SAB (Figura 3). Essa evidência segue uma tendência global, pois diversas modelagens espaciais mostram que a aridez deve se intensificar em regiões semiáridas (FERNANDEZ et al., 2019; BURRELL et al., 2020; DENNISSEN et al., 2022). Para o SAB, cerca de 23% das terras possuem núcleos de desertificação no cenário atual (BEZERRA et al., 2020), portanto, a intensificação de condições de aridez e expansão

de climas secos em cenários futuros devem aumentar as zonas com susceptibilidade à desertificação climática (Figura 5). Estudos prévios para a América do Sul mostram padrão similar, e expansão de climas secos e intensificação de zonas susceptíveis à desertificação devem afetar a região do SAB (FERNANDEZ et al., 2017; FERNANDEZ et al., 2019).

Para os cenários futuros, duas regiões serão as mais afetadas quanto à desertificação climática, central e o sul do SAB (Figura 5). Na parte central terá surgimento de classes com susceptibilidade muito alta à desertificação, o que afetará estados da Bahia e parte de Pernambuco, regiões que possuem processos de desertificação em curso no cenário atual. Estudos nessa área mostram que 45,000 km² terras tornaram-se mais secas nas últimas décadas (SPINONI et al., 2015).

Na parte sul do SAB, onde localiza-se a região norte de Minas Gerais, espera-se aumento de faixas com alta susceptibilidade à desertificação (Figura 5). Essas projeções estão de acordo com estudos prévios, que definiram a região com alta potencialidade a desertificação com base nos baixos níveis de precipitação e elevada temperatura nas condições atuais (SANTOS et al., 2022). As implicações do aumento da aridez e desertificação podem gerar consequências dramáticas no norte de Minas, sobretudo por ser uma região populosa (1,6 milhões de habitantes), com baixo índice de desenvolvimento humano (14% abaixo da média nacional) (IBGE, 2010), com registros de 25% dos conflitos agrários do estado de Minas nos últimos 20 anos (FERREIRA; et al., 2021), em áreas rurais que dependem da produtividade das terras agricultáveis.

O aumento das áreas suscetíveis à desertificação climática pode intensificar as alterações ecológicas e afetar as propriedades do solo no Semiárido Brasileiro (SAB). Com o aumento da aridez, pode haver uma expansão da vegetação com características xerófilas em áreas atualmente mais úmidas, como indicado por estudos recentes (CASTRO OLIVEIRA et al., 2021). No entanto, as plantas xerófilas têm menores níveis de produtividade primária e a expansão dessas vegetações pode levar a uma série de mudanças no ambiente físico, como a redução da cobertura do solo, a perda de nutrientes e água, e a perda de solo, contribuindo ainda mais para a desertificação da região (ADAMO; CREWS-MEYER, 2006; FAY et al., 2016). Perdas de solo, por exemplo, têm sido indicadas como um dos principais indicadores de desertificação em algumas áreas do SAB (PEREZ-MARIN et al., 2012).

A expansão de domínios de vegetação xerófila pode afetar negativamente a biodiversidade da região, já que o SAB é conhecido como uma das zonas semiáridas mais biodiversas do mundo. Estudos mostram que nos núcleos de desertificação ocorre um decréscimo da biodiversidade de espécies vegetacionais (TAVARES et al., 2019). Portanto, é importante considerar os efeitos das mudanças climáticas e da desertificação no SAB não apenas em termos de perda de produtividade agrícola, mas também em relação à perda de biodiversidade e de propriedades do solo.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Índices de aridez, proposição de classes climáticas e níveis de desertificação climática foram elaborados para o semiárido brasileiro considerando cenários de mudanças do clima.

Os resultados mostraram que até o final do século o semiárido brasileiro poderá se tornar mais seco, sobretudo com intensificação dos níveis de aridez e expansão territorial de zonas mais áridas, e essa dinâmica é preocupante mesmo nos cenários otimistas de mudanças do clima (SSP 126).

A intensificação nos níveis de aridez deve implicar em alterações espaciais das classes climáticas do SAB. Climas com características secas (árido e semiárido) poderão expandir sobre áreas com climas mais úmidos (subúmido úmido e subúmido seco).

A intensificação da aridez cria zonas com alta susceptibilidade à desertificação, as quais serão intensificadas na parte central do SAB e deslocamento de zonas de alta susceptibilidade a desertificação para regiões ao sul, afetando a região norte de Minas Gerais.

AGRADECIMENTOS

À Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais (FAPEMIG) pela bolsa de doutorado (primeiro autor). A Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) n° do processo: 88882.315083/2019-01. Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pela bolsa produtividade e bolsa de pós-doutorado.

REFERÊNCIAS

- AB'SÁBER, A. N. **Os domínios de natureza no Brasil: potencialidades paisagísticas**. São Paulo: Ateliê Editorial, 2003.
- ADAMO, S. B.; CREWS-MEYER, K. A. Aridity and desertification: exploring environmental hazards in Jáchal, Argentina. **Applied Geography**, v. 26, n. 1, p. 61–85, 2006. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2005.09.001>.
- ALTHOFF, D.; DIAS, S. H. B.; FILGUEIRAS, R.; RODRIGUES, L. N. ETo-Brazil: a daily gridded reference evapotranspiration data set for Brazil (2000–2018). **Water Resources Research**, v. 56, n. 7, p. e2020WR027562., 2020. <https://doi.org/10.1029/2020WR027562>.
- BEZERRA, F. G. S.; AGUIAR, A. P. D. D.; ALVALÁ, R. C. D. S.; GIAROLLA, A., BEZERRA, K. R. A.; LIMA, P. V. P. S.; ARAI, E. Analysis of areas undergoing desertification, using EVI2 multi-temporal data based on MODIS imagery as indicator. **Ecological Indicators**, v. 117, p. 106579, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106579>.
- BRUNSON, J. C. Alluvial Plots in ggplot2. 2020.
- 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**, v. 11, n. 1, p. 3853, dez. 2020. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-17710-7>.
- CASTRO OLIVEIRA, G.; ARRUDA, D. M.; FERNANDES FILHO, E. I.; VELOSO, G. V.; FRANCELINO, M. R.; SCHAEFER, C. E. G. R. Soil predictors are crucial for modelling vegetation distribution and its responses to climate change. **Science of The Total Environment**, v. 780, p. 14668, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.146680>.
- DENISSEN, J. M.; TEULING, A. J.; PITMAN, A. J.; KOIRALA, S., MIGLIAVACCA, M.; LI, W.; ORTH, R. Widespread shift from ecosystem energy to water limitation with climate change. **Nature Climate Change**, v. 12, n. 7, p. 677–684, 2022. <https://doi.org/10.1038/s41558-022-01403-8>.
- DIAS, S. H. B.; FILGUEIRAS, R.; FERNANDES FILHO, E. I.; ARCANJO, G. S.; SILVA, G. H. D.; MANTOVANI, E. C.; CUNHA, F. F. D. Reference evapotranspiration of Brazil modeled with machine learning techniques and remote sensing. **Plos one**, v. 16, n. 2, p. e0245834, 2021. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0245834>.
- FAY, P. A.; GUNTENSPERGEN, G. R.; OLKER, J. H.; JOHNSON, W. C. Climate change impacts on freshwater wetland hydrology and vegetation cover cycling along a regional aridity gradient. **Ecosphere**, v. 7, n. 10, p. e01504, 2016. <https://doi.org/10.1002/ecs2.1504>.
- FENG, K., WANG, T.; LIU, S.; KANG, W.; CHEN, X.; GUO, Z.; ZHI, Y. Monitoring desertification using machine-learning techniques with multiple indicators derived from MODIS images in Mu Us Sandy Land, China. **Remote Sensing**, v. 14, n. 11, p. 2663, 2022. <https://doi.org/10.3390/rs14112663>.
- FERNANDEZ, J. P.; FRANCHITO, S. H.; RAO, V. B. Future changes in the aridity of South America from regional climate model projections. **Pure and Applied Geophysics**, v. 176, n. 6, p. 2719–2728, 2019. <https://doi.org/10.1007/s00024-019-02108-4>.
- FERNANDEZ, J. P.; FRANCHITO, S. H.; RAO, V. B.; LLOPART, M. Changes in Koppen–Trewartha climate classification over South America from RegCM4 projections. **Atmospheric Science Letters**, v. 18, n. 11, p. 427–434, 2017. <https://doi.org/10.1002/asl.785>.
- FERREIRA, G. H. C.; OLIVEIRA, B. F.; LAURENTINO, C. M. M. A territorialização camponesa e do agronegócio no Norte de Minas Gerais. **Confins. Revue franco-brésilienne de géographie/Revista franco-brasileira de geografia**, n. 49, 2021. <https://doi.org/10.4000/confins.35073>.
- FICK, STEPHEN E.; HIJMANS, ROBERT J. WorldClim 2: new 1-km spatial resolution climate surfaces for global land areas. **International journal of climatology**, v. 37, n. 12, p. 4302–4315, 2017. <https://doi.org/10.1002/joc.5086>.
- HAUSFATHER, Z.; MARVEL, K.; SCHMIDT, G. A.; NIELSEN-GAMMON, J. W.; ZELINKA, M. Climate simulations: Recognize the ‘hot model’ problem. *Nature*, v.605, n.7908, p. 26 – 29, 2022. <https://doi.org/10.1038/d41586-022-01192-2>.
- HUANG, J.; JI, M.; XIE, Y.; WANG, S.; HE, Y.; RAN, J. Global semi-arid climate change over last 60 years. **Climate Dynamics**, v. 46, n. 3, p. 1131–1150, 2016. <https://doi.org/10.1007/s00382-015-2636-8>.
- HUANG, J.; ZHANG, G.; ZHANG, Y.; GUAN, X.; WEI, Y.; GUO, R. Global desertification vulnerability to climate change and human activities. **Land Degradation & Development**, v. 31, n. 11, p. 1380–1391, 2020. <https://doi.org/10.1002/ldr.3556>.
- IBGE. **Censo Demográfico. Rio de Janeiro, Brazil: Fundação Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística**. 2010. Disponível em:

- <https://censo2010.ibge.gov.br/resultados.html>
Acesso em: 10 abr.. 2022.
- KUHN, M.; QUINLAN, R. Cubist: Rule-and instance-based regression modeling. R package version 0.2. 2. 2018.
- LIAW, A.; WIENER, M. Classification and regression by randomForest. **R news**, v. 2, n. 3, p. 18–22, 2002.
- LIU, Y.; YAO, X.; WANG, Q.; YU, J.; JIANG, Q.; JIANG, W.; LI, L. Differences in reference evapotranspiration variation and climate-driven patterns in different altitudes of the Qinghai–Tibet plateau (1961–2017). **Water**, v. 13, n. 13, p. 1749, 2021. <https://doi.org/10.3390/w13131749>.
- MARQUES DA SILVA, R.; SANTOS, C. A.; ARAÚJO MARANHÃO, K. U.; MEDEIROS SILVA, A.; PORTO DE LIMA, V. R. Geospatial assessment of eco-environmental changes in desertification area of the Brazilian semi-arid region. **Earth Sciences Research Journal**, v. 22, n. 3, p. 175–186, 2018. <https://doi.org/10.15446/esrj.v22n3.69904>.
- MILBORROW, S.; TIBSHIRANI, R. Package ‘earth’: Multivariate Adaptive Regression Splines. 2019.
- MMA, Ministério do Meio Ambiente (MMA). Programa de Ação Nacional de Combate à Desertificação e Mitigação dos Efeitos da Seca: PANBRASIL. Edição Comemorativa dos 10 anos da Convenção das Nações Unidas de Combate à Desertificação e Mitigação dos Efeitos da Seca – CCD. Brasília: MMA, 2004. 225p.
- MUTTI, P. R.; ABREU, L. P.; MB ANDRADE, L.; SPYRIDES, M. H. C.; LIMA, K. C.; DE OLIVEIRA, C. P.; BEZERRA, B. G. A detailed framework for the characterization of rainfall climatology in semi-arid watersheds. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 139, n. 1–2, p. 109–125, 2020. <https://doi.org/10.1111/tgis.12926>.
- PEREZ-MARIN, A. M.; CAVALCANTE, A. D. M. B.; MEDEIROS, S. S.; TINÓCO, L. D. M.; SALCEDO, I. H. Núcleos de desertificação no semiárido brasileiro: ocorrência natural ou antrópica. **Parcerias Estratégicas**, v. 17, n. 34, p. 87-106, 2012.
- POZO, A. D.; BRUNEL-SALDIAS, N.; ENGLER, A.; ORTEGA-FARIAS, S.; ACEVEDO-OPAZO, C.; LOBOS, G. A.; MOLINA-MONTENEGRO, M. A. Climate change impacts and adaptation strategies of agriculture in Mediterranean-climate regions (MCRs). **Sustainability**, v. 11, n. 10, p. 2769, 2019. <https://doi.org/10.3390/su11102769>.
- RODRIGUEZ, P. P.; GIANOLA, D. BRNN: Bayesian regularization for feed-forward neural networks. **R package version 0.6**, 2016.
- SANTOS, N. O.; MACHADO, R. A. S.; GONZÁLEZ, R. C. L. Identification of levels of anthropization and its implications in the process of desertification in the Caatinga biome (Jeremoabo, Bahia-Brazil). **Cuadernos de Investigación Geográfica**, v. 48, n. 1, p. 41-57, 2022. <https://doi.org/10.1002/joc.4124>.
- SANZHEEV, E. D.; MIKHEEVA, A. S.; OSODOEV, P. V.; BATOMUNKUEV, V. S.; TULOKHONOV, A. K. Theoretical approaches and practical assessment of socio-economic effects of desertification in Mongolia. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, v. 17, n. 11, p. 4068, 2020. <https://doi.org/10.3390/ijerph17114068>.
- SILVA, L. A. P.; SOUZA, C. M. P.; SILVA, C. R.; FILGUEIRAS, R.; SENA-SOUZA, J. P.; FERNANDES-FILHO, E. I.; LEITE, M. E. Mapping the effects of climate change on reference evapotranspiration in future scenarios in the Brazilian Semi-arid Region - South America. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 16, p. 1001-1012, 2023. <https://doi.org/10.26848/rbfg.v16.2.p1001-1012>.
- SOUZA, C. M. P. D.; THOMAZINI, A.; SCHAEFER, C. E. G. R.; VELOSO, G. V.; MOREIRA, G. M.; FERNANDES FILHO, E. I. Multivariate analysis and machine learning in properties of Ultisols (Argissolos) of Brazilian Amazon. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 42, 2018. <https://doi.org/10.1590/18069657rbcs20170419>.
- SPINONI, J.; VOGT, J.; NAUMANN, G.; CARRAO, H.; BARBOSA, P. Towards identifying areas at climatological risk of desertification using the Köppen–Geiger classification and FAO aridity index. **International Journal of Climatology**, v. 35, n. 9, p. 2210-2222, 2015. <https://doi.org/10.1002/joc.4124>.
- TAVARES, V. C.; DE ARRUDA, Í. R. P.; DA SILVA, D. G. Desertificação, mudanças climáticas e secas no semiárido brasileiro: uma revisão bibliográfica. **Geosul**, v. 34, n. 70, p. 385–405, 2019. <https://doi.org/10.5007/2177-5230.2019v34n70p385>.
- TEAM, R. C. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. Disponível em: <http://www.R-project.org/>. Acesso em: 05 jan. 2022.
- THORNTHWAITE, C. W. An approach toward a rational classification of climate. **Geographical review**, v. 38, n. 1, p. 55–94, 1948. <https://doi.org/10.2307/210739>.

- UNEP. United Nations Environmental Programme, **World Atlas of Desertification**, London: Ed. Edward Arnold Publishers, 1992.
- VERGARA, W. L. GALLARDO LOMELI, M. FRANCO CHUAIRE, S. Initiative 20X20: A landscape restoration movement rises in Latin America restoration enhance regeneration of seasonal deciduous and the Caribbean. **World Resources Institute**, 2015. Disponível em: <https://www.wri.org/insights/initiative-20x20-landscape-restoration-movement-rises-latin-america-and-caribbean>. Acesso em: 05 jan. 2022.
- VIEIRA, R. M. D. S. P.; SESTINI, M. F.; TOMASELLA, J.; MARCHEZINI, V.; PEREIRA, G. R.; BARBOSA, A. A.; OMETTO, J. P. H. B. Characterizing spatio-temporal patterns of social vulnerability to droughts, degradation and desertification in the Brazilian northeast. **Environmental and Sustainability Indicators**, v. 5, p. 100016, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.indic.2019.100016>.
- VIEIRA, R. M. D.S.P; TOMASELLA, J.; BARBOSA, A. A.; MARTINS, M. A.; RODRIGUEZ, D. A.; REZENDE, F. S.; SANTANA, M. D. Desertification risk assessment in Northeast Brazil: Current trends and future scenarios. **Land Degradation & Development**, v. 32, n. 1, p. 224–240, 2021. <https://doi.org/10.1002/ldr.3681>.
- WU, Y.; ZHANG, X.; LI, C.; XU, Y.; HAO, F.; YIN, G. Ecosystem service trade-offs and synergies under influence of climate and land cover change in an afforested semi-arid basin, China. **Ecological Engineering**, v. 159, p. 106083, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.ecoleng.2020.106083>.
- ZARCH, M. A. A.; SIVAKUMAR, B.; MALEKINEZHAD, H.; SHARMA, A. Future aridity under conditions of global climate change. **Journal of Hydrology**, v. 554, p. 451-469, 2017. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2017.08.043>.
- ZHOU, S.; WILLIAMS, A. P.; LINTNER, B. R.; BERG, A. M.; ZHANG, Y.; KEENAN, T. F.; GENTINE, P. Soil moisture–atmosphere feedbacks mitigate declining water availability in drylands. **Nature Climate Change**, v. 11, n. 1, p. 38–44, 2021. <https://doi.org/10.1038/s41558-020-00945-z>.

CONTRIBUIÇÃO DOS AUTORES

Lucas Augusto Pereira da Silva concebeu o estudo, montou a base de dados, software, analisou os dados e redigiu o texto original. Claudionor Ribeiro da Silva concebeu e supervisionou o estudo. Cristiano Marcelo Pereira de Souza realizou as análises formais e revisou o texto. Édson Luís Bolfe, João Paulo Sena Souza e Marcos Esdras Leite fizeram a revisão do texto.



Este é um artigo de acesso aberto distribuído nos termos da Licença de Atribuição Creative Commons, que permite o uso irrestrito, distribuição e reprodução em qualquer meio, desde que o trabalho original seja devidamente citado.