

Índice de Vulnerabilidade Térmica no Cerrado: Desenvolvimento e Comparação entre regiões.

Eduardo Dourado Argôlo¹
Fernando Rodrigues Coelho Filho²
Sandro Dutra e Silva³

Universidade Evangélica de Goiás – UniEVANGÉLICA¹²³

Laboratório de Geoprocessamento e Pesquisa Ambiental - Universidade Evangélica de Goiás, Programa de Pós-Doutorado PPG/LAHAC, Anápolis, GO, BRASIL.

RESUMO

Este trabalho apresenta o desenvolvimento e validação de um índice de vulnerabilidade térmica agrícola, integrando indicadores ambientais e técnicas de aprendizado de máquina para identificar áreas suscetíveis à variabilidade térmica no Cerrado, com foco comparativo entre duas porções regionais ao longo de 1985–2024. O índice captura relações de causa e efeito no microclima e indica se uma região está piorando ou melhorando em função dos fatores que explicam a variação térmica. Foram utilizados dados observacionais e derivados de sensores e reanálises, representativos das condições biofísicas e da dinâmica de uso e cobertura da terra. A análise de hotspots foi aplicada para mapear áreas críticas de vulnerabilidade. O índice foi validado por meio de comparação com um indicador hidroclimático de seca/umidade e por modelos de ensemble baseados em árvores, que permitiram avaliar a contribuição relativa dos fatores e a acurácia do índice. Os resultados evidenciam diferenças espaciais e temporais significativas entre as regiões, com destaque para hotspots de vulnerabilidade em uma das porções analisadas. O estudo reforça a importância de abordagens integradas e do uso de aprendizado de máquina para o monitoramento climático regional, alinhando-se às recomendações do IPCC para adaptação e mitigação dos impactos na agricultura.

Palavras-chave: *Machine learning*, Cerrado, vulnerabilidade térmica, sensoriamento remoto

INTRODUÇÃO

O Cerrado brasileiro, com cerca de 2 milhões de km², é a savana mais biodiversa do planeta e desempenha papel estratégico na produção agrícola nacional (Klink & Machado, 2005). A intensificação do uso do solo, aliada às mudanças climáticas globais, tem ampliado a exposição do bioma a eventos extremos, como secas e ondas de calor, impactando a produtividade agrícola e a resiliência dos ecossistemas (IPCC, 2022; Marengo et al., 2021). O Quinto e Sexto Relatórios do IPCC destacam a vulnerabilidade de regiões tropicais a extremos térmicos e a necessidade de ferramentas robustas para monitoramento e adaptação (IPCC, 2014; 2022). A vulnerabilidade térmica, entendida como a suscetibilidade de sistemas agrícolas aos impactos adversos da variabilidade e extremos de

temperatura, é influenciada por fatores climáticos, hidrológicos, de uso do solo e de biodiversidade (Adger, 2006; Gallopín, 2006).

A identificação de hotspots de vulnerabilidade térmica é fundamental para subsidiar políticas públicas, orientar o planejamento agrícola e promover a adaptação das atividades produtivas (Brooks et al., 2005). O uso de técnicas de aprendizado de máquina, como Random Forest, permite aprimorar a análise multivariada, identificar padrões complexos e avaliar a importância relativa das variáveis ambientais (Breiman, 2001; Lobell et al., 2011). A análise integrada, em uma métrica padronizada (0–1), múltiplos componentes do clima e da dinâmica térmica regional, ultrapassando a medida isolada ao modelá-la como variável dependente via *machine learning* com dados meteorológicos e de sensoriamento remoto. Ao incorporar variáveis moduladoras e reconhecer que o uso do solo é dinâmico no tempo — influenciado por expansão urbana, agricultura, fragmentação e restauração —, o índice captura relações de causa e efeito no microclima e indica se uma região está piorando ou melhorando em função dos fatores que explicam a variação térmica. Com séries robustas (1985–2024) para duas sub-regiões do Cerrado goiano, reconstrói a trajetória histórica, projeta cenários futuros e avalia a influência do uso e cobertura do solo e de extremos climáticos. Como ferramenta aplicada, oferece base objetiva para adaptação, conservação e planejamento territorial orientado por evidências.

MATERIAIS E MÉTODOS

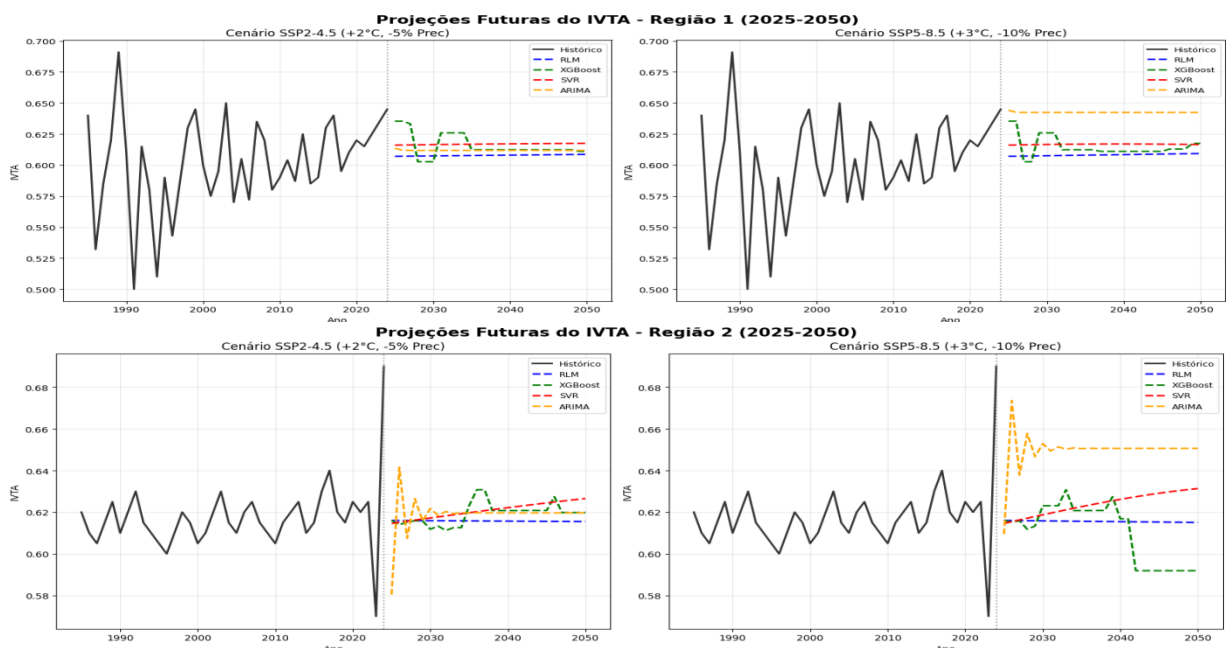
A seleção das variáveis para o cálculo do Índice foi fundamentada na premissa de que a Temperatura da Superfície é o principal indicador biofísico de estresse térmico em ecossistemas, refletindo o balanço energético superficial e influenciando processos ecológicos essenciais. Para garantir a comparabilidade entre variáveis em diferentes escalas, todos os indicadores foram normalizados pelo método Min–Max, e o índice final foi ajustado para uma escala de 0 a 1 por meio de uma função logística. A reconstrução histórica do índice (1985–2015) foi realizada por regressão inversa com um modelo de aprendizado de máquina baseado em ensembles de árvores, treinado com dados completos do período recente e aplicado retroativamente com o uso de variáveis substitutas históricas (séries meteorológicas,

índices regionais de seca/umidade e produtos de sensoriamento remoto de menor resolução). A média temporal do índice foi estimada por integração discreta anual. As projeções futuras (2025–2050) foram construídas a partir de cenários climáticos amplamente utilizados em relatórios internacionais, aplicando modelos lineares e não lineares, todos avaliados por validação cruzada e métricas estatísticas.

RESULTADOS

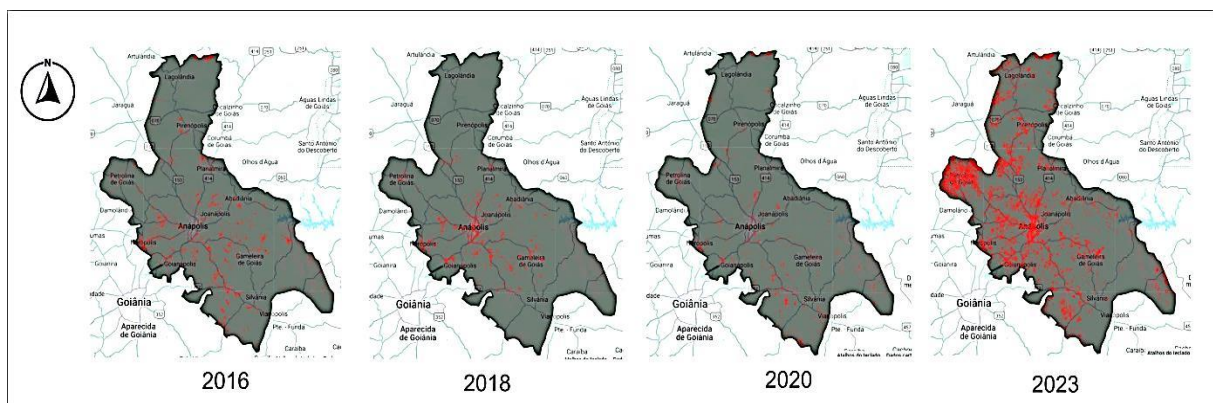
A análise revelou que a Região 1 apresentou maior vulnerabilidade térmica ao longo da série histórica, evidenciada por valores mais elevados. Esse resultado é particularmente relevante, pois ocorre mesmo em um contexto de médias de temperatura menores e altitudes mais elevadas em comparação à Região 2. Tal vulnerabilidade está associada à intensa atividade agrícola, fragmentação da vegetação nativa e menor diversidade de uso do solo, conforme indicado pelos valores reduzidos do índice de Shannon. Em contraste, a Região 2 demonstrou maior resiliência térmica, atribuída à maior cobertura vegetal, presença de áreas preservadas e maior heterogeneidade no uso do solo. A Figura 1 apresenta a evolução temporal do índice nas duas regiões estudadas, sobreposta às projeções de aumento de temperatura e eventos extremos indicados pelo IPCC para cenários de mudanças climáticas.

Figura 1 – Evolução temporal do (1985-2024) nas regiões 1 e 2, em comparação com projeções de temperatura e extremos do IPCC para cenários de mudanças climáticas.



Os resultados mostram padrões regionais distintos, refletindo diferentes graus de antropização e conservação. Na Região 1, marcada por intensa pressão antrópica, os modelos indicam valores médios no intervalo observado para os cenários avaliados, com tendências declinantes, sugerindo uma possível melhoria da vulnerabilidade térmica ao longo do tempo. A Figura 2 ilustra o mapeamento espacial dos hotspots de vulnerabilidade térmica identificados, destacando clusters de alta vulnerabilidade especialmente em áreas agrícolas intensivas e fragmentadas da Região 1. Esses hotspots representam áreas prioritárias para ações de adaptação, restauração ecológica e planejamento agrícola, conforme sugerido pelas análises multivariadas e pelo modelo de aprendizado de máquina.

Figura 2 – Mapa de hotspots de vulnerabilidade térmica identificados na região 1 (1916-2024).



CONCLUSÃO

Esta pesquisa apresenta avanços metodológicos e aplicados ao propor e calibrar um índice de vulnerabilidade térmica ambiental para duas sub-regiões contrastantes do Cerrado goiano. A integração de bases observacionais e derivadas de sensoriamento remoto, meteorologia e variáveis substitutas, aliada à calibração por um modelo de aprendizado de máquina baseado em ensembles de árvores, resultou em um índice sensível às particularidades regionais, com desempenho satisfatório e consistente tanto na validação recente quanto na reconstrução histórica. A validação cruzada com um indicador hidroclimático de seca/umidade confirmou a sensibilidade do índice ao estresse hídrico, especialmente na Região 1. Os mapas de vulnerabilidade gerados oferecem subsídios para o planejamento territorial e políticas de adaptação, embora limitações como dependência de variáveis

substitutas históricas e incertezas associadas a cenários climáticos persistam. O índice, portanto, representa um avanço relevante para a avaliação e gestão da vulnerabilidade térmica no Cerrado, com potencial de aplicação em outros biomas tropicais.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Adger, W. N. (2006). Vulnerability. *Global Environmental Change*, 16(3), 268-281.

Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32.

Brooks, N., Adger, W. N., & Kelly, P. M. (2005). The determinants of vulnerability and adaptive capacity at the national level and the implications for adaptation. *Global Environmental Change*, 15(2), 151-163.

Gallopin, G. C. (2006). Linkages between vulnerability, resilience, and adaptive capacity. *Global Environmental Change*, 16(3), 293-303.

IPCC. (2014/2022). Fifth Assessment Report.

Klink, C. A., & Machado, R. B. (2005). Conservation of the Brazilian Cerrado. *Conservation Biology*, 19(3), 707-713.

Lobell, D. B., Schlenker, W., & Costa-Roberts, J. (2011). Climate trends and global crop production since 1980. *Science*, 333(6042), 616-620.

Marengo, J. A., et al. (2021). Extreme Drought in the Brazilian Pantanal in 2019–2020: Characterization, Causes, and Impacts. *Frontiers in Water*, 3, 639204.

Sano, E. E., et al. (2019). Land use dynamics in the Brazilian Cerrado in the last three decades. *Land Use Policy*, 82, 247-256.

Shannon, C. E. (1948). A Mathematical Theory of Communication. *Bell System Technical Journal*, 27(3), 379-423.

Silva, J. M. C., et al. (2019). The Brazilian Cerrado: A Success Story of Conservation in the Tropics. *Trends in Ecology & Evolution*, 34(8), 678-689.

Vicente-Serrano, S. M., Beguería, S., & López-Moreno, J. I. (2010). A Multiscalar