

## **MODELAGEM PREDITIVA UTILIZANDO *MACHINE LEARNING* APLICADA A SUSCETIBILIDADE À EROSÃO NA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO INHAUMA, PERNAMBUCO**

Fernando da Silva Alexandre<sup>1</sup>  
Renilson Pinto da Silva Ramos<sup>2</sup>  
Gabriella Falcão de Oliveira<sup>3</sup>  
Gabriel Alan de Sousa Soares<sup>4</sup>  
João Victor Teixeira de Melo<sup>5</sup>  
Adriani Cavalcante Azevedo<sup>6</sup>  
Lidriana de Souza Pinheiro<sup>7</sup>  
Oswaldo Girão da Silva<sup>8</sup>  
Daniel Dantas Moreira Gomes<sup>9</sup>

### **INTRODUÇÃO**

A erosão do solo é um processo natural que desempenha grande papel na evolução geomorfológica das paisagens. Apesar dos agentes erosivos serem provocados pela intervenção entre o uso, vegetação e forças erosivas como (erosividade, escoamento superficial e Sub superficial, energia eólica e solar), admitam-se que dado fator são intensificados por parâmetros de elementos sociais como pertinentes à problemática (ALMEIDA; GUERRA, 2018).

Com base em Lepsch (2010) dentro de uma bacia hidrográfica, a relação entre as águas das chuvas e os elementos naturais, como solos, vegetação e rochas, promove fluxos de matéria e energia responsáveis pela formação da paisagem (HUTTON, 2012). Determinado contato representa a movimentação das partículas do solo por meio da energia gravitacional modificando sua forma e causando erosão (SOUSA, 2018; SOUSA; PAULA, 2019).

Para a construção de mapas de suscetibilidade o uso do Sistema de Informações Geográficas (SIG) é considerado um método significativo para identificar e delinear locais propensos à erosão, os dados geoespaciais são úteis para oferecer apoio a conservação do meio ambiente.

---

<sup>1</sup>Doutorando em Geografia na Universidade de Pernambuco – PE, fernando\_alexandre@caroatopoagri.com.br

<sup>2</sup>Doutorando em Geografia na Universidade Federal do Ceará – CE, renilsonramos@alu.ufc.br

<sup>3</sup>Mestre em Saúde e Desenvolvimento Socioambiental-PE, gabriellaf495@gmail.com

<sup>4</sup>Mestrando em Saúde e Desenvolvimento Socioambiental-PE, gabriel.alan@upe.br

<sup>5</sup>Cursando o Curso Técnico em Meio Ambiente do Instituto Federal de Pernambuco – PE, jvmelo25@gmail.com

<sup>6</sup>Graduada em Geografia pela Universidade de Pernambuco-PE, adrianaazevedo21@gmail.com

<sup>7</sup>Doutora em Oceanografia pela Universidade Federal de Pernambuco, lidriana@ufc.br

<sup>8</sup>Doutor em Geografia pela Universidade Federal do Rio de Janeiro, Oswaldo.girao@ufpe.br

<sup>9</sup>Doutor em Geologia pela Universidade Federal do Ceará, Daniel.gomes@upe.br

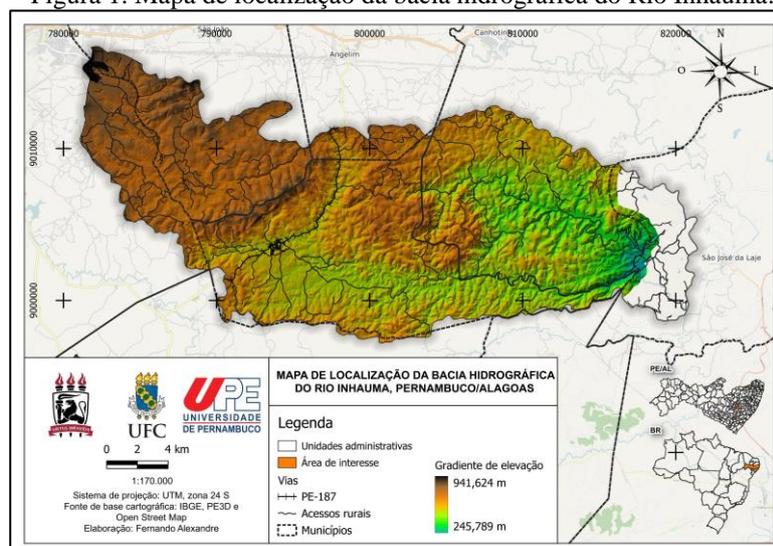
Merghadi et al., (2020) sugerem que os modelos preditivos com apoio em inteligência computacional têm apresentado alta precisão em análises complexas. Além do mais, a presença de vários algoritmos de grande potencialidade desempenhou o aumento do número de investigadores que preferem pelo emprego de técnicas de aprendizagem automática para produzir mapas de suscetibilidade à erosão a exemplo disso é a utilização do modelo de algoritmos de regressão logística (LR), de maneira prioritária, é considerado um modelo estatístico para resolver problemas de classificação binária. Sendo o (LR) adotado pelo *Machine Learning* (ML) do domínio dos modelos estatísticos e é hoje em dia um dos algoritmos mais empregados.

Assim, esse estudo objetivou analisar a suscetibilidade à erosão, aplicando a técnica de regressão logística em uma bacia hidrográfica em zona tropical subúmida no agreste pernambucano.

### ÁREA DE ESTUDO

A bacia hidrográfica do Rio Inhaúma está localizada no Agreste de Pernambuco e Alagoas, é uma sub-bacia do Rio Mundaú, possui uma área de 452 Km<sup>2</sup> e um perímetro de 130 Km. Ela abrange os municípios de São João (206 Km da capital federativa, Recife), onde o rio nasce, e outros como Garanhuns, Palmeirina e Angelim. Apresenta características físico-naturais típicas da área, incluindo solos derivados de rochas cristalinas e um relevo variado que combina áreas de planalto com depressões interplanálticas como pode ser observado na Figura 1 (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, 2018).

Figura 1. Mapa de localização da bacia hidrográfica do Rio Inhaúma.



Elaborado por: Os autores, 2024.

### METODOLOGIA

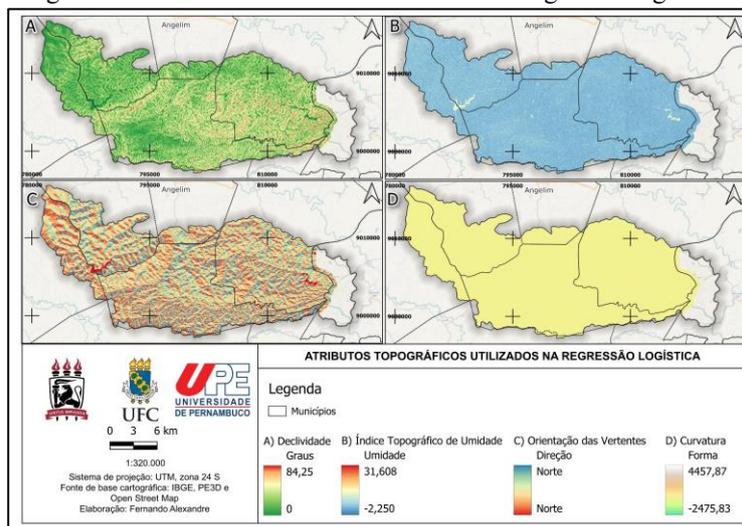
## Dados Utilizados

Para esta pesquisa, foram utilizadas imagens capturadas Aeronave remotamente pilotada (ARP) e por dados de elevação do programa Pernambuco Tridimensional (PE3D), com resolução espacial de 1 metro, de 2016, em uma escala de 1:1000, fornecidos pela Agência Pernambucana de Águas e Climas (APAC). Os *softwares* utilizados para manipulação dos dados e mapeamento foram o RStudio e QGIS 3.34.3.

## Seleção de Fatores Condicionantes

Com base nos dados extraídos, foram selecionados os fatores condicionantes mais relevantes para a erosão hídrica, como: Altimetria; Declividade; Curvatura; Orientação das Vertentes; Índice topográfico de umidade (TWI) como pode ser visto nas figuras 1 e 2 (ARABAMERI et al., 2018; MERGHADI et al., 2020; LANA; CASTRO; LANA, 2022).

Figura 2. Fatores condicionantes utilizados na regressão logística.



Elaborado por: Os autores, 2024

## Preparação do Inventário de Pontos de Erosão

Utilizando o ortomosaico, o modelo digital de terreno do PE3D e imagens do Google Earth foram identificados 264 pontos de feições erosivas. Foi definido como erosão linear tanto sulcos quanto ravinas e voçorocas. A identificação dessas feições foi realizada mediante interpretação visual utilizando parâmetros como formas, tonalidades, texturas e sombras (PETSCH et al., 2022; SCHWARZ et al., 2023).

## Procedimentos de Análise

Os procedimentos adotaram um algoritmo específico desenvolvido por Althuwaynee et al., (2021) e Pokharel et al., (2021), com alterações e variáveis baseadas em fatores condicionantes abordados em estudos prévios, implementados no RStudio.

## Validação Pela AUC

A validação de modelos de aprendizado de máquina garante a confiabilidade e dos resultados. Uma das maneiras que são utilizadas na avaliação desses modelos é a Área Sob a Curva (AUC) do Receiver Operating Characteristic (ROC). Essa técnica determina a capacidade do modelo de conseguir diferir os resultados verdadeiros dos que são falsos (ZHOU; LIU; SUN, 2016).

### Etapa de Campo

Durante a prática de campo realizada em 2024 três pontos de localização foram marcados com o aplicativo *Mobile Topographer*, que apresentou uma precisão de 50 cm. As fotografias da área foram capturadas por um Aeronave Remotamente Pilotada (ARP) DJI Mini 2, permitindo registros detalhados das condições do terreno.

### RESULTADOS

A partir dos testes realizados foram obtidos os resultados dos coeficientes de cada variável independente no modelo. Os baixos valores P indicam que todos os coeficientes analisados possuem sua significância estatística. A *Odds Ratio* representa a chance de o fenômeno ocorrer levando em consideração o aumento de 1 unidade na estimativa de cada variável (tabela 1).

A declividade apresentou a razão mais significativa, aumentando em 25,66% a chance de acordo com o aumento de 1 unidade. O TWI obteve uma razão de chance de 6,56%. A curvatura e a altimetria demonstraram um pequeno aumento na chance. Em contrapartida, a orientação das vertentes resultou em uma leve diminuição. Os valores de pseudo-R<sup>2</sup> foram gerados para explicar a variação dos dados e o ajuste do modelo.

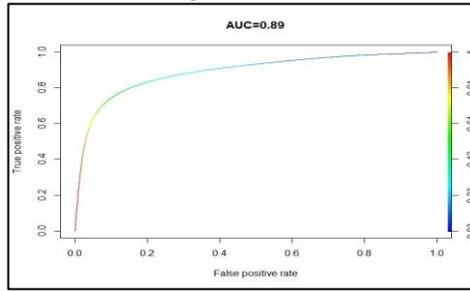
Tabela 1 – Resumo dos resultados estatísticos da regressão logística.

Variável	Estimativa	Erro Padrão	Valor P	Odds Ratio
Intercept	-2.463	0.02682	< 2e-16	0.085
Curvatura	0.003795	0.00028	< 2e-16	10.038
Altimetria	0.0001518	0.00003245	2.92e-06	100.015
TWI	0.06356	0.001454	< 2e-16	10.656
Declividade	0.2284	0.0004931	< 2e-16	12.566
Orientação das Vertentes	-0.003827	0.00002692	< 2e-16	0.9962
Pseudo R <sup>2</sup> - McFadden	0.3932			
Pseudo R <sup>2</sup> - R <sup>2</sup> ML	0.4202			
Pseudo R <sup>2</sup> - R <sup>2</sup> CU	0.5603			

Elaborado por: Os autores, 2024.

Posteriormente, o modelo estatístico foi validado por meio do método AUC. Conforme a figura 3, o modelo demonstrou um bom desempenho apresentando um valor de 0.89 (89%).

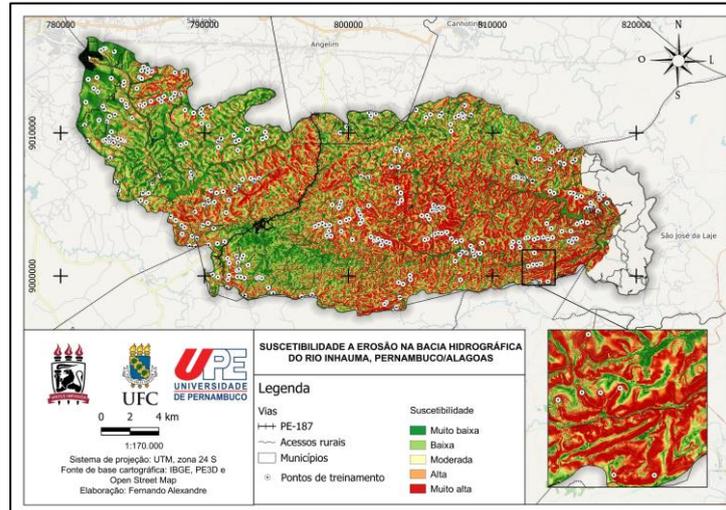
Figura 3. AUC.



Elaborado por: Os autores, 2024.

O mapa de suscetibilidade à erosão (figura 4) representa a espacialização dos resultados do modelo, após a relação das variáveis independentes com o evento erosivo. O produto gerado foi qualificado em 5 classes de suscetibilidade por *natural breaks*, tendo em vista a probabilidade de ocorrência do fenômeno.

Figura 4. Mapa de suscetibilidade à erosão na bacia hidrográfica do Rio Inhauma.



Elaborado por: Os autores, 2024.

A tabela 2 evidencia a quantificação em área e o seu percentual para cada classe de suscetibilidade à erosão. Os resultados demonstram que 27,11% do território da Bacia apresentou-se como muito suscetível à erosão, 14,95% são suscetíveis e 14,86% encontram-se como moderadamente suscetível. Por outro lado, foi encontrado que 18,25% e 24,82% da área de estudo é pouco suscetível e não suscetível, respectivamente.

Tabela 2 – Classes de suscetibilidade, total em área e suas respectivas porcentagens.

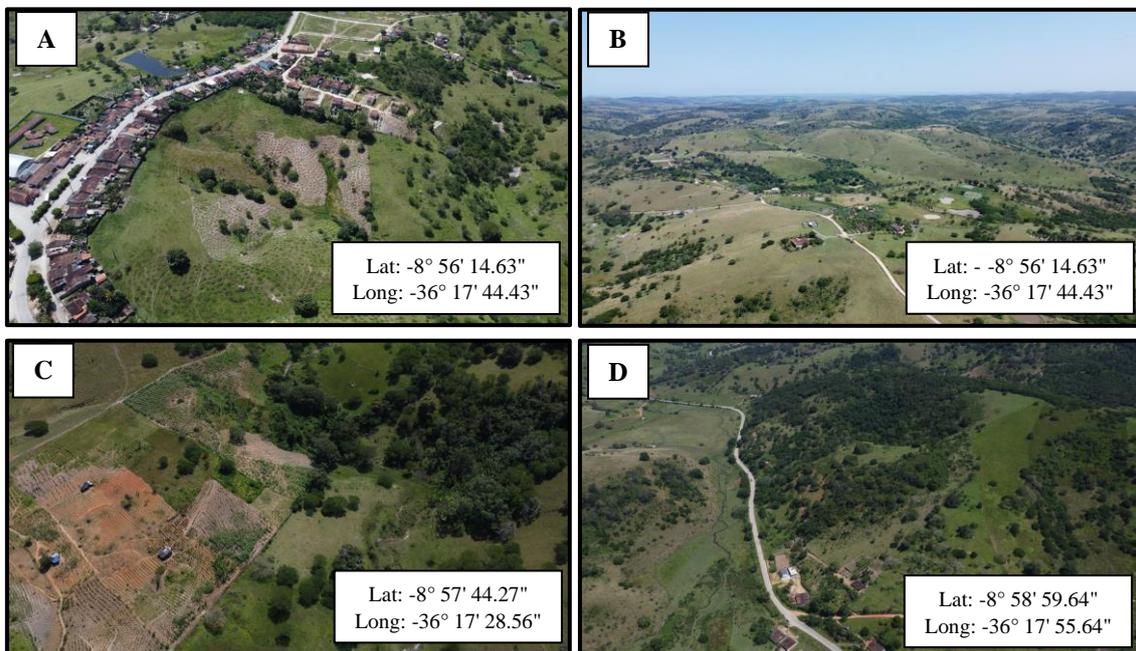
Classes	Área (km <sup>2</sup> )	Porcentagem
Não Suscetível	105.341606	24,82%
Pouco Suscetível	77.486786	18,25%
Moderadamente Suscetível	63.072143	14,86%
Suscetível	63.460130	14,95%
Muito Suscetível	115.078082	27,11%
Total	424.438747	100%

Elaborado por: Os autores, 2024.

Na etapa de campo se pode verificar a característica declivosa que compões a paisagem da bacia hidrográfica do rio Inhauma. Nas fotos da figura é possível perceber em “A” uma imagem aérea mostra uma comunidade rural cercada por áreas agrícolas e vegetação natural, algumas partes apresentam solo exposto em encostas, o que pode aumentar a suscetibilidade à erosão. Já a fotografia “B” apresenta uma vista panorâmica de uma paisagem declivosa, caracterizada por elevações suaves e vegetação dispersa. Esse relevo, associado à vegetação esparsa, pode influenciar o escoamento superficial, aumentando a suscetibilidade à erosão, especialmente em encostas onde a água pode se acumular.

A imagem “C” mostra uma área agrícola dividida em diferentes culturas, indicando uma intensa atividade agrícola. A presença de solo descoberto e as práticas de cultivo em encostas podem aumentar a susceptibilidade à erosão. Descrevendo a imagem “D” é possível afirmar que se trata uma paisagem rural caracterizada por encostas cobertas de vegetação e áreas abertas. As áreas mais densamente vegetadas podem ajudar a prevenir a erosão do solo.

Figura 5. Fotos aéreas da área de estudo. A: Feição erosiva e culturas ao seu redor na proximidade uma área urbana; B: Visão Panorâmica da área com colinas e morros dissecados, apresentando feições erosivas na imagem; C: Área de agricultura próximo a cursos hídricos e feições erosivas; D: Estrada e vegetação no relevo declivoso da bacia hidrográfica escolhida.



Elaborado por: Os autores, 2024.

## DISCUSSÃO

Com base no mapa de suscetibilidade à erosão é possível observar uma variação na distribuição das áreas suscetíveis à erosão. As áreas classificadas como "muito alta" e

"alta" suscetibilidade estão predominantemente localizadas em áreas de relevo mais acidentado e declividade acentuada, o que corrobora os resultados da regressão logística que identificaram a declividade como a variável de maior impacto na probabilidade de ocorrência de erosão, essas classes são mais evidentes nas zonas central e sul da bacia.

Além disso, o mapa revela que as classes de "muito baixa" e "baixa" suscetibilidade são mais comuns nas partes norte e algumas porções no sul da bacia, áreas essas que geralmente apresentam topografia mais suave e menor exposição à erosão. Esses resultados são consistentes com a influência de variáveis como a orientação das vertentes e o TWI. A orientação das vertentes, que mostrou uma leve diminuição na probabilidade de erosão, parece ter um efeito mitigador em áreas onde a inclinação do terreno não favorece o escoamento rápido da água, reduzindo assim a erosividade.

## **CONSIDERAÇÕES FINAIS**

O estudo apresentado utilizou uma abordagem eficaz para a modelagem da suscetibilidade à erosão. A pesquisa destacou a relevância do uso de dados de altíssima resolução espacial aliados ao inventário de cicatrizes erosivas, forneceram base para a construção do modelo preditivo. A identificação de 264 pontos de feições erosivas confirma a eficácia das técnicas de mapeamento utilizadas, é importante também salutar a relevância da combinação da etapa de campo para validar os resultados da análise computacional.

Dessa forma o trabalho permitiu não apenas a identificação das áreas de maior risco, mas também a quantificação dessas áreas, o que é essencial para o planejamento de ações mitigadoras. Assim o presente estudo contribui para o entendimento das dinâmicas de erosão hídrica em bacias hidrográficas em zonas tropicais subúmidas. A metodologia aplicada pode ser adaptável para possíveis aplicações em diferentes ambientes, ampliando dessa maneira o potencial de sua aplicação em outros trabalhos científicos. A continuidade de estudos nessa linha pode aprofundar o conhecimento sobre os processos e feições erosivas, contribuindo para possíveis gerenciamento sustentáveis em diferentes localidades.

**Palavras-chave:** Machine Learning; Regressão Logística; Bacia Hidrográfica; Erosão.

## **REFERÊNCIAS**

ALMEIDA, Flávio; GUERRA, Antonio. Erosão dos solos e impactos ambientais na cidade de Sorriso (Mato Grosso). In: GUERRA, Antonio; CUNHA, Sandra (Org.). **Impactos Ambientais Urbanos no Brasil**. Rio de Janeiro: Editora Bertrand Brasil, 2018. p. 253-274.

ALTHUWAYNEE, O.F.; AYDDA, A.; HWANG, I-T.; LEE, Y-K.; KIM, S-W.; PARK, H-J.; LEE, M-S.; PARK, Y. Uncertainty Reduction of Unlabeled Features in Landslide Inventory Using Machine Learning t-SNE Clustering and Data Mining Apriori Association Rule Algorithms. **Applied Sciences**, v. 11, n. 2, p. 556, 2021.

ARABAMERI, A.; PRADHAN, B.; POURGHASEMI, H. R.; REZAEI, K.; KERLE, N. Spatial Modelling of Gully Erosion Using GIS and R Programing: A Comparison among Three Data Mining Algorithms. **Applied Sciences**, v. 8, n. 8, p. 1369, 2018.

HUTTON, C. J. Modelling Geomorphic Systems: Numerical Modelling: Geomorphological Techniques. Londres: British Society for **Geomorphology**, 2012.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE. Produção Agrícola. In: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Rio de Janeiro: IBGE, 2018. Disponível em: <https://sidra.ibge.gov.br/home/pnadct/pernambuco>. Acesso em: agosto de 2023.

LANA, J. C.; CASTRO, P. T. A.; LANA, C. E. Assessing gully erosion susceptibility and its conditioning factors in southeastern Brazil using machine learning algorithms and bivariate statistical methods: A regional approach. **Geomorphology**, v. 402, p. 108159, 2022.

LEPSCH, I. F. **Formação e conservação dos solos**. 2.ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2010.

MERGHADI, A.; YUNUS, A. P.; DOU, J.; WHITELEY, J.; PHAM, B. T.; BUI, D. T.; AVTAR, R.; ABDERRAHMANE, B. Machine learning methods for landslide susceptibility studies: A comparative overview of algorithm performance. **Earth-Science Reviews**, v. 207, p. 103225, 2020.

PETSCH, C.; SCCOTI, A. A. V.; DE SOUZA ROBAINA, L. E.; TRENTIN, R. Controlling factors and mapping of linear erosive features in Santa Maria river watershed-RS. **Revista Brasileira de Geomorfologia**, v. 23, n. 4, p. 1876-1892, 2022.

POKHAREL, B.; ALTHUWAYNEE, O.F.; AYDDA, A.; KIM, S-W.; LIM, S.; PARK, H-J. Spatial clustering and modelling for landslide susceptibility mapping in the north of the Kathmandu Valley, Nepal. **Landslides**, v. 18, p. 1403-1419, 2021.

SCHWARZ, H.; MICHEL, G. P.; ZANANDREA, F.; PAUL, L. R.; SALVADOR, C. G. Uso de caracterização morfométrica e geomorfológica na análise de mapeamentos de cicatrizes de escorregamentos. **Revista Brasileira de Geomorfologia**, v. 24, n. 1, 2023.

SOUSA, Francisco; PAULA, Davis. Análise de perda do solo por erosão na bacia hidrográfica do rio Coreaú (Ceará – Brasil). **Revista Brasileira de Geomorfologia**, São Paulo, v. 20, n. 3, p. 491-507, jul/set 2019.

SOUSA, F. R. C. de. **Modelagem do sistema hidrológico da bacia hidrográfica do rio Coreaú (Ceará – Brasil): Vulnerabilidade versus planejamento ambiental** (Dissertação de mestrado). Universidade Estadual Vale do Acaraú, Sobral, 2018.

ZHOU, Q.; LIU, X.; SUN, J. Integration of the random forest algorithm with GIS for susceptibility mapping of shallow landslides. **Catena**, v. 137, p. 381-392, 2016.