RGe ISSN: 2177-3246

# SUSCETIBILIDADE A INUNDAÇÕES EM BOANE (MOÇAMBIQUE): UMA ABORDAGEM BASEADA EM RANDOM FOREST E GEOTECNOLOGIAS

# FLOOD SUSCEPTIBILITY IN BOANE (MOZAMBIQUE): A RANDOM FOREST AND GEOTECHNOLOGICAL APPROACH

# SUSCEPTIBILIDAD A LAS INUNDACIONES EN BOANE (MOZAMBIQUE): UN ENFOQUE GEOTÉCNICO Y BASADO EN RANDOM FOREST

10.56238/revgeov17n5-084

**Milton Edmirson da Joana**
Mestrando em Modelagem em Ciências da Terra e do Ambiente
Instituição: Universidade Estadual de Feira de Santana (UEFS)
E-mail: miltonedmirsondajoana@gmail.com
Orcid: https://orcid.org/0009-0003-2389-3243

**Aloisio Machado da Silva Filho**
Doutor em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial
Instituição: Universidade Estadual de Feira de Santana (UEFS)
E-mail: aloisioestatistico@uefs.br
Orcid: https://orcid.org/0000-0001-8250-1527

**RESUMO**
Este estudo teve como objetivo modelar e mapear a suscetibilidade a inundações no Distrito de Boane (Moçambique), considerando a crescente ocorrência de eventos extremos associados às mudanças climáticas. Para isso, foi utilizado o algoritmo de aprendizado de máquina *Random Forest* (RF), integrando 12 variáveis condicionantes de natureza climática, topográfica, hidrológica, antrópica e espectral. O inventário de inundações foi elaborado a partir de imagens Landsat 9, com auxílio do índice *Modified Normalized Difference Water Index* (MNDWI), enquanto a validação do modelo foi realizada utilizando imagens Sentinel-2. A modelagem foi desenvolvida no ambiente R, com divisão dos dados em 70% para treinamento e 30% para validação. Os resultados indicaram elevado desempenho do modelo, com acurácia global de 0,93 no modelo e 0,98 no mapa. As variáveis mais relevantes foram a proximidade de corpos de água e a altitude, evidenciando a forte influência dos fatores geomorfológicos na dinâmica das inundações. O mapa final revelou predominância de áreas classificadas como de baixa suscetibilidade (59,35%), enquanto as áreas de maior suscetibilidade concentraram-se principalmente na região central do distrito de Boane, coincidindo com zonas agrícolas e assentamentos humanos. Conclui-se, portanto, que o modelo *Random Forest* apresentou elevada capacidade preditiva no mapeamento da suscetibilidade a inundações, constituindo uma ferramenta robusta para o planejamento territorial e gestão ambiental, especialmente na identificação de áreas potencialmente sujeitas a danos à infraestrutura, agricultura e impactos socioeconômicos associados às inundações.

**Palavras-chave:** Inundações. Suscetibilidade. *Random Forest*. Geotecnologias.

**ABSTRACT**
This study aimed to model and map flood susceptibility in the District of Boane (Mozambique), considering the increasing occurrence of extreme events associated with climate change. For this purpose, the Random Forest (RF) machine learning algorithm was applied, integrating 12 conditioning variables of climatic, topographic, hydrological, anthropogenic, and spectral nature. The flood inventory was developed using Landsat 9 imagery with the support of the Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI), while model validation was performed using Sentinel-2 imagery. The modeling process was carried out in the R environment, with data split into 70% for training and 30% for validation. The results indicated high model performance, with overall accuracy values of 0.93 for the model and 0.98 for the susceptibility map. The most relevant variables were proximity to water bodies and altitude, highlighting the strong influence of geomorphological factors on flood dynamics. The final map revealed a predominance of areas classified as having low susceptibility (59.35%), whereas areas with higher susceptibility were mainly concentrated in the central region of the District of Boane, coinciding with agricultural zones and human settlements. Therefore, it can be concluded that the Random Forest model demonstrated high predictive capability for flood susceptibility mapping, constituting a robust tool for territorial planning and environmental management, particularly in identifying areas potentially exposed to infrastructure damage, agricultural losses, and socioeconomic impacts associated with flooding.

**Keywords:** Floods. Susceptibility. Random Forest. Geotechnologies.

**RESUMEN**
Este estudio tuvo como objetivo modelar y mapear la susceptibilidad a inundaciones en el Distrito de Boane (Mozambique), considerando la creciente ocurrencia de eventos extremos asociados al cambio climático. Para ello, se utilizó el algoritmo de aprendizaje automático Random Forest (RF), integrando 12 variables condicionantes de naturaleza climática, topográfica, hidrológica, antrópica y espectral. El inventario de inundaciones fue elaborado a partir de imágenes Landsat 9, con el apoyo del índice Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI), mientras que la validación del modelo se realizó utilizando imágenes Sentinel-2. El modelado fue desarrollado en el entorno R, con una división de los datos del 70% para entrenamiento y del 30% para validación. Los resultados indicaron un elevado desempeño del modelo, con una exactitud global de 0,93 en el modelo y de 0,98 en el mapa. Las variables más relevantes fueron la proximidad a cuerpos de agua y la altitud, evidenciando la fuerte influencia de los factores geomorfológicos en la dinámica de las inundaciones. El mapa final reveló un predominio de áreas clasificadas con baja susceptibilidad (59,35%), mientras que las áreas de mayor susceptibilidad se concentraron principalmente en la región central del Distrito de Boane, coincidiendo con zonas agrícolas y asentamientos humanos. Se concluye, por lo tanto, que el modelo Random Forest presentó una elevada capacidad predictiva en el mapeo de la susceptibilidad a inundaciones, constituyendo una herramienta robusta para la planificación territorial y la gestión ambiental, especialmente en la identificación de áreas potencialmente sujetas a daños en la infraestructura, pérdidas agrícolas e impactos socioeconómicos asociados a las inundaciones.

**Palabras clave:** Inundaciones. Susceptibilidad. *Random Forest*. Geotecnologías.

## 1 INTRODUÇÃO

As mudanças climáticas decorrentes do aquecimento global já se apresentam como uma realidade incontestável e cada vez mais evidente (Tivane, 2024). Com a intensificação de regimes climáticos como precipitações intensas previstos em curtos intervalos de tempo, espera-se um agravamento em determinados fenômenos naturais como as inundações, que são um dos fenômenos naturais de maior recorrência e impacto socioeconômico em Moçambique, país classificado como um dos mais vulneráveis às mudanças climáticas na África Subsaariana (Oliveira et al., 2019). Nesse contexto, o Distrito de Boane, localizado na região sudoeste da Província de Maputo, já se encontra enfrentando regularmente eventos de inundação decorrentes de chuvas intensas e da consequente descarga da Barragem de Pequenos Libombos, causando prejuízos à população, à infraestrutura e à produção agrícola (Oliveira et al., 2021).

As inundações ocorrem predominantemente durante a estação chuvosa (outubro a março), comprometendo o desenvolvimento social e econômico do Distrito. Entre os dias 16 e 19 de janeiro de 2023, eventos extremos de precipitação combinados com a descarga da barragem elevaram o nível do Rio Umbelúzi, inundando extensas áreas residenciais e agrícolas, culminando em prejuízos imensuráveis (Bicá et al., 2025). Observa-se que a construção desordenada em zonas naturais de escoamento pluvial, sem observância dos Instrumentos de Ordenamento Territorial, constitui um dos principais fatores de agravamento dos impactos desses eventos (Tamele, 2022).

O mapeamento da suscetibilidade às inundações envolve a integração de múltiplos fatores ambientais. A seleção adequada das variáveis condicionantes constitui um aspecto crítico na modelagem da suscetibilidade a inundações, uma vez que essas variáveis representam os processos físicos, climáticos e antrópicos associados à ocorrência e à extensão do fenômeno (Dransfeld, 2025). Entre os fatores mais utilizados destacam-se altitude, declividade e o Índice de Umidade Topográfica (TWI), além de atributos climáticos, hidrológicos, espectrais e características do solo, como infiltração, permeabilidade e capacidade de retenção de água. Nesse contexto, o algoritmo Random Forest (RF) tem se destacado por apresentar desempenho superior em estudos comparativos de mapeamento de suscetibilidade a inundações (Breiman, 2001; Chicombo e Moreira, 2024).

A relevância deste estudo fundamenta-se na necessidade de avaliar a suscetibilidade às inundações no Distrito de Boane, considerando que tais eventos representam importantes ameaças socioambientais, exigindo medidas permanentes de mitigação voltadas à redução de riscos, à proteção da população e à minimização de impactos sobre infraestruturas e atividades agropecuárias (Pradhan, 2009).

Nesse sentido, os modelos de suscetibilidade a inundações desempenham papel estratégico no planejamento territorial e na gestão de riscos ambientais. Esses modelos possibilitam a identificação de áreas potencialmente vulneráveis, fornecendo subsídios para sistemas de alerta precoce, ações

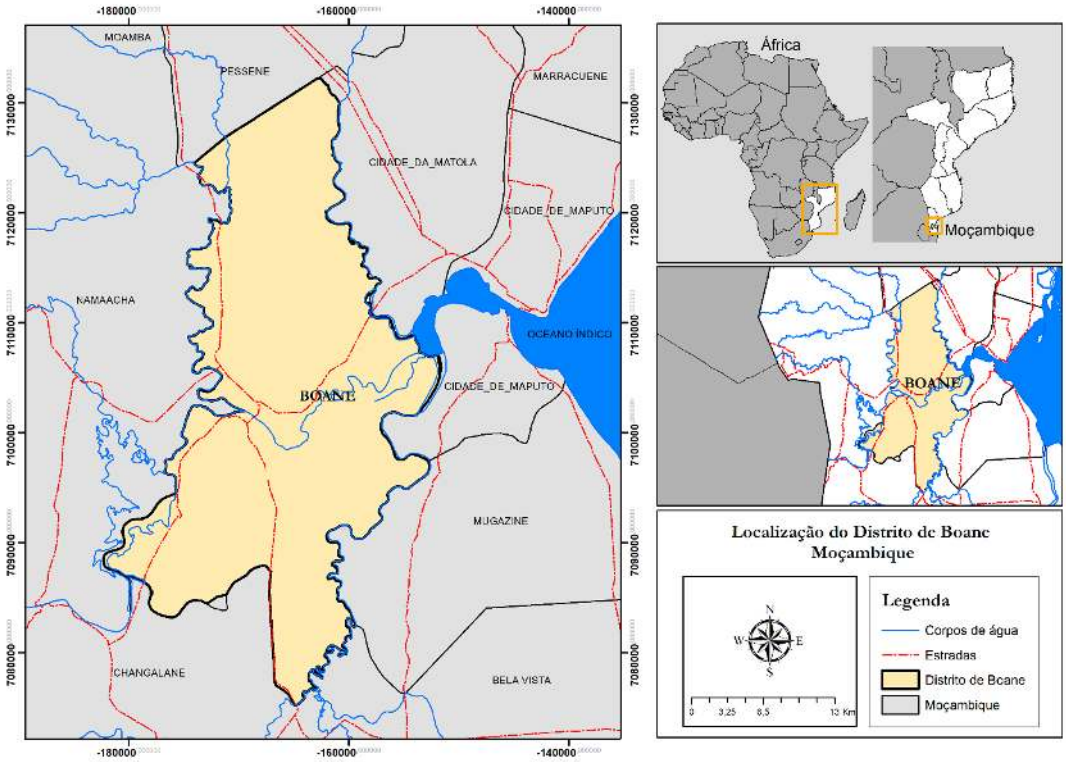
preventivas e formulação de políticas públicas voltadas ao uso e ocupação do solo. Além disso, contribuem para o fortalecimento da capacidade adaptativa da sociedade frente aos impactos associados aos eventos extremos de inundação (Choubin et al., 2019).

Nesse contexto, este estudo tem como objetivo modelar e mapear a suscetibilidade a inundações no Distrito de Boane por meio da integração de múltiplas variáveis condicionantes ao algoritmo *Random Forest* (RF), visando gerar subsídios técnico-científicos para o planejamento territorial e a gestão de riscos hidrológicos.

## 2 METODOLOGIA

O presente estudo foi realizado no Distrito de Boane, localizado na região sudoeste da Província de Maputo, Moçambique, com área total de 820 km² e população estimada em 210.367 habitantes (MAE, 2014). O clima da região é classificado como sub-húmido, apresentando temperatura média anual de 23,7°C e precipitação média anual de 752 mm, concentrada predominantemente entre os meses de outubro e março (Nhanenge, 2024). A principal bacia hidrográfica do distrito é a do Rio Umbelúzi, com extensão aproximada de 5.400 km², dos quais cerca de 42% encontram-se em território moçambicano. A Barragem dos Pequenos Libombos, situada rio acima da área de estudo, desempenha papel relevante na regulação da vazão do rio e na dinâmica das inundações, especialmente durante períodos de elevada pluviosidade associados à liberação de água da barragem.

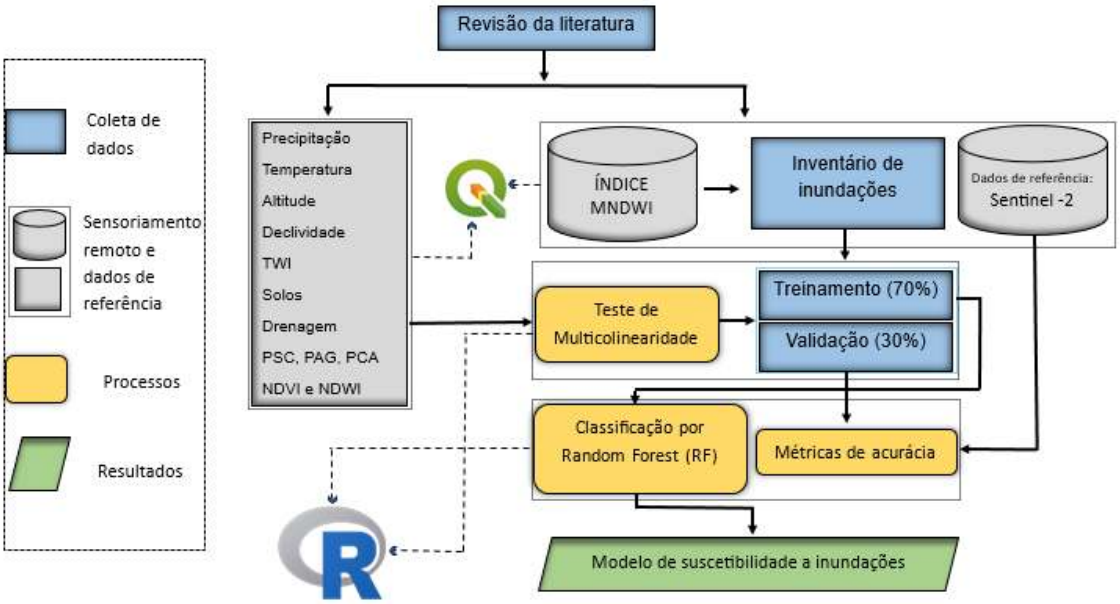
Figura 1. Localização geográfica do Distrito de Boane, Província de Maputo, Moçambique.




Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

Para atingir os objetivos deste estudo, a metodologia adotada foi dividida em quatro etapas: (I) elaboração do inventário de inundações; (II) seleção das variáveis associadas às inundações; (III) modelagem do mapa de suscetibilidade a inundações utilizando o algoritmo Random Forest (RF); e (IV) avaliação da acurácia preditiva do modelo e do mapa de suscetibilidade. A preparação das variáveis foi realizada com auxílio do software QGIS versão 3.40.5 (Xie et al., 2019), enquanto as demais análises foram executadas no ambiente R (R Core Team, 2024). A Figura 2 apresenta o fluxograma metodológico adotado no estudo.

Figura 2. Fluxograma metodológico adotado para a modelagem da suscetibilidade a inundações no Distrito de Boane, Moçambique.




Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

## 2.1 INVENTÁRIO DE INUNDAÇÃO

O inventário de inundações constitui uma etapa fundamental para o treinamento e a validação de modelos de suscetibilidade a inundações (Kaiser et al., 2022; Rahmati et al., 2016). Para sua construção, foram gerados aleatoriamente 500 pontos no QGIS V3.40.5, sendo 200 associados à classe de inundação (classe 1) e 300 à classe de não inundação (classe 0), considerando a extensão espacial da área de estudo. Os pontos de inundação foram delimitados a partir das áreas úmidas identificadas pelo Índice Modificado de Água por Diferença Normalizada (MNDWI) (Xu, 2006), obtido com imagens Landsat 9 referentes aos eventos extremos registrados entre 11 e 13 de fevereiro de 2023 e entre 16 e 19 de janeiro de 2026. O uso do MNDWI justifica-se por sua maior eficiência na detecção de superfícies inundadas em ambientes com presença de áreas urbanizadas e solo exposto, quando comparado ao Índice de Água por Diferença Normalizada (NDWI) (Xu, 2006; Silva, 2025). O MNDWI foi calculado pela seguinte equação:

$$MNDWI = \frac{(Green - Swir)}{(Green + Swir)} \quad (1)$$

Em que:

*Green* denotabanda do verde e *Swir* a banda do infravermelho de ondas curtas

## 2.2 VARIÁVEIS ASSOCIADAS A SUSCETIBILIDADE A INUNDAÇÃO

A literatura especializada demonstra que não existe consenso acerca dos parâmetros empregados na avaliação da suscetibilidade a inundações; contudo, determinados critérios são amplamente reconhecidos como fundamentais nesse tipo de modelagem (Rahmati et al., 2015). Assim, as variáveis condicionantes adotadas neste estudo foram definidas com base na disponibilidade de dados geoespaciais compatíveis com a área de estudo e em evidências reportadas em pesquisas correlatas.

Tabela 1. Variáveis que influenciam a ocorrência de inundações no Distrito de Boane.

| Váriavel | Resolução | Fonte | Unidade usada |
|---|---|---|---|
| Precipitação | 30 m | Google Earth Engine | Milímetros (mm) |
| Temperatura | 1 km | Worldclim | Graus Celsius (C) |
| Altitude | 12 m | ASTER DEM | Metros (m) |
| Declividade | 12 m | ASTER DEM | Grau (º) |
| Indice de humidade topográfica (TWI) | 12 m | ASTER DEM | Adimensional |
| Solos | 1 Km | CENACARTA | Categórico |
| Drenagm | 1 Km | CENACARTA | Categórico |
| Proximidade da superficie construida (PSC) | 30 m | Uso do solo e cobertura da terra | Metros (m) |
| Proximidade de corpos de água (PCA) | 30 m | Uso do solo e cobertura da terra | Metros (m) |
| Proximidade de áreas agricolas (PAG) | 30 m | Uso do solo e cobertura da terra | Metros (m) |
| NDVI | 30 m | Google Earth Engine | Adimensional |
| NDWI | 30 m | Google Earth Engine | Adimensional |

Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

As variáveis altitude, declividade e Índice de Umidade Topográfica (TWI) foram derivadas do Modelo Digital de Elevação (MDE), obtido a partir do ASTER DEM com resolução espacial de 12 m (Mhjawej et al., 2016). Previamente à geração das variáveis topográficas, foram aplicados procedimentos de correção das imperfeições do MDE por meio da ferramenta Fill no ambiente QGIS, visando reduzir inconsistências hidrológicas no modelo. A declividade foi estimada utilizando a ferramenta Slope, sendo representada em graus (°) (Rahmati et al., 2016). A altitude foi obtida diretamente do MDE, com valores expressos em metros, enquanto o TWI foi calculado a partir das propriedades topográficas derivadas do modelo digital de elevação (Chicombo e Moreira, 2024).

As variáveis físicas correspondem aos fatores naturais do meio geográfico que condicionam a dinâmica hidrológica e influenciam diretamente a suscetibilidade a inundações. Neste estudo, foram

consideradas as variáveis tipo de solo, drenagem e proximidade aos corpos d'água (Islam et al., 2021). As informações referentes ao solo e à drenagem foram obtidas a partir do mapa de solos de Moçambique, na escala 1:250.000, disponibilizado pela CENACARTA. A variável proximidade aos corpos hídricos foi estimada por meio da ferramenta *Euclidean Distance*, aplicada à base vetorial da rede hidrográfica da área de estudo (Chicombo e Moreira, 2024).

Entre as variáveis antropogênicas consideradas neste estudo destacam-se a proximidade de áreas agrícolas e a proximidade de superfícies construídas. Essas variáveis foram derivadas do mapa de uso e cobertura da terra referente ao ano de 2025. Para isso, o arquivo raster em formato TIFF foi convertido para shapefile, possibilitando a delimitação das classes de interesse. Em seguida, as distâncias euclidianas em relação às áreas agrícolas e às superfícies construídas foram calculadas para representação da influência espacial dessas variáveis na suscetibilidade a inundações (Mhjawej et al., 2016).

Neste estudo, foram utilizados o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) e o Índice de Água por Diferença Normalizada (NDWI) como variáveis espectrais associadas à suscetibilidade a inundações. Esses índices foram derivados das bandas espectrais de imagens orbitais processadas no ambiente *Google Earth Engine* (GEE) para o ano de 2025, conforme a abordagem metodológica descrita por Aslam et al. (2024). As expressões matemáticas empregadas no cálculo dos índices são apresentadas a seguir:

$$NDVI=\frac{(NIR+RED}{(NIR-RED)} \quad (2)$$

$$NDWI=\frac{(NIR+MIR)}{(NIR-MIR)} \quad (3)$$

Em que NIR corresponde à banda do infravermelho próximo, RED à banda espectral do vermelho e MIR à banda do infravermelho médio.

## 2.3 MODELAGEM DA SUSCETIBILIDADE A INUNDAÇÕES

Neste estudo, o mapa de suscetibilidade a inundações foi desenvolvido por meio do algoritmo de aprendizado de máquina *Random Forest* (RF). O RF destaca-se como um dos métodos não paramétricos mais utilizados em estudos de modelagem ambiental devido à sua elevada capacidade preditiva e robustez estatística. Fundamentado na abordagem ensemble, o algoritmo combina a técnica de *bagging* (*bootstrap aggregating*) com múltiplas árvores de decisão, permitindo reduzir a variância, minimizar problemas de sobreajuste (*overfitting*) e aprimorar a estabilidade das previsões (Breiman, 2001).

Previamente à geração do modelo final de suscetibilidade a inundações, o algoritmo *Random Forest* (RF) foi submetido a um processo de calibração e validação interna. Para isso, 70% das amostras (350 pontos) foram selecionadas aleatoriamente para o treinamento do algoritmo, enquanto os 30% restantes (150 pontos) foram destinados à validação do desempenho preditivo, considerando o conjunto de variáveis condicionantes utilizadas na modelagem (Islam et al., 2021; Dransfeld, 2025). Todas as análises estatísticas e computacionais foram realizadas no ambiente R (R Core Team, 2024).

Antes da execução da modelagem da suscetibilidade a inundações, foi realizada a avaliação da adequabilidade das variáveis condicionantes empregadas no estudo. A colinearidade ou multicolinearidade refere-se à elevada correlação entre variáveis explicativas, podendo comprometer a estabilidade e a capacidade preditiva dos modelos. Nesse contexto, foi empregado o coeficiente de correlação de postos de Spearman para avaliar a correlação entre as variáveis explicativas e identificar possíveis redundâncias entre os fatores condicionantes. A utilização desse método não paramétrico fundamenta-se na ausência de atendimento aos pressupostos requeridos pelo coeficiente de correlação de Pearson, particularmente aqueles relacionados à normalidade, linearidade e homocedasticidade dos dados (Hauke e Kossowski, 2011). Dessa forma, a análise de correlação contribuiu para obtenção de um modelo mais robusto e estatisticamente confiável (Amaral et al., 2024).

Com o intuito de avaliar a capacidade discriminante das variáveis condicionantes entre áreas classificadas como inundadas e não inundadas, foi empregado o teste estatístico de Wilcoxon (Amaral et al., 2024; Silva, 2025). Esse teste não paramétrico é amplamente utilizado para comparação entre dois grupos independentes, sendo particularmente adequado em situações nas quais os dados não apresentam distribuição normal, permitindo avaliar diferenças estatisticamente significativas entre as distribuições das variáveis analisadas.

## 2.4 AVALIAÇÃO DA ACURÁCIA PREDITIVA DO MODELO E DO MAPA DE SUSCETIBILIDADE

Após a modelagem da suscetibilidade a inundações por meio do algoritmo *Random Forest* (RF), o desempenho preditivo do modelo foi avaliado utilizando métricas clássicas de classificação, incluindo acurácia global, sensibilidade e especificidade (Yesilnacar, 2005). A acurácia global expressa a proporção total de classificações corretas realizadas pelo modelo. A sensibilidade corresponde à capacidade do algoritmo em identificar corretamente os pixels pertencentes à classe positiva (áreas inundadas), enquanto a especificidade representa a capacidade de reconhecimento adequado dos pixels associados à classe negativa (áreas não inundadas). As equações empregadas no cálculo dessas métricas são apresentadas a seguir:

$$\text{Acurácia global} = \frac{VP+VN}{VP+VN+FP+FN} \quad (4)$$

$$\text{Sensibilidade} = \frac{VP}{VP+FN} \quad (5)$$

$$\text{Especificidade} = \frac{VN}{VN+FP} \quad (6)$$

Em que:

**VP:** Pixels pertencentes à classe inundada corretamente classificados como inundação (verdadeiro positivo); **FP:** Pixels pertencentes à classe não inundada incorretamente classificados como inundação (falso positivo); **VN:** Pixels pertencentes à classe não inundada corretamente classificados como não inundação (verdadeiro negativo); **FN:** Pixels pertencentes à classe inundada incorretamente classificados como não inundação (falso negativo).

Adicionalmente às métricas clássicas de classificação, a Curva ROC (*Receiver Operating Characteristic* – ROC) foi empregada para avaliar a capacidade preditiva do modelo de suscetibilidade a inundações. Para validação do mapa de suscetibilidade, foram adquiridos na plataforma Copernicus *shapefiles* correspondentes às áreas inundadas referentes ao evento de 11 de fevereiro de 2023, derivados de imagens do satélite Sentinel-2 e disponibilizados em acesso aberto (Rahmati et al., 2019). A partir dessas informações, foi elaborada uma base binária de validação, na qual os valores 0 e 1 representaram, respectivamente, áreas não inundadas e inundadas.

Para validação adicional do mapa, foram gerados com base nos shapefiles 150 pontos aleatórios em áreas inundadas e 250 em áreas não inundadas. Posteriormente, os valores de suscetibilidade correspondentes à localização desses pontos foram extraídos do modelo gerado. A capacidade discriminante do modelo foi avaliada por meio da Curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*), utilizando como métrica a Área Sob a Curva (*Area Under the Curve* – AUC). Essa métrica expressa a capacidade do modelo em distinguir corretamente áreas inundadas e não inundadas, assumindo valores entre 0 e 1. Valores próximos de 1 indicam elevado desempenho preditivo, enquanto valores inferiores a 0,5 sugerem baixa capacidade discriminante e limitada aplicabilidade do modelo (Yesilnacar, 2005).

## 3 RESULTADOS E DISCUSSÕES

### 3.1 CAPACIDADE DE DISCRIMINAÇÃO DAS VARIÁVEIS ASSOCIADAS

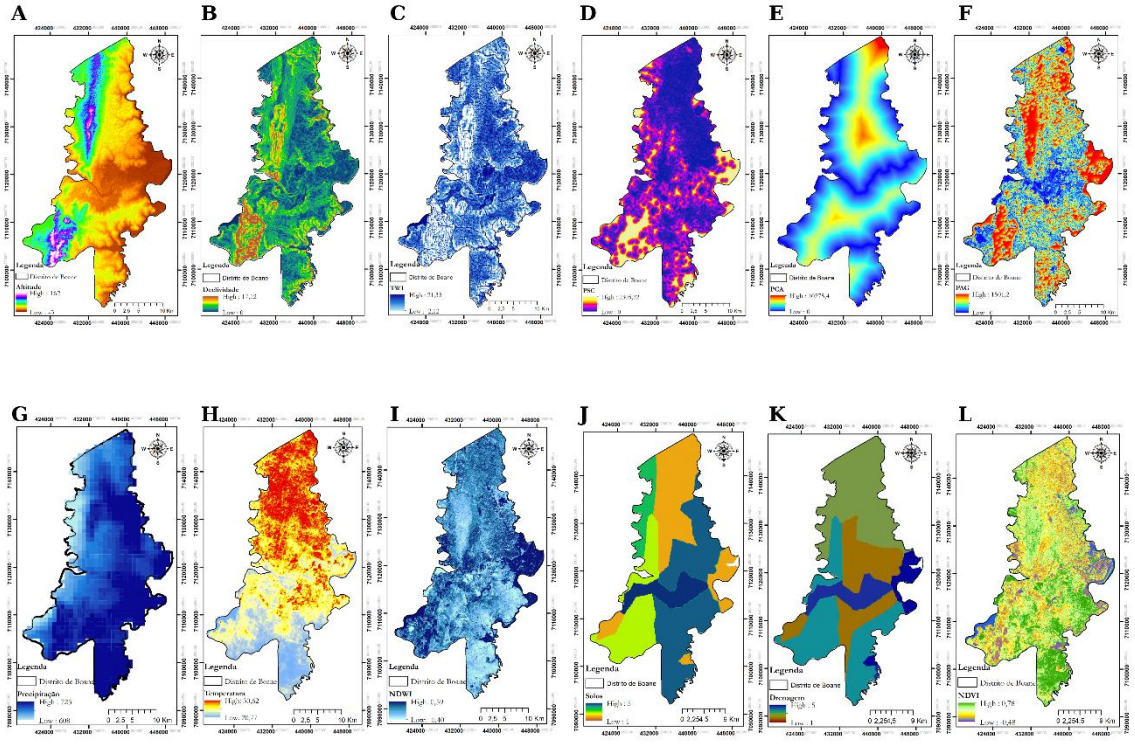
As 12 variáveis selecionadas para compor o modelo de suscetibilidade a inundações foram espacialmente representadas na área de estudo. A Figura 3 ilustra a distribuição espacial das variáveis condicionantes utilizadas na modelagem. 12 vriáveis selecionadas para compor o modelo foram mapeadas espacialmente, abaixo segue a figura 3 ilustrando o seu comportamento espacial na área de estudo.

Observa-se na Figura 3 que as variáveis topográficas associadas à suscetibilidade a inundações, como altitude (A) e declividade (B), apresentaram padrões espaciais convergentes em todo o território

de Boane. Menores altitudes e menores declividades concentram-se predominantemente na região centro-leste, com valores medianos distribuídos nas regiões nordeste e sudeste, respectivamente. Os maiores valores do Índice de Umidade Topográfica – TWI (C) acompanham áreas de baixa altitude e relevo mais plano, especialmente nas regiões centro-leste, sul e nordeste, indicando maior potencial de acumulação superficial de água e maior predisposição à ocorrência de inundações. Esse comportamento evidencia a relação espacial entre as variáveis topográficas e os processos hidrológicos, sendo amplamente reportado na literatura, uma vez que terrenos planos e topograficamente deprimidos favorecem o escoamento lento e o armazenamento temporário da água (Amaral et al., 2024).

A variável proximidade da superfície construída (Figura 3 - D) apresentou distribuição predominante nas regiões nordeste e sudeste, com ocorrência moderada na região central. A proximidade de áreas agrícolas (Figura 3 - E) concentrou-se majoritariamente na região centro-leste, enquanto a proximidade a corpos de água (Figura 3 - F) evidenciou maior concentração da rede hidrográfica nas regiões central, sudoeste, noroeste e sudeste. Esses resultados reforçam a influência conjunta das características naturais e das atividades antrópicas na intensificação da suscetibilidade a inundações no Distrito de Boane (Rahmati et al., 2015).

Figura 2. Variáveis selecionadas para compor modelo de suscetibilidade a inundações no Distrito de Boane, Moçambique: (A) Altitude, (B) Declividade, (C) Índice de Umidade Topográfica (TWI), (D) Proximidade da Superfície Construída (PSC), (E) Proximidade de Áreas Agrícolas (PAG), (F) Precipitação, (G) Temperatura, (H) Índice de Água por Diferença Normalizada (NDWI), (I) Tipos de Solo, (J) Drenagem, e (L) Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI).



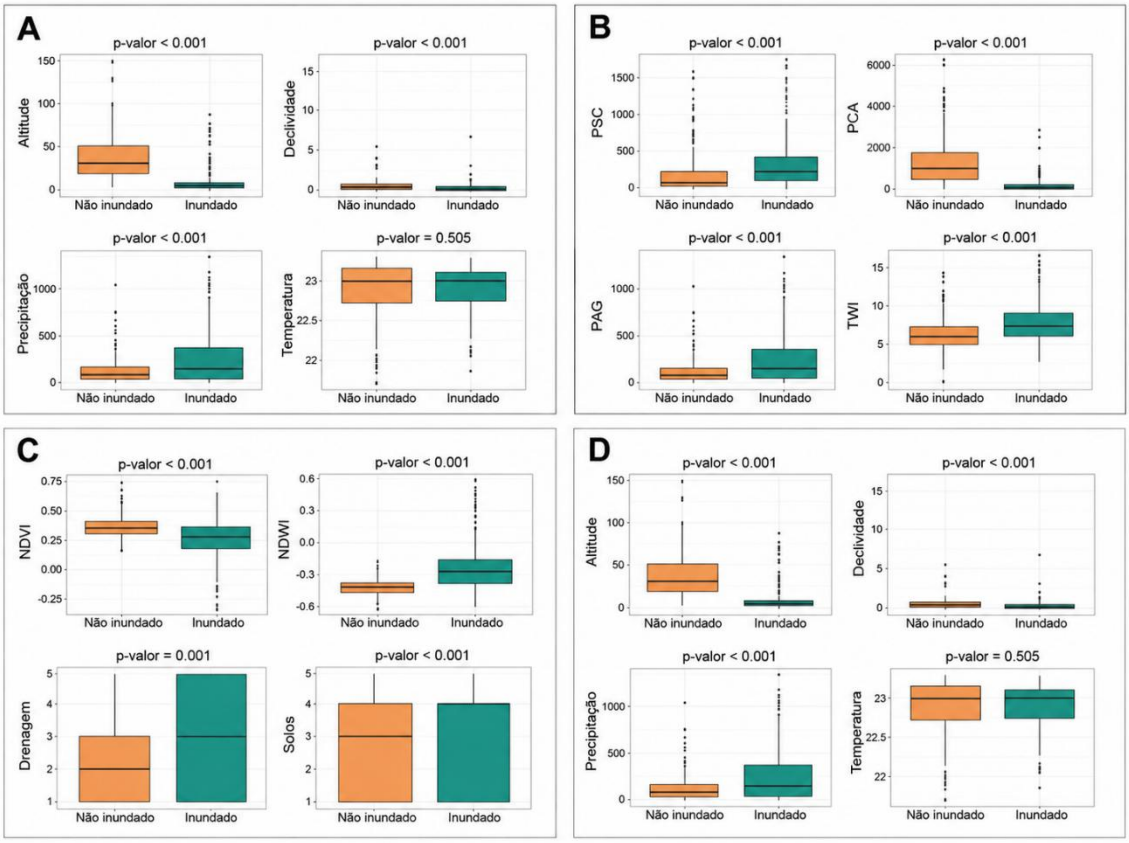

Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

A Figura 4 apresenta os resultados do teste de Wilcoxon, utilizado para comparar as distribuições das variáveis entre áreas inundadas e não inundadas. Com base nos diagramas boxplot e nos respectivos valores de p-valor obtidos no teste, avaliou-se a significância estatística das diferenças entre os grupos, adotando-se nível de significância de 5% ($p < 0,05$). Apenas a variável temperatura apresentou p-valor superior ao nível de significância adotado (p-valor > 0,05), indicando ausência de diferença estatisticamente significativa entre áreas inundadas e não inundadas, o que sugere baixa capacidade discriminante dessa variável no contexto analisado (Amaral, 2024). Em contrapartida, as demais variáveis apresentaram diferenças estatisticamente significativas entre os grupos (p-valor < 0,05), evidenciando maior potencial na distinção entre áreas suscetíveis e não suscetíveis à inundação.

As variáveis altitude, declividade e proximidade de corpos de água (PCA) apresentaram menores medianas nas áreas classificadas como inundadas, associadas a reduzida dispersão dos dados, sugerindo influência das características geomorfológicas na dinâmica das inundações. Entretanto, a análise individual dessas variáveis não é suficiente para explicar integralmente a ocorrência do fenômeno, evidenciando a natureza multifatorial do processo hidrológico. A sobreposição parcial dos intervalos interquartílicos observada nos diagramas boxplot reforça essa interpretação, indicando que parte das distribuições entre áreas inundadas e não inundadas compartilha comportamento semelhante.

Apesar disso, as diferenças observadas entre as medianas, associadas à assimetria das distribuições e aos resultados estatisticamente significativos do teste de Wilcoxon, indicam adequada capacidade discriminante dessas variáveis. Esses resultados reforçam a coerência estatística do modelo proposto e justificam a utilização integrada das variáveis condicionantes na análise da suscetibilidade à inundação (Amaral, 2024; Silva, 2025).

Figura 4. Resultados do teste de Wilcoxon e os respectivos boxplot para áreas inundadas e não inundadas: (A) altitude, declividade, precipitação e temperatura; (B) proximidade da superfície construída (PSC), proximidade de áreas agrícolas (PAG), proximidade de corpos de água (PCA) e Índice de Umidade Topográfica (TWI); (C) Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), Índice de Água por Diferença Normalizada (NDWI), drenagem e tipos de solos.

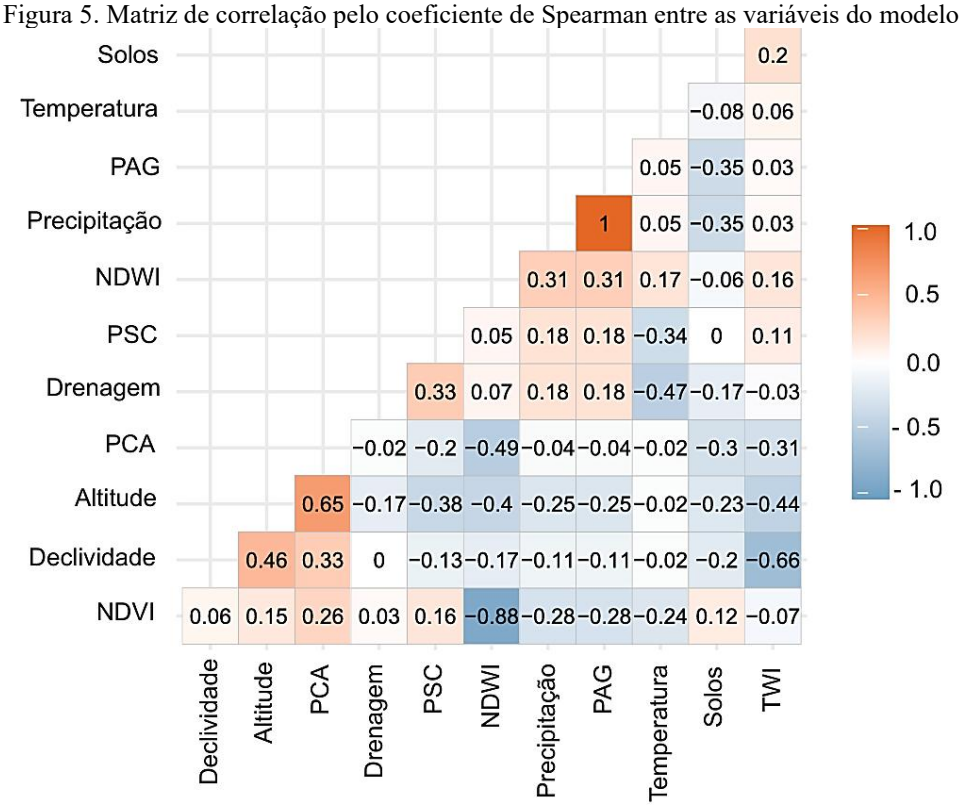



Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

A matriz de correlação apresentada na Figura 5 foi estimada por meio do coeficiente de correlação de Spearman, cujos valores variam entre −1 e 1, permitindo avaliar a intensidade e a direção da correlação entre as variáveis condicionantes. De modo geral, a maior parte das variáveis apresentou baixa magnitude de correlação ($|r| < 0,5$), sugerindo reduzida correlação entre os pares analisados. Destacam-se a correlação positiva entre precipitação e proximidade de áreas agrícolas (PAG), bem como a correlação moderada observada entre altitude e PAG ($r = 0,65$). Em contrapartida, verificou-se forte correlação negativa entre NDVI e NDWI ($r = -0,88$), indicando comportamento inversamente proporcional entre cobertura vegetal e umidade superficial.

Ainda que algumas variáveis tenham apresentado níveis moderados ou elevados de correlação, todas foram mantidas na modelagem devido à relevância ambiental, hidrológica e espacial associada à suscetibilidade a inundações. Ademais, o algoritmo *Random Forest* é reconhecido pela elevada robustez frente à presença de multicolinearidade entre variáveis explicativas, minimizando potenciais efeitos adversos sobre a estabilidade e o desempenho preditivo do modelo (Breiman, 2001).

Figura 5. Matriz de correlação pelo coeficiente de Spearman entre as variáveis do modelo.

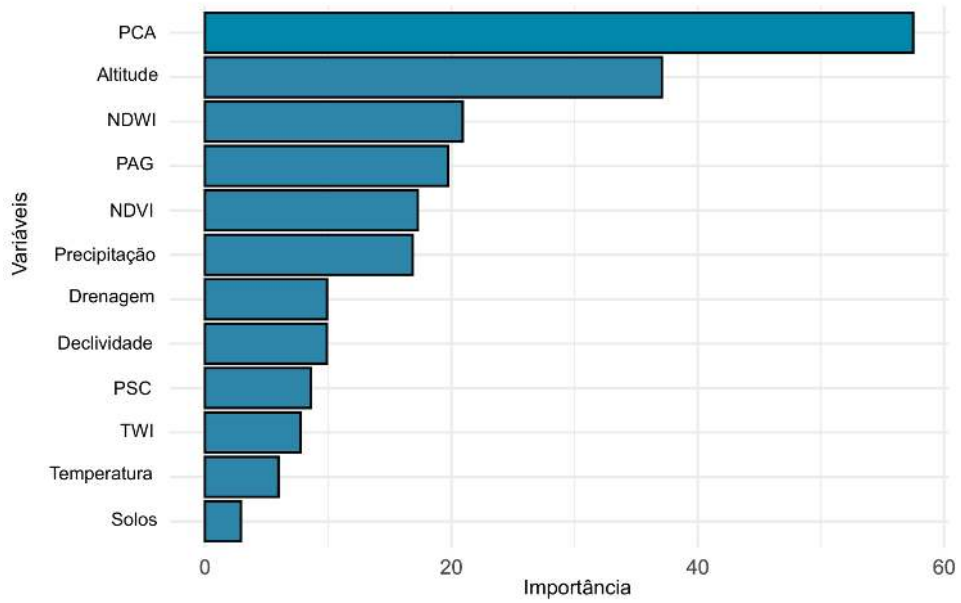



Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

A Figura 6 apresenta as variáveis mais importantes no modelo RF para a predição da suscetibilidade a inundações no Distrito de Boane, destacando-se o PCA como o fator mais relevante, seguido da altitude. Conforme observado na matriz de correlação, essas variáveis apresentam relação direta, uma vez que áreas com maior PCA tendem a ocorrer em regiões de menor altitude. Por outro lado, TWI, temperatura e solos apresentaram menor importância no modelo. A relevância da altitude também foi evidenciada por Amaral et al. (2024) e por Chicombo & Moreira (2024), em estudos semelhantes.

A altitude constitui uma variável condicionante fundamental na dinâmica hidrológica associada a eventos de precipitação intensa, influenciando diretamente a ocorrência e a extensão das inundações no Distrito de Boane. Segundo Dransfeld (2025), a altitude desempenha papel essencial na predição de inundações, uma vez que controla o direcionamento do fluxo superficial e a acumulação de água em áreas topograficamente mais baixas. Embora alguns estudos apontem a declividade como o principal fator associado à suscetibilidade a inundações, a interação entre essas variáveis reforça a coerência hidrológica e espacial do modelo adotado. Dessa forma, os resultados evidenciam a relevância da integração de múltiplas variáveis na análise da suscetibilidade a inundações.

Figura 6. Importância das variáveis no modelo RF.




Fonte: Elaborado pelos autores (2026). Nota: Importância aqui denota o índice do modelo RF denominado como Mean Decrease Gini.

Os resultados apresentados na Tabela 2 evidenciam elevado desempenho preditivo do modelo e do mapa de validação, com acurácia global de 0,93 e 0,98, respectivamente, indicando elevada capacidade discriminante na classificação das áreas suscetíveis a inundações (Congalton, 1991; Khatami et al., 2016). Esses resultados mostram-se compatíveis ou superiores aos reportados em estudos semelhantes de classificação supervisionada. A sensibilidade e a especificidade, ambas superiores a 0,91, demonstram o equilíbrio do modelo na identificação correta de áreas inundadas e não inundadas, indicando reduzida ocorrência de erros de omissão e comissão. Conforme destacado por Dransfeld (2025), a interpretação conjunta dessas métricas é fundamental para validação da aplicabilidade prática dos modelos preditivos. Dessa forma, os resultados evidenciam elevada confiabilidade e robustez do modelo na predição da suscetibilidade a inundações.

Tabela 2. Acurácias do modelo e do mapa temático

| Métricas | Modelo preditivo | Mapa temático (Validação) |
|---|---|---|
| Acurácia global | 0,93 | 0,98 |
| Sensibilidade | 0,92 | 0,99 |
| Especificidade | 0,95 | 0,96 |

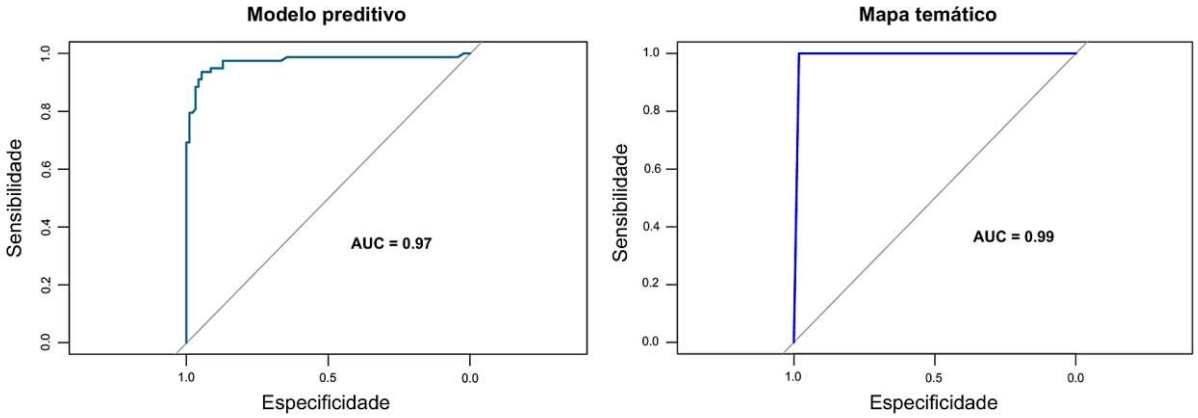
Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

Quanto à curva ROC, os valores de AUC obtidos para ambos os casos (Figura 7) foram superiores a 0,90, indicando elevado desempenho preditivo do modelo. O modelo preditivo apresentou AUC de 0,97, enquanto o mapa temático apresentou AUC de 0,99, evidenciando elevada capacidade discriminante na classificação das áreas suscetíveis a inundações. Esses resultados reforçam evidências da literatura de que o algoritmo *Random Forest* apresenta elevada capacidade para lidar com conjuntos

de dados de alta dimensionalidade, baixa suscetibilidade ao *overfitting* e eficiência na modelagem de interações complexas entre variáveis explicativas (Breiman, 2001).

Resultados elevados de AUC utilizando o modelo Random Forest também foram reportados por Choubin et al. (2019), Amaral et al. (2024) e Dransfeld (2025), corroborando a elevada capacidade discriminante desse algoritmo na modelagem da suscetibilidade a inundações.

Figura 7. Curva ROC do modelo de inundação e da validação do mapa tématico




Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

O mapeamento da suscetibilidade a inundações no Distrito de Boane foi desenvolvido com base no modelo Random Forest (RF), no qual a suscetibilidade foi representada como a probabilidade predita de ocorrência de inundação, variando entre 0 e 1 para cada unidade espacial analisada. A representação cartográfica dos resultados permitiu identificar padrões espaciais críticos e delimitar áreas com maior predisposição à ocorrência de inundações (Figura 8). Para aprimorar a interpretação espacial do mapa de suscetibilidade, os valores preditos foram reclassificados em cinco categorias: Muito Baixa (0 a 0,20), Baixa (0,20 a 0,40), Média (0,40 a 0,60), Alta (0,60 a 0,80) e Muito Alta (> 0,80), possibilitando maior detalhamento na identificação dos diferentes níveis de risco hidrológico.

Observou-se elevada correspondência espacial entre as áreas classificadas como de muito alta suscetibilidade e os registros de inundação ocorridos em fevereiro de 2023, representados pelo polígono vermelho e delimitados a partir de imagens Sentinel-2 (Figura 8). Essa convergência espacial evidencia a elevada consistência preditiva e cartográfica do modelo Random Forest na representação da dinâmica das inundações no Distrito de Boane. Resultados semelhantes também foram reportados por Amaral et al. (2024) e Nhanengue (2024), reforçando a aplicabilidade do modelo RF em estudos de suscetibilidade a inundações.

A concentração das áreas de maior suscetibilidade na região central do Distrito de Boane (Figura 8) evidencia a interação entre condicionantes físicos e ocupação antrópica. Essas áreas coincidem com zonas agrícolas e áreas de assentamento humano, potencializando os impactos socioeconômicos associados aos eventos de inundação. A proximidade com o rio Umbeluzi e a

influência das descargas da Barragem dos Pequenos Libombos reforçam a relevância dos condicionantes hidrológicos no controle da dinâmica das inundações na área de estudo. Estudos recentes, como os de Nuvunga (2023) e Bicá (2025), indicam que eventos extremos, a exemplo das inundações registradas em fevereiro de 2023, ampliam a suscetibilidade à ocorrência de inundações nessas regiões.

Dessa forma, os resultados demonstram que a suscetibilidade a inundações no Distrito de Boane decorre da interação entre condicionantes naturais e intervenções antrópicas. A concentração espacial das áreas de maior suscetibilidade evidencia a necessidade de planejamento territorial e gestão integrada dos recursos hídricos, especialmente em regiões próximas aos principais cursos de água. Além disso, a identificação dessas áreas críticas fornece subsídios técnico-científicos relevantes para estratégias de mitigação e adaptação, contribuindo para redução dos impactos socioambientais associados às inundações.

O mapa de suscetibilidade gerado pelo modelo Random Forest (RF) (Figura 8) indicou que a classe "Muito Baixa" abrangeu aproximadamente 369 km², correspondendo a 59,35% da área total do Distrito de Boane, constituindo a categoria de maior extensão territorial. Por outro lado, a classe "Muito Alta" representou cerca de 12,04% do território, equivalente a 74,85 km². A menor extensão espacial foi observada na classe "Alta", que ocupou aproximadamente 8,32% da área total, correspondendo a 51,76 km² (Tabela 3).

A maior concentração espacial das áreas suscetíveis a inundações foi identificada na região central do Distrito de Boane, coincidindo com áreas caracterizadas por práticas agrícolas e assentamentos humanos. Esses resultados reforçam a influência conjunta dos condicionantes naturais e das atividades antrópicas na dinâmica espacial da suscetibilidade a inundações na área de estudo.

Tabela 3. Distribuição das classes de suscetibilidade a inundações em Km² e percentual na área de estudo, segundo o modelo adotado

| Classes de suscetibilidade a inundação | Área - RF | |
|---|---|---|
| | km² | % |
| Muito baixo | 369,00 | 59,34 |
| Baixo | 57,74 | 9,28 |
| Médio | 68,55 | 11,02 |
| Alto | 51,76 | 8,32 |
| Muito alto | 74,85 | 12,04 |

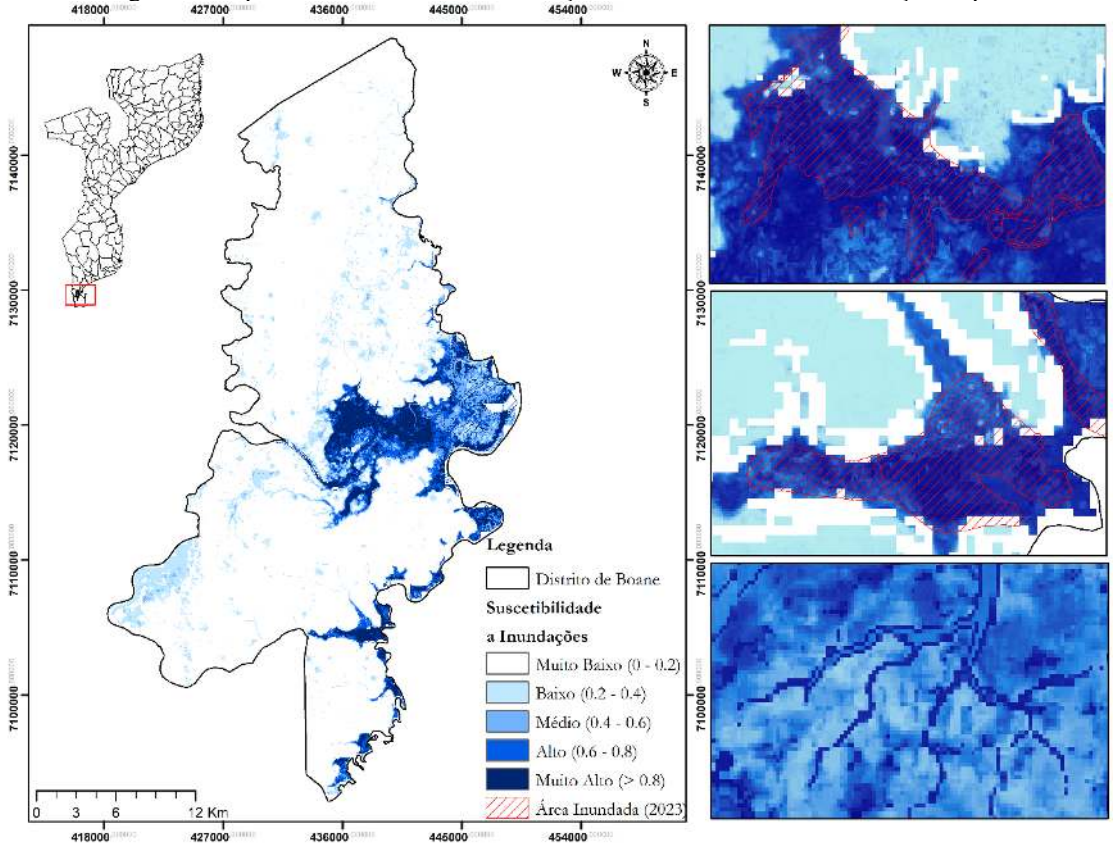
Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

Os resultados obtidos neste estudo estão em conformidade com os reportados por Nuvunga (2023) e Bicá (2025), os quais indicam que as inundações ocorridas no Distrito de Boane, particularmente em fevereiro de 2023, estiveram associadas às descargas realizadas na Barragem dos Pequenos Libombos, em decorrência da saturação provocada pelas chuvas intensas. Esse cenário contribui para explicar a maior abrangência espacial das inundações nas áreas próximas ao rio Umbeluzi.

Por outro lado, Nhanengue (2024), utilizando o método Analytic Hierarchy Process (AHP) na mesma área de estudo, reportou que aproximadamente 25% da área apresentava suscetibilidade alta e 22% suscetibilidade muito alta. Esses resultados diferem dos obtidos neste estudo, no qual foi observada menor extensão espacial para essas classes de suscetibilidade.

As diferenças entre os resultados obtidos neste estudo e os reportados por Nhanengue (2024) podem ser explicadas pelas distintas abordagens metodológicas empregadas. Enquanto o estudo de Nhanengue (2024) utilizou o método *Analytic Hierarchy Process* (AHP), esta pesquisa aplicou o algoritmo *Random Forest* (RF), um método de aprendizado de máquina capaz de identificar padrões complexos e relações não lineares entre as variáveis analisadas. Dessa forma, o modelo RF apresenta elevada robustez preditiva, contribuindo para estimativas espacialmente mais consistentes da suscetibilidade a inundações (Rodriguez-Galiano et al., 2012).

Figura 8. Mapa de suscetibilidade a inundações no Distrito de Boane - Moçambique




Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

## 4 CONCLUSÃO

Os resultados deste estudo demonstram que o modelo *Random Forest* (RF) apresentou elevada eficácia na modelagem da suscetibilidade a inundações no Distrito de Boane, evidenciando elevado desempenho preditivo e robustez estatística. As métricas de validação, com acurácia global superior a 0,92 e equilíbrio entre sensibilidade e especificidade, indicam elevada confiabilidade do modelo na identificação de áreas suscetíveis e não suscetíveis a inundações. Além disso, a correspondência

espacial entre o mapa de suscetibilidade e os eventos reais de inundação reforça a capacidade do modelo em representar adequadamente a dinâmica espacial do fenômeno.

A análise das variáveis condicionantes revelou que fatores geomorfológicos, especialmente a proximidade de corpos de água (PCA) e a altitude, desempenham papel fundamental na ocorrência de inundações. Esses resultados evidenciam que áreas mais baixas e com maior potencial de acumulação superficial de água apresentam maior predisposição à inundação, particularmente sob condições de precipitação intensa e influência das descargas controladas pela Barragem dos Pequenos Libombos. A interação entre variáveis naturais e antrópicas evidencia o caráter multifatorial das inundações, demonstrando a necessidade de abordagens integradas na análise da suscetibilidade e do risco hidrológico.

Do ponto de vista espacial, observou-se que as áreas de maior suscetibilidade concentram-se predominantemente na região central do distrito, coincidindo com zonas agrícolas e assentamentos humanos. Essa convergência espacial amplia a vulnerabilidade socioeconômica da população exposta, potencializando impactos relacionados às perdas agrícolas, danos à infraestrutura e riscos à saúde pública. Esses resultados evidenciam a importância do ordenamento territorial e da implementação de políticas públicas voltadas à redução da exposição ao risco, especialmente em áreas críticas.

Apesar dos resultados satisfatórios obtidos, algumas limitações devem ser consideradas. A modelagem foi desenvolvida com base em um conjunto específico de variáveis ambientais e em registros históricos de inundação, podendo não representar integralmente a dinâmica futura do fenômeno sob diferentes cenários climáticos e de uso do solo. Destaca-se também a ausência de registros históricos oficiais e sistematizados de inundação para o Distrito de Boane, Moçambique, tais como polígonos de áreas afetadas, levantamentos de campo e bases históricas produzidas por órgãos de proteção civil, frequentemente empregados em estudos semelhantes (Amaral et al., 2024; Silva, 2025; Dransfeld, 2025). Em função dessa limitação, o inventário de inundação foi elaborado a partir da extração de áreas inundadas por meio do índice *Modified Normalized Difference Water Index* (MNDWI) aplicado às imagens Sentinel-2 referentes aos eventos de fevereiro de 2023 e janeiro de 2026.

Embora existam incertezas inerentes à definição de limiares espectrais utilizados na identificação das áreas inundadas, o modelo de suscetibilidade foi posteriormente validado com áreas inundadas mapeadas para o evento de 2023, obtidas da plataforma *Copernicus Programme* a partir de imagens Sentinel-2, conferindo maior robustez e confiabilidade aos resultados obtidos. Além disso, a ausência de variáveis socioeconômicas, hidrodinâmicas e informações detalhadas sobre infraestrutura de drenagem urbana pode limitar a compreensão integrada da vulnerabilidade às inundações na área de estudo. Outro aspecto relevante refere-se à dependência da qualidade e resolução espacial dos dados utilizados, que podem influenciar diretamente a precisão cartográfica do modelo.

Por fim, o uso de modelos de aprendizado de máquina, como o *Random Forest*, demonstrou elevado potencial na análise da suscetibilidade a inundações, permitindo identificar relações complexas entre variáveis ambientais e padrões espaciais do fenômeno. Os resultados obtidos fornecem subsídios técnico-científicos relevantes para gestão de riscos, planejamento urbano e desenvolvimento de estratégias de mitigação e adaptação.

Recomenda-se, em estudos futuros, a incorporação de variáveis socioeconômicas, dados hidrodinâmicos e cenários climáticos futuros, visando aprimorar a capacidade preditiva dos modelos e contribuir para o fortalecimento da resiliência territorial frente aos eventos hidrológicos extremos.

## REFERÊNCIAS

Amaral, F., Piroli, E. L., & Santos, V. C. (2024). Mapeamento da suscetibilidade a inundação usando os modelos Floresta Aleatória e Máquina Vetor de Suporte com diferentes tipos de kernel. Geography Department University of Sao Paulo, 44, e213348. https://doi.org/10.11606/eISSN.2236 2878.rdg.2024.213348.

Bicá, H. H. S., Madal, M. A. P., Famba, D. S., & de, J. (2025). Mapeamento das áreas Agrícolas Inundadas na cheia do Ano 2023 usando dados Sentinel-1 e Sentinel-2 no Distrito de Boane.

Breiman, L. (2001a). Random Forests. Machine Learning, 45(1), 5–32. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324.

Chicombo, t. F., & Moreira, a. A. M. (2024). Mapeamento de suscetibilidade às inundações com base na análise multicritério (ahp): estudo de caso do distrito de chókwe, em moçambique. Caminhos de geografia, 25(99), 301–319. Https://doi.org/10.14393/rcg259970390.

Choubin, B., Moradi, E., Golshan, M., Adamowski, J., Sajedi-Hosseini, F., & Mosavi, A. (2019). An ensemble prediction of flood susceptibility using multivariate discriminant analysis, classification and regression trees, and support vector machines. Science of The Total Environment, 651, 2087–2096. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.10.064.

Costache, R., Arabameri, A., Elkhrachy, I., Ghorbanzadeh, O., & Pham, Q. B. (2021). Detection of areas prone to flood risk using state-of-the-art machine learning models. Geomatics, Natural Hazards and Risk, 12(1), 1488–1507. https://doi.org/10.1080/19475705.2021.1920480.

Dransfeld, N. M. (2025). Universidade do Estado de Santa Catarina – UDESC - Centro de Ciências Tecnológicas – CCT Programa de Pós-graduação em Engenharia Civil

Islam, M. M., Sado, K., & Sumi, T. (2021). Flood hazard assessment using geospatial techniques and machine learning models. Journal of Hydrology, 592, 125–148. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125148.

Kaiser et al. (2022). Kaiser, A., Merz, B., & Vorogushyn, S. (2022). A review of flood event data sources for hazard and risk analysis. Natural Hazards and Earth System Sciences, 22(2), 401–425. https://doi.org/10.5194/nhess-22-401-2022.

Luiz Felipe da Silva (2025). Aplicação de Algoritmos de Aprendizado de Máquina para o Mapeamento de Suscetibilidade a Inundações da Bacia Hidrográfica do Rio Itajaí. Universidade Federal De Santa Catarina.

Mhawej, Mario, Ghaleb Faour, Chadi Abdallah, and Jocelyne Adjizian-Gerard. (2016). Towards an establishment of a wildfire risk system in a Mediterranean country. Ecological informatics.

Nhanenge, Edilson. (2024). Modelação da Susceptibilidade à Inundações Baseada Em Análise Multicritério Em Sistemas de Informação Geográfica. Faculdade De Ciências.

Oliveira, W. N. de, Miziara, F., & Ferreira, N. C. (2019). Mapeamento do Uso e Cobertura do Solo de Moçambique Utilizando a Plataforma Google Earth Engine. Anuário do Instituto de Geociências, 42(1), 336–345. https://doi.org/10.11137/2019_1_336_345.

Oliveira, J., Correia, D., verçosa, C., Figueroa, M., Cabral, C., Vitor, L., Francisco dos Santos, A., Martins, A., Teixeira, L., Pereira, G., Anunciação, J., Pereira, F., Vasconcelos, J., Silva, A.,

Fernandes, N., Silva de Oliveira, P., Kely, N., Santos, R., Barros, J., & Santos, M. (2021). A utilização inadequada do solo e seus impactos na degradação das áreas. Research, Society and Development, 10, e35101219948. https://doi.org/10.33448/rsd-v10i12.19948.

Rahmati, O., Pourghasemi, H. R., & Zeinivand, H. (2016). Flood susceptibility mapping using frequency ratio and weights-of-evidence models in GIS. Geocarto International, 31(10), 1179–1198. https://doi.org/10.1080/10106049.2015.1041559.

Rodriguez-Galiano, V. F., Ghimire, B., Rogan, J., Chica-Olmo, M., & Rigol-Sanchez, J. P. (2012). An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 67, 93–104. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2011.11.002.

Silva De Oliveira, S., Machado, H. T. D. S., Araújo, K. D. C., Silva, C. D. S., & Ávila, R. W. (2023). Nematodes associated with Leptodactylus cf. mystaceus (Anura: Leptodactylidae) in agricultural landscapes Ibiapaba plateau, Ceará. https://doi.org/10.15446/caldasia.v46n2.101535.

Tamele, J. (2024.). Acesso e alocação de terras para além dos grandes investimentos: o papel das elites políticas e económicas em Boane.

Xie, S., Liu, L., Zhang, X., Yang, J., Chen, X., & Gao, Y. (2019). Automatic Land-Cover Mapping using Landsat Time-Series Data based on Google Earth Engine. Remote Sensing, 11(24). https://doi.org/10.3390/rs11243023.

Yesilnacar, E.K. (2005). The application of computational intelligence to landslide susceptibility mapping in Turkey. Parkville, Victoria: University of Melbourne.