

Artigo de Pesquisa

Mapeamento da Suscetibilidade a Movimentos de Massa na Bacia hidrográfica do Rio Cadeia/RS, com a aplicação do método probabilístico de pesos de evidência.

Mass Movement Susceptibility Mapping in the Cadeia River Basin/RS, using the probabilistic method: weight of evidence.

Milton Ribeiro Junior¹  & Eliseu José Weber¹ 

¹ Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, Porto Alegre, Brasil. E-mails: milton.junior@ufrgs.br, eliseu.weber@ufrgs.br.

Resumo: O mapeamento de suscetibilidade é uma etapa primordial na gestão de áreas de risco. Este estudo aplica o método probabilístico de Pesos de Evidência (*Weight of Evidence* - WoE) para mapear a suscetibilidade a movimentos de massa na bacia do Rio Cadeia (RS). O método quantifica a relação entre preditores categóricos e a ocorrência de eventos binários, ponderando as classes de atributos com base em inventários históricos. A análise utilizou dados geoespaciais derivados do Modelo Digital de Terreno (MDT) da SEMA/RS e de cicatrizes de movimentos de massa deflagrados por precipitações extremas no mês de maio de 2024 no Sul do Brasil. Os resultados indicam que a declividade e o fluxo hídrico convergente são os fatores de maior influência na instabilidade das encostas. O modelo validou as premissas teóricas, alcançando um índice AUC-TOC de 0,872. Tais resultados reiteram a eficácia do método WoE na delimitação de áreas suscetíveis.

Palavras-chave: Atributos geomorfológicos; interpretabilidade, acurácia.

Abstract: Susceptibility mapping is a critical component of risk area management. This study employs the probabilistic Weight of Evidence (WoE) method to map mass movement susceptibility in the Cadeia River basin, Rio Grande do Sul, Brazil. The WoE approach quantifies the relationship between categorical predictors and binary event occurrences by calculating weights for each attribute class based on landslide inventories. The analysis utilized geospatial data derived from a Digital Terrain Model (DTM) provided by SEMA/RS and scars from mass movements triggered by extreme rainfall in May 2024 in southern Brazil. The results indicate that slope and convergent water flow are the factors that most influence slope instability. The model validated the theoretical assumptions, achieving an AUC-TOC index of 0.872. These results reiterate the effectiveness of the WoE method in delimiting susceptible areas.

Keywords: Geomorphological attributes; interpretability, accuracy.

Recebido: 02/2026

Aceito: 07/2026

Publicado: 08/2026

1. Introdução

Mapas de suscetibilidade a movimentos de massa (MM) são produtos cartográficos que indicam a propensão relativa de uma área à ocorrência de deslizamentos, quedas de bloco, fluxos de detritos ou rastejos. Sua geração fundamenta-se na premissa de que eventos futuros são condicionados pelos mesmos fatores que controlaram ocorrências pretéritas. Portanto, o modelo integra, por meio de técnicas de sensoriamento remoto e geoprocessamento, um inventário espacial de cicatrizes (o inventário de movimentos de massa) com camadas de informação que representam os fatores condicionantes, tais como atributos topográficos, litologia, solos e uso e cobertura da terra (Ez Eldin *et al.*, 2013).

Em 2024, entre 27 de abril e 19 de maio, o estado do Rio Grande do Sul foi atingido por precipitações intensas que desencadearam inundações, enxurradas e movimentos de massa sem precedentes. O episódio foi classificado pelo governo do estado como a maior catástrofe geohidrológica da história recente. O volume de chuva superou 900 milímetros em mais de 60% do território gaúcho, afetando 478 municípios e mais de 2,39 milhões de pessoas, das quais cerca de 647 mil precisaram deixar suas casas. Segundo o boletim emitido pela Defesa Civil do RS, em 20 de agosto de 2024, foram contabilizados 183 mortos, 27 desaparecidos e 806 feridos (RS, 2024). Um dos municípios atingidos foi Picada Café, no nordeste do estado, e o resultado de um movimento de massa complexo, ocorrido na noite de 12 de maio de 2024, no bairro KaffeEck, pode ser observado na Figura 1.



Figura 1. Movimento de massa ocorrido no município de Picada Café/RS em 12 de maio de 2024.

Figure 1. Mass movement occurred in Picada Café, Rio Grande do Sul, on May 12, 2024.

Os eventos catastróficos de movimentos de massa ocorridos no extremo sul do Brasil em maio de 2024, desencadeados por chuvas excepcionais, expuseram a vulnerabilidade das bacias hidrográficas do estado do Rio Grande do Sul. Este desastre, um dos mais impactantes da história recente do país, reforça a necessidade de mapeamentos regionais especializados, tendo na bacia hidrográfica do rio Cadeia um caso de estudo estratégico, em uma região em franca expansão urbana (MapBiomias, 2025).

Para a construção do mapa de suscetibilidade a movimentos de massa na bacia hidrográfica do rio Cadeia, este estudo empregou o método estatístico de Pesos de

Evidência (*Weights of Evidence - WoE*), uma técnica Bayesiana que quantifica a correlação espacial entre o inventário de eventos e variáveis independentes, comparando estatisticamente as condições de ocorrência e não ocorrência do fenômeno. A abordagem fundamenta-se na integração de atributos topográficos, como a declividade, a área de contribuição, o fator comprimento-declividade (LS), a curvatura do terreno, entre outros, cujos pressupostos são referenciados por Varnes (1958; 1978), Pinheiro (2000), Highland (2008) e Oliveira *et al.* (2019), além de estudos regionais de Brito (2014) e Quevedo (2020). Mediante a aritmética desses pesos em ambiente de Sistema de Informações Geográficas (SIG), gerou-se um mapa contínuo de suscetibilidade, no qual os extremos negativos indicam menor propensão, enquanto os valores máximos positivos indicam maior suscetibilidade a movimentos de massa. A validação e acurácia do mapa foram aferidas pela métrica Área Sob a Curva TOC (*Total Operating Characteristic*), proposta por Liu & Pontius Jr. (2021).

A relevância científica dessa cartografia reside na oferta de modelos preditivos, baseados em análises espaciais e estatísticas, que impulsionam o conhecimento em geotecnia, geomorfologia e gerenciamento de riscos. Socialmente, essa ferramenta é fundamental para a redução de desastres, auxiliando no planejamento territorial, na minimização de fatalidades e perdas infraestruturais e financeiras, e na formulação de políticas públicas mais eficazes, controlando ocupações, em regiões urbanas e rurais, sujeitas a movimentos de massa (Dal'Asta *et al.*, 2005).

2. Área de Estudo

2.1 Contexto Geológico

A área de estudo compreende a bacia hidrográfica do rio Cadeia (Fig.2), classificada como de 6ª ordem pela classificação do IBGE, integrante da bacia hidrográfica do rio Caí. Ela possui como principais afluentes os arroios Feitoria e Tapera; está distribuída em um perímetro de cerca de 258.622,33 m e apresenta área total, aproximada, de 89.512 hectares.

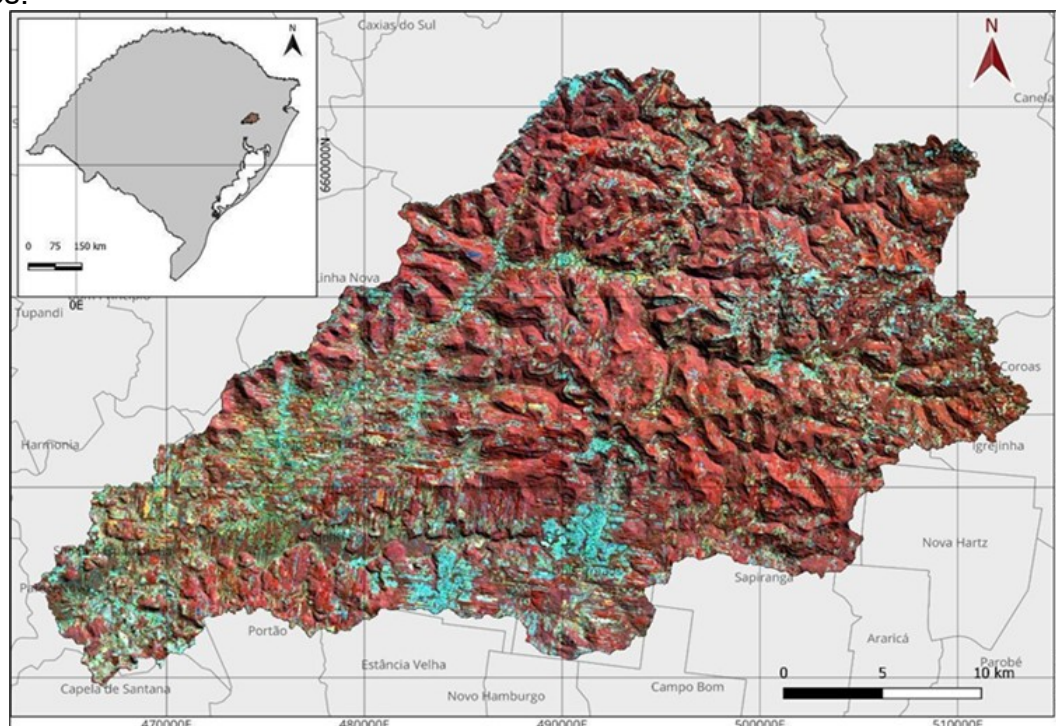


Figura 2. Limites da bacia do rio Cadeia, com composição colorida falsa cor, Landsat 8, RGB532.

Figure 2. Boundaries of the Cadeia River watershed with color composition, false color, Landsat 8, RGB532

A bacia hidrográfica apresenta clima intermediário entre o tipo Cfa, subtropical úmido com verão quente, na parte mais ao sul, e o tipo Cfb, com verões amenos, nas áreas localizadas mais ao norte, onde predominam o planalto e as maiores altitudes, segundo a classificação de Köppen (IBGE, 2002). Dados históricos do WorldClim, versão 2.1 (1970-2000), indicam chuvas bem distribuídas ao longo do ano, com precipitação média anual de 1.459 mm no curso inferior e de 1.962 mm na parte superior da bacia hidrográfica. A temperatura na bacia hidrográfica é mesotérmica branda (IBGE, 2002), com médias anuais entre 12 e 26°C.

As altitudes variam entre 2,11 m, a sudoeste, em São Sebastião do Caí, e 874 m, a nordeste, nos limites dos municípios de Santa Maria do Herval e Gramado. A média altimétrica é de 348,82 m, com desvio padrão de 236,13 m, de acordo com o modelo digital do terreno (SEMA/RS, 2022), conforme representado na Figura 3. A declividade média da bacia hidrográfica é de 23,22%, sendo que 31,76% da área possui declividade fraca ou muito fraca (abaixo de 12%), enquanto 49,97% da área pode ser classificada como declividade forte ou muito forte (acima de 20%), segundo a classificação de Ross (1994).

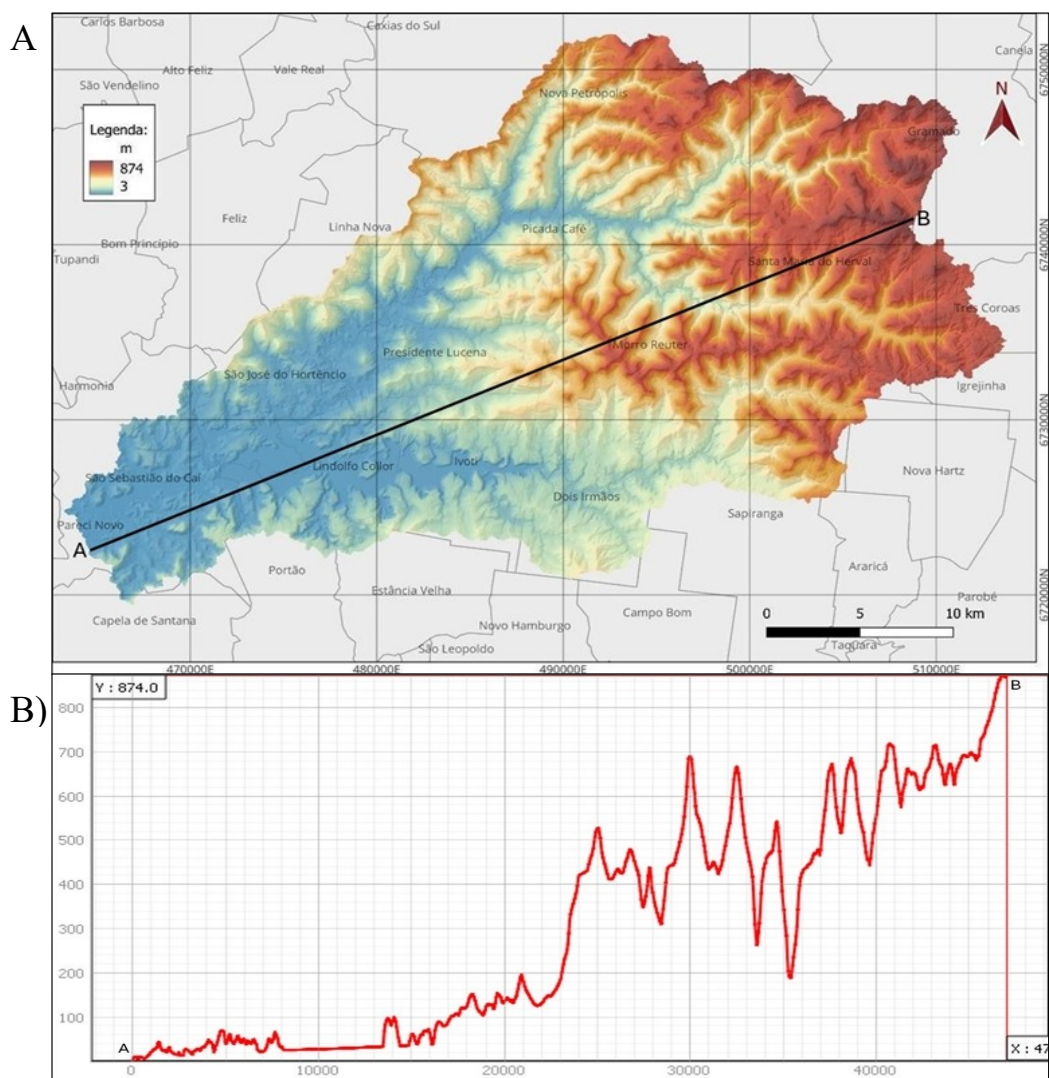


Figura 3. Modelo digital do terreno (MDT). A) Mapa altimétrico da bacia do rio Cadeia com transecto entre o ponto mais baixo (3 m) e o mais elevado (874 m); B) Perfil topográfico da bacia do rio Cadeia.
 Figure 3. Digital terrain model (DTM). A) Altimetric map of the Cadeia River basin with a transect between the lowest point (3 m) and the highest point (874 m); B) Topographic profile of the Cadeia River basin.

Localizada no nordeste do Estado do Rio Grande do Sul, região sul do Brasil, abrange 22 municípios, entre eles, Nova Petrópolis, Gramado, Picada Café, Santa Maria do Herval, Presidente Lucena, São Sebastião do Caí, Ivoti e Dois Irmãos. A análise geomorfológica da bacia hidrográfica do rio Cadeia reflete uma paisagem formada por diferentes dinâmicas. Os patamares da Serra Geral tabular (33,53%) e da Serra Geral (27,95%) são evidenciados nas áreas mais elevadas da metade norte, ocupando mais de 60% da área de estudo, indicando um relevo marcado por formações basálticas e estruturas tabuliformes, típicas do sul do Brasil.

2. Materiais e Métodos

O estudo fundamenta-se na utilização de dados geoespaciais de domínio público e fontes oficiais (SEMA/RS, IBGE, MapBiomias e OpenStreetMap) para modelar a suscetibilidade a movimentos de massa na bacia hidrográfica do rio Cadeia. O processo metodológico utilizou o software QGIS, integrado aos complementos GRASS e SAGA GIS, para o tratamento de um Modelo Digital de Terreno (MDT) de 2,5 m de resolução. As etapas incluíram a reprojeção para o sistema de coordenadas SIRGAS 2000/UTM 22S, a reamostragem da resolução espacial para 10 metros, a delimitação da bacia e o alinhamento dos pixels com o inventário de cicatrizes de deslizamentos.

A análise preditiva foi estruturada a partir da seleção de 12 atributos topográficos derivados do MDT (como declividade, curvatura e índices de fluxo), reamostrados para 10 metros. A seleção dos atributos preditivos ocorreu por meio da análise de correlação direta entre as ocorrências de movimentos de massa nas escarpas da Serra Geral, nos limites da bacia hidrográfica do rio Cadeia e os correspondentes limiares de atributos do terreno. Esta análise visa identificar os principais fatores topográficos que influenciam a ocorrência de movimentos de massa na região, utilizando dados de sensoriamento remoto dos eventos ocorridos no Rio Grande do Sul, em maio de 2024. Através de técnicas de geoprocessamento, buscamos identificar padrões espaciais e temporais associados à ocorrência desses eventos. O objetivo é compreender os mecanismos que desencadeiam esses eventos e, com base nessa compreensão, desenvolver modelos capazes de prever áreas mais suscetíveis a futuros movimentos de massa.

Com base no inventário de cicatrizes dos eventos geohidrológicos, que atingiram o estado do Rio Grande do Sul, em maio de 2024, foi elaborado o mapa de suscetibilidade a movimentos de massa por meio do método de pesos de evidência (*Weight of Evidence - WoE*), delimitado pela bacia hidrográfica do rio Cadeia. Este método quantifica a relação entre um preditor categórico (ex., classes de declividade) e um evento binário (presença ou ausência de MM). O WoE para cada categoria (*i*) de um fator condicionante é calculado pela diferença entre o logaritmo natural da proporção de ocorrências (OC) e não ocorrências (NOC) nessa categoria:

$$W_i^{+/-} = \ln\left(\frac{P(OC|Categoria_i)}{P(NOC|Categoria_i)}\right) = \ln\left(\frac{N_{OC_i}/N_{OC_{total}}}{N_{NOC_i}/N_{NOC_{total}}}\right)$$

onde:

- $W_i^{+/-}$ é o peso de evidência para a categoria *i*.
- $P(OC|Categoria_i)$ é a probabilidade de ocorrência na categoria *i*.
- $P(NOC|Categoria_i)$ é a probabilidade de não ocorrência na categoria *i*.
- N_{OC_i} é o número de unidades com movimento de massa na categoria *i*.
- N_{NOC_i} é o número de unidades sem movimento de massa na categoria *i*.

O valor do peso indica a força da relação (*Weight Force-WF*):

- WF positivo (WF+): a categoria aumenta a probabilidade de ocorrência;
- WF negativo (WF-): a categoria reduz a probabilidade;
- WF próximo de zero: indica pouca influência.

Além disso, o método calcula o valor de informação (*Information Value - IV*) para cada fator, que mede a sua capacidade preditiva geral:

$$IV = \sum_{i=1}^n (P(OC | Categoria_i) - P(NOC | Categoria_i)) \times WoE_i$$

onde n é o número de categorias do fator. O IV ajuda a selecionar os fatores mais relevantes para o modelo de suscetibilidade.

Buscou-se, pela utilização do método de pesos de evidência, melhor determinar a probabilidade associada à ocorrência de movimentos de massa, em relação aos atributos do terreno. De acordo com Bussab & Morettin (2010), modelos probabilísticos auxiliam na estimativa da ocorrência de um fenômeno (variável resposta) a partir da análise de variáveis explicativas. Como variável-resposta, foi utilizada a totalidade dos pixels do inventário de movimentos de massa da equipe de apoio do megadesastre geohidrológico de maio de 2024, no Rio Grande do Sul (Andrades-Filho, 2024). Essa abordagem garante que o cálculo dos pesos (WF+ e WF-) considere a área impactada em cada classe de atributo preditor, respeitando a fundamentação estatística do método, que analisa a proporção da presença do fenômeno em relação à sua ausência.

A análise geomorfológica é fundamental, sendo fatores topográficos (declividade, orientação da encosta, altimetria e curvatura) frequentemente utilizados como preditores em modelos de suscetibilidade. A técnica de pesos de evidência pode ser aplicada a esses fatores mediante a categorização em classes, calculando o peso de cada classe na previsão do evento com base em dados históricos.

Com base nos dados geomorfológicos, extraídos pelos aplicativos GRASS 7, SAGA e GDAL, que englobam características topográficas, classificados pelos métodos de Jenks e empírico, foi possível identificar a contribuição de cada atributo, de forma distinta, para a ocorrência de movimentos de massa. Para validar os resultados, os modelos desenvolvidos foram comparados com os dados extraídos das cicatrizes de movimentos de massa utilizando método semelhante ao aplicado por estudos como os de Pradhan *et al.* (2010), onde valores de pesos positivos (maiores que 0) indicam pixels onde o atributo contribui para a ocorrência de movimentos de massa, enquanto valores negativos indicam pixels onde o atributo não contribui para a ocorrência do evento. A relação do total de pontos positivos e negativos indica a proporção de relevância do atributo na ocorrência de movimentos de massa.

O método de quebras naturais de Jenks (1967), conforme destacado por Li *et al.* (2021), é uma técnica estatística que identifica agrupamentos naturais nos dados, otimizando a classificação ao minimizar a variância intraclasse e maximizar a variância interclasse. Ao explorar as descontinuidades intrínsecas aos dados, esse método revela padrões subjacentes, como a distribuição espacial de fatores de impacto em movimentos de massa. Por meio de um algoritmo iterativo, o método localiza os pontos de quebra correspondentes às maiores diferenças nos valores, assegurando uma representação mais precisa e intuitiva dos dados. Essa abordagem facilita tanto a análise quanto a visualização de atributos geomorfológicos, sendo amplamente empregada em estudos geocientíficos (Smith *et al.*, 2021). O método de quebras naturais foi utilizado para classificar os atributos: altimetria, índice de umidade topográfica, nível da crista, índice de rugosidade do terreno,

profundidade do vale e área de contribuição, bem como os mapas de suscetibilidade de movimentos de massa, resultantes.

Já o método empírico baseia-se em critérios pré-definidos, frequentemente derivados de estudos anteriores ou conhecimento especializado, permitindo uma categorização adaptada a contextos específicos (Longley *et al.*, 2015). O método empírico foi aplicado na classificação dos atributos de curvatura (horizontal e de perfil), seguindo a metodologia utilizada por Valeriano & Carvalho (2003), além da declividade, orientação, fator de comprimento e declividade da encosta e altura a montante, definida após uma sequência de testes até se obter a melhor relação possível entre representatividade da amostra e menor número de classes.

A combinação dessas classificações visa reduzir as diferenças entre as classes e consequentemente uma avaliação mais representativa, considerando tanto a distribuição estatística dos dados (Jenks, 1967) quanto critérios consolidados na literatura (empírica), contribuindo para uma interpretação mais abrangente dos fenômenos analisados.

Em situações em que não foi possível o cálculo do peso de evidência pela falta de pontos de registros históricos de movimentos de massa em uma ou mais classes de um atributo, optou-se pela correção estatística de Laplace. A correção de Laplace tem sua fundamentação teórica discutida por Cestnik (1990) no contexto da estimativa de probabilidades no aprendizado de máquina. Segundo o autor, quando lidamos com amostras limitadas ou eventos raros, a estimativa de máxima verossimilhança pode levar a probabilidades iguais a zero, o que inviabiliza cálculos posteriores, como no caso do método de Pesos de Evidência. Esse ajuste foi necessário para a realização do cálculo, já que, se não houver eventos na classe, esta se torna zero, resultando em um logaritmo indefinido. Optamos então pela adição de 0,5 aos contadores de eventos e não eventos, ajustando as contagens da seguinte forma: número de eventos em uma classe (N_{OC_i}) e área da classe com eventos (A_{OC}) e sem eventos (A_{NOC}) recebem um acréscimo de 0,5.

A validação do modelo de suscetibilidade a movimentos de massa foi realizada por meio da Área sob a Curva de Característica Operacional do Receptor (*Area under Receiver Operating Characteristic: AUC-ROC*) e pela Área sob a Curva de Característica Operacional Total (*Area under Curve Total Operating Characteristic: AUC-TOC*).

No contexto do estudo de DeLong *et al.* (1988), a Curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*) é definida como uma representação gráfica da performance discriminativa de um classificador binário, que plota a taxa de verdadeiros positivos (sensibilidade) no eixo Y contra a taxa de falsos positivos ($1 - \text{especificidade}$) no eixo X para todos os possíveis pontos de corte (*thresholds*) de decisão. A métrica quantitativa principal derivada dessa curva é a Área Sob a Curva (AUC), que fornece uma medida agregada da capacidade do teste de distinguir entre a ocorrência ou não ocorrência de um fenômeno, onde uma AUC de 1 representa uma discriminação perfeita, 0,5 equivale a um desempenho aleatório (equivalente a uma diagonal), e valores mais altos indicam melhor capacidade discriminatória.

A curva TOC e a área sob sua curva (AUC-TOC), método proposto por Liu & Pontius Jr. (2021), gerado com a utilização do software TOC Curve Generator (v. 2.0.1), disponibilizado pelos mesmos autores, representam uma evolução metodológica em relação à tradicional AUC-ROC para a avaliação da acurácia de modelos de classificação, com aplicação relevante em contextos de mapeamento espacial, como na modelagem de suscetibilidade a movimentos de massa.

A vantagem metodológica da TOC deriva de sua estrutura de cálculo, que expressa, para cada limiar de probabilidade, as quatro métricas derivadas da matriz de confusão – Acertos (Verdadeiros Positivos – VP), Erros (Falsos Negativos – FN), Falsos Alarmes (Falsos Positivos – FP) e Rejeições Corretas (Verdadeiros Negativos – VN) – como proporções da área ou amostra total do estudo. Diferentemente da curva ROC, que analisa a relação entre Taxa de Verdadeiros Positivos (TPR) e Taxa de Falsos Positivos (FPR) com base em proporções relativas, a TOC incorpora as proporções absolutas de cada uma dessas quatro categorias. Isso proporciona uma visão mais abrangente e robusta da acurácia do modelo, especialmente em cenários de mapeamento ambiental.

Ao incluir explicitamente a área de não ocorrência (Verdadeiros Negativos), que frequentemente domina extensas regiões em modelos de suscetibilidade, a AUC-TOC reflete de forma mais fidedigna a acurácia espacial global. Essa métrica representa intuitivamente a proporção da área total do estudo que foi corretamente classificada, seja como evento (VP) ou não evento (VN). Um valor de AUC-TOC próximo a 1 indica alta capacidade preditiva e acurácia espacial, significando que grande parte do território foi discriminada adequadamente entre áreas suscetíveis e não suscetíveis. Por outro lado, um valor próximo de 0,5 sugere que o desempenho do modelo é comparável ao de uma classificação aleatória.

Em aplicações práticas, como na modelagem de suscetibilidade a movimentos de massa, onde o objetivo é classificar cada unidade espacial (*pixel*) como “suscetível” ou “não suscetível”, a AUC-TOC oferece vantagens específicas, como evita que um modelo seja considerado adequado apenas por classificar bem a pequena área de ocorrência, exigindo também um bom desempenho na identificação da extensa área de não ocorrência.

Além de facilitar a identificação de um limiar de probabilidade ótimo, que equilibra a necessidade de maximizar os Acertos (detecção de áreas perigosas) e minimizar os Falsos Alarmes (evitar a classificação errônea de áreas estáveis como suscetíveis, o que poderia acarretar custos desnecessários), a AUC-TOC se consolida como uma métrica mais abrangente e espacialmente informativa, capaz de integrar de forma equilibrada todos os componentes da matriz de confusão em relação à extensão total da área de estudo, aprimorando significativamente a avaliação da performance preditiva em modelos de mapeamento (Liu & Pontius Jr., 2021).

Na classificação da suscetibilidade a movimentos de massa dos mapas resultantes do modelo, foram combinados os métodos de quebras naturais (Jenks, 1967) e de limiar ótimo de Youden. Conforme o estudo de Isidro Cantarino *et al.* (2019), o Índice de Youden (J) é uma métrica estatística derivada da análise ROC que determina o ponto de corte ótimo em um modelo de classificação binária. Ele maximiza a capacidade do modelo de discriminar entre classes — como “suscetível” e “não suscetível” a deslizamentos — ao equilibrar sensibilidade e especificidade. Matematicamente, é expresso por $J = \text{Sensibilidade} + \text{Especificidade} - 1$, ou de forma equivalente, $J = \text{Sensibilidade} - (1 - \text{Especificidade})$. Seu valor máximo (entre 0 e 1) corresponde ao ponto da curva ROC mais afastado da linha de não discriminação (diagonal), representando o limiar que melhor separa os eventos dos não eventos com o menor erro global.

3. Resultados

A capacidade preditiva dos atributos geomorfológicos em relação à ocorrência de movimentos de massa (MM) é quantificada na Tabela 1, que apresenta a proporção de não ocorrência (NOC) e ocorrência (OC) para cada fator, seguindo o método aplicado por

Pradhan *et al.* (2010). Os dados revelam que os atributos com maior correlação são a área de contribuição (OC = 0,9544), na qual 95,44% dos pixels identificados como ocorrência apresentaram pesos positivos (maiores que 0), a declividade (OC = 0,9150) e o fator comprimento-declividade (OC = 0,8967). Esta correlação é ilustrada por meio dos gráficos de violino dos principais atributos topográficos em pontos de ocorrência e não ocorrência de movimentos de massa.

Tabela 1. Principais fatores topográficos associados às cicatrizes de MM.

Table 1. The main topographic factors associated with MM scars.

Atributo	Fonte	NOC	OC
Área contribuição	SAGA	0,0456	0,9544
Declividade	GRASS	0,085	0,915
Fator comprimento declividade	SAGA	0,1034	0,8967
Índice de rugosidade	GDAL	0,1182	0,8818
Nível da crista	SAGA	0,216	0,784
Profundidade do vale	SAGA	0,2175	0,7825
Orientação da encosta	GDAL	0,2968	0,7032
Altura à montante	SAGA	0,3839	0,6161
Altimetria	SEMA	0,454	0,546
Curvatura de perfil	SAGA	0,5267	0,4733
Índice de umidade topográfica	GRASS	0,5561	0,4439
Curvatura horizontal	GRASS	0,661	0,339

A análise da suscetibilidade por meio do método de pesos de evidência, (Tab. 2), revela a influência de cada classe de atributo na ocorrência de MM. Fatores relacionados ao fluxo hídrico convergente e concentrado – como área de contribuição, declividade e fator comprimento-declividade (LS) – apresentam as classes mais significativas, devido à maior aceleração do fluxo aliada a uma maior capacidade de erosão e transporte de sedimentos. Esses resultados validam e são fundamentados pelas previsões teóricas de Pinheiro (2000) e Oliveira *et al.* (2019), que identificam as formas de terreno côncavas (em perfil) e convergentes (em plano) como as mais propensas à instabilidade, justamente por serem zonas de concentração do escoamento superficial e subsuperficial.

Especificamente, as maiores classes de área de contribuição e fator LS (ambas com WF máximo próximo de 1,78 e 1,44, respectivamente) indicam que encostas longas e com grande área de drenagem a montante são as mais instáveis. Para a declividade, a classe entre 30 e 40% demonstra a maior influência (WF = 1,2161). Nesta faixa declivosa, conforme preconizado por Varnes (1978) e Shi *et al.* (2012), a combinação com curvaturas convexas (que intensificam a força de cisalhamento) ou, principalmente, côncavas (que concentram o fluxo) potencializa a probabilidade de ruptura, explicando o peso de evidência significativo encontrado.

Área de contribuição

Os resultados evidenciaram uma forte correlação entre o valor do número de células de contribuição e a ocorrência de movimentos de massa. Verificou-se que as classes com os maiores valores de acumulação ($>0,34$), as quais representam apenas 16,93% da área total da bacia hidrográfica, concentram 64,35% da área afetada por movimentos de massa. Em contrapartida, as classes com os menores valores de acumulação ($<0,09$), que cobrem 17,27% da área, são responsáveis por apenas 0,05% dos registros. O gráfico de violino (fig.4) demonstra essa relação. Enquanto a mediana da não ocorrência de eventos (NOC) é de 0,21, o grupo de ocorrências (OC) apresenta uma mediana de 0,36.

Tabela 2. Pesos de evidência dos principais fatores topográficos relacionados com as cicatrizes de MM.
 Table 2. Evidence weights the main topographic factors related to MM scars.

Fator	Classe	W+	W-	WF
Área de contribuição	<0,11	-5,636	0,2672	-5,903
	0,11-0,23	-1,998	0,3434	-2,341
	0,23-0,36	0,3398	-0,205	0,5447
	0,36-0,49	1,3329	-0,443	1,7755
	0,49-0,61	1,6679	-0,063	1,731
	>0,61	1,7792	-0,008	1,787
Declividade (%)	<10	-2,887	0,2768	-3,164
	10-20	-1,244	0,2109	-1,455
	20-30	0,0534	-0,013	0,0664
	30-40	0,9218	-0,294	1,2161
	40-50	0,8092	-0,121	0,9305
	50-60	0,7343	-0,049	0,7833
	60-70	0,7678	-0,024	0,7918
	>70	0,5299	-0,013	0,5429
Fator de comprimento e declividade da encosta	<=10	-1,672	0,713	-2,385
	10-20	0,4214	-0,195	0,6162
	20-30	0,9166	-0,219	1,136
	30-40	1,0445	-0,078	1,1224
	40-50	1,1002	-0,031	1,131
	>50	1,387	-0,05	1,4366
Índice de rugosidade do terreno	<=5,79	-1,571	0,7129	-2,284
	5,79-7,8	0,4773	-0,116	0,5929
	7,8-11,78	0,8628	-0,379	1,2418
	11,78-15,37	0,7478	-0,077	0,8245
	15,37-18	0,791	-0,021	0,8123
	>18	0,5557	-0,011	0,5666
Nível da crista	<=148,63	-3,3	0,3648	-3,664
	148,63-312,72	0,9808	-0,182	1,1623
	312,72-452,21	1,6249	-0,415	2,0398
	452,21-601,57	0,4998	-0,069	0,5689
	601,57-766,25	-0,458	0,0534	-0,511
	>766,25	-0,898	0,2221	-1,12
Profundidade do vale	<=8,42	-1,098	0,1319	-1,23
	8,42-62,33	-1,123	0,4911	-1,614
	62,33-116,26	0,5693	-0,198	0,7672
	116,26-163,87	1,131	-0,231	1,3624
	163,87-209,07	0,869	-0,059	0,9278
	>209,07	1,2507	-0,058	1,3084
Orientação da encosta	Norte (0-22,5/337,5-360)	-0,894	0,077	-0,971
	Nordeste (22,5-67,5)	-0,146	0,0157	-0,162
	Leste (67,5-112,5)	0,302	-0,041	0,3429
	Sudeste (112,5-157,5)	0,1852	-0,028	0,2134
	Sul (157,5-202,5)	-0,24	0,0308	-0,27
	Sudoeste (202,5-247,5)	-0,858	0,091	-0,948
	Oeste (247,5-292,5)	0,1944	-0,037	0,231
	Noroeste (292,5-337,5)	0,5483	-0,127	0,6752
Altura à montante	<=10	-0,819	0,561	-1,38
	10-20	-0,055	0,0085	-0,064
	20-30	0,1698	-0,016	0,1861
	30-40	0,2663	-0,018	0,2842
	40-50	0,5319	-0,03	0,5616
	50-100	1,0399	-0,197	1,2372
	100-200	1,729	-0,105	1,8342
	>200	1,1668	-0,008	1,1746
Altimetria	<=176,59	-0,513	0,1945	-0,708
	176,59-340,9	1,2115	-0,574	1,7855
	340,9-485,89	-0,226	0,0372	-0,263
	485,89-627,92	-0,835	0,1131	-0,948
	627,92-776,8	-1,175	0,11	-1,285
	>776,80	0,0858	-0,002	0,0875
Curvatura de perfil	<=-0,0380	0,2121	-0,155	0,3669
	-0,0931	-0,194	0,1426	-0,337
	>0,0551	-0,047	0,0085	-0,055
Curvatura horizontal	<=-0,0380	0,5729	-0,198	0,7705
	-0,0931	-0,128	0,1135	-0,241
	>0,0551	-0,322	0,1171	-0,439
Índice de umidade topográfica	<=3,23	-1,193	0,0039	-1,196
	3,23-6,06	-0,03	0,0324	-0,062
	6,06-9,31	0,2431	-0,158	0,4012
	9,31-12,38	-0,979	0,0435	-1,022
	12,38-15,83	-1,359	0,0288	-1,388
	>15,83	-0,526	0,0065	-0,533

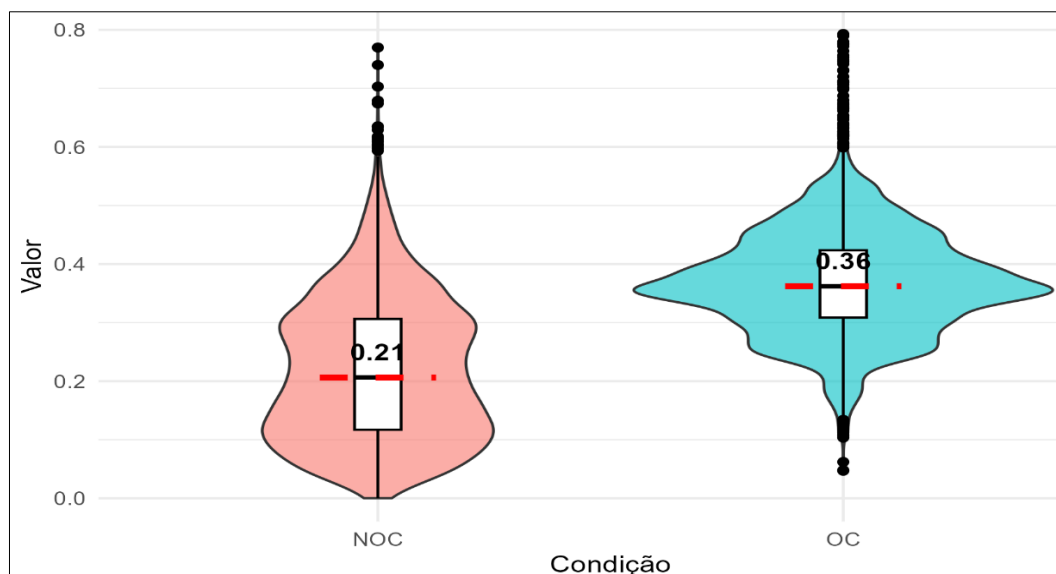


Figura 4. Gráficos de violino de OC e NOC de movimentos de massa do atributo área de contribuição.
 Figure 4. OC and NOC violin charts of mass movements for the contribution area attribute.

Declividade

Os dados geomorfológicos dos eventos geohidrológicos de maio de 2024 demonstram que as declividades entre 20 e 50% concentraram 75,23% das ocorrências identificadas nos limites da bacia hidrográfica do rio Cadeia, seguidas pelas faixas maiores que 50 com 16,21% das ocorrências, enquanto declividades menores que 20% foram as que apresentaram a menor proporção de eventos, com 8,56% dos casos identificados. Essa distribuição assimétrica é visualizada nos gráficos de violino da figura 5.

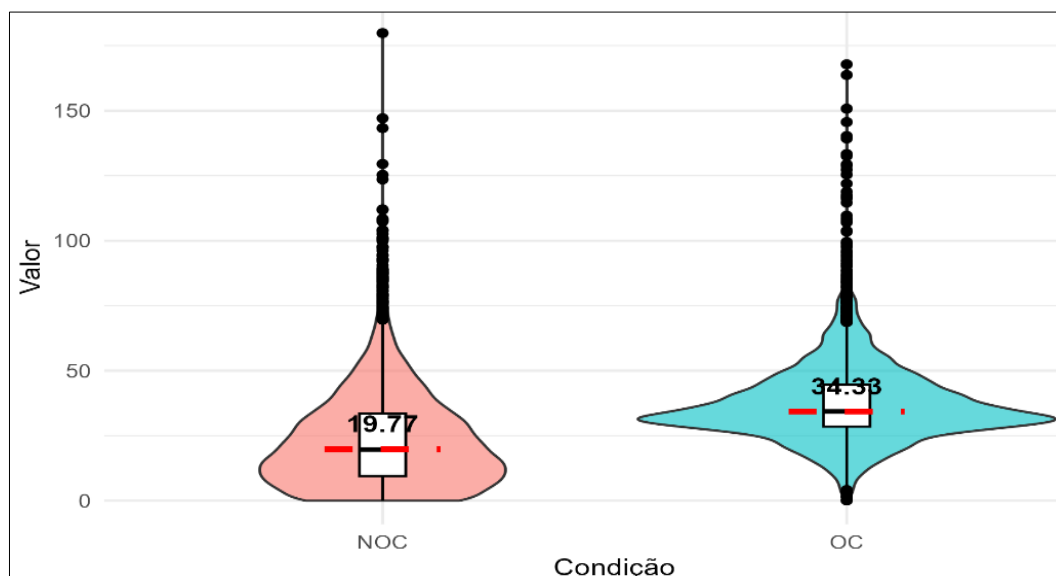


Figura 5. Gráficos de violino de OC e NOC de movimentos de massa do atributo declividade.
 Figure 5. OC and NOC violin charts of mass movements for the slope attribute.

Cabe ressaltar que, embora a literatura aponte maior estabilidade em terrenos com declividades menores que 20%, o valor obtido (8,56%) corresponde, em parte, ao viés da análise realizada neste estudo, que utilizou toda a área das cicatrizes de movimentos de massa, incluindo seus pontos de deposição de materiais e não somente os pontos de ruptura e deslocamento.

Fator de comprimento e declividade da encosta

A área atingida por movimentos de massa demonstra uma concentração crescente em faixas intermediárias do fator de comprimento e da declividade da encosta. Enquanto nas classes de menor fator (≤ 10) a ocorrência é baixa (10,55%), as classes maiores que 10 indicam uma forte correlação positiva entre o aumento do fator e a suscetibilidade a movimentos de massa na bacia hidrográfica em estudo. Essa correlação é ilustrada na figura 6.

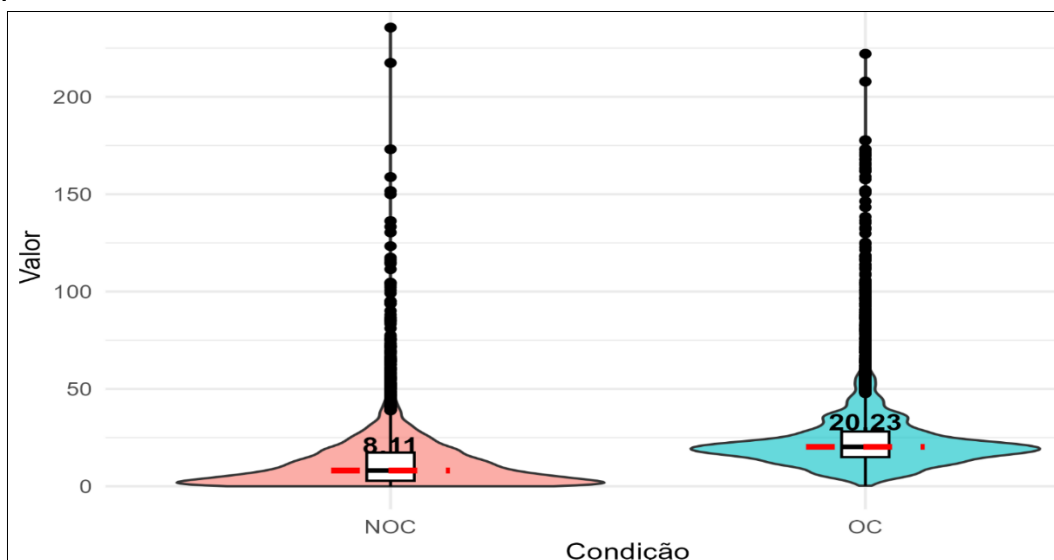


Figura 6. Gráficos de violino de OC e NOC de movimentos de massa do atributo fator de comprimento e declividade da encosta.

Figure 6. OC and NOC violin charts of mass movements for the LS Factor attribute.

Índice de rugosidade do terreno

Em relação a área afetada por movimentos de massa em diferentes classes de índice de rugosidade do terreno, os dados demonstram que as classes mais baixas ($\leq 5,79$), que representam 56,73% da área da bacia hidrográfica, respondem por 11,79% da área afetada, enquanto as classes mais altas (índices $>5,79$), que indicam relevos mais acidentados, obtiveram valores relativos mais elevados, conforme ilustrado na figura 7.

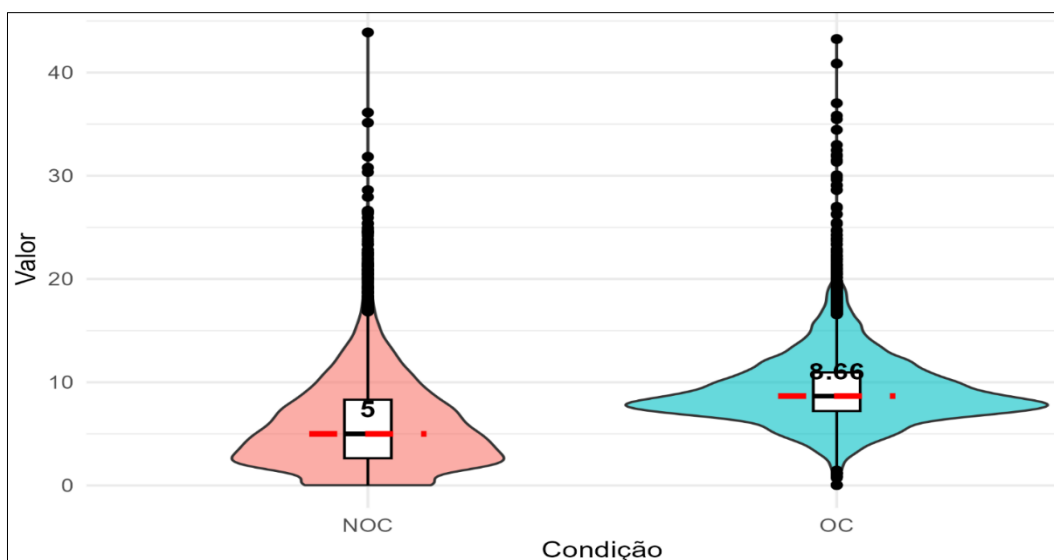


Figura 7. Gráficos de violino de OC e NOC de movimentos de massa do atributo de índice de rugosidade.

Figure 7. OC and NOC violin charts of mass movements for the TRI attribute.

Nível da crista

Da análise do atributo de nível da crista, em comparação com as ocorrências de movimentos de massa, extrai-se que as faixas intermediárias, entre 148,63 m e 452,21 m, que ocupam cerca de 30% da área da bacia hidrográfica, concentraram a maior parte dos eventos (75,60%). Estes valores indicam que as altitudes médias das encostas são as mais propensas a iniciarem um deslocamento, corroborando com os valores encontrados na altimetria. A análise dos gráficos de violino (Fig.8) indica que o grupo OC está associado a altitudes ou níveis de crista mais baixos em relação às áreas NOC.

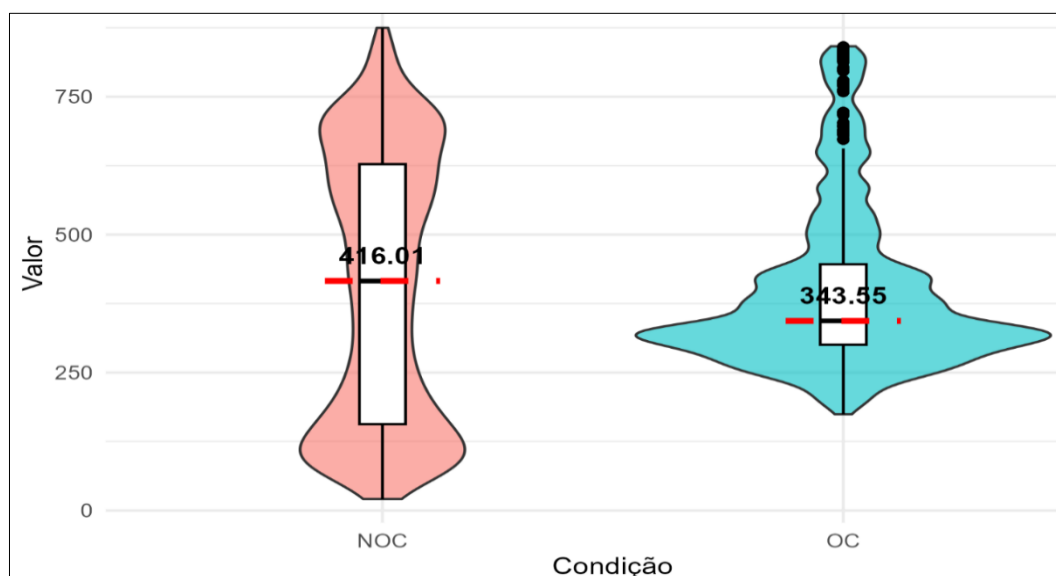


Figura 8. Gráficos de violino de OC e NOC de movimentos de massa do atributo nível da crista.

Figure 8. OC and NOC violin charts of mass movements for the ridge level attribute.

A mediana do grupo OC é de 343,55, visivelmente inferior à do grupo NOC, que atinge 416,01, sugerindo que, nesta bacia ou região específica, os processos de instabilidade tendem a se concentrar em patamares altimétricos intermediários ou inferiores das vertentes

Profundidade do vale

Os gráficos de violino da Figura 9 estampam a distribuição assimétrica entre as ocorrências e não ocorrências de movimentos de massa apresentada pelo atributo de profundidade do vale, na área de estudo. Vales pouco profundos ($\leq 62,33\text{m}$) registram baixas ocorrências (21,59%) quando comparados com a representatividade de sua área total (65,88%), observa-se um aumento expressivo nas faixas mais profundas ($>66,33\text{m}$). Esses dados indicam que 78,41% das áreas atingidas por movimentos de massa na bacia hidrográfica do rio Cadeia em maio de 2024 ocorreram em vales profundos, sugerindo uma forte correlação entre a incisão fluvial e a instabilidade de encostas.

Orientação da encosta.

A orientação da encosta possui uma distribuição quase uniforme na bacia hidrográfica do rio Cadeia, em suas oito direções (cardiais e colaterais). Conforme demonstrado pelos gráficos de violino da figura 10, a direção noroeste ($292,5^\circ$ a $337,5^\circ$) é a que apresentou a maior incidência de movimentos de massa, seguida pelas direções leste ($67,5^\circ$ a $112,5^\circ$), oeste ($247,5^\circ$ a $292,5^\circ$) e sudeste ($112,5^\circ$ a $157,5^\circ$). Este indicativo acompanha os principais caminhos percorridos pelas precipitações na região nordeste do

estado, onde de um lado temos as chuvas convectivas oriundas da região amazônica (vindas de noroeste) e de outro as chuvas orográficas decorrentes do choque das massas de ar úmidas do oceano Atlântico com as encostas da Serra Geral (vindas de sudeste).

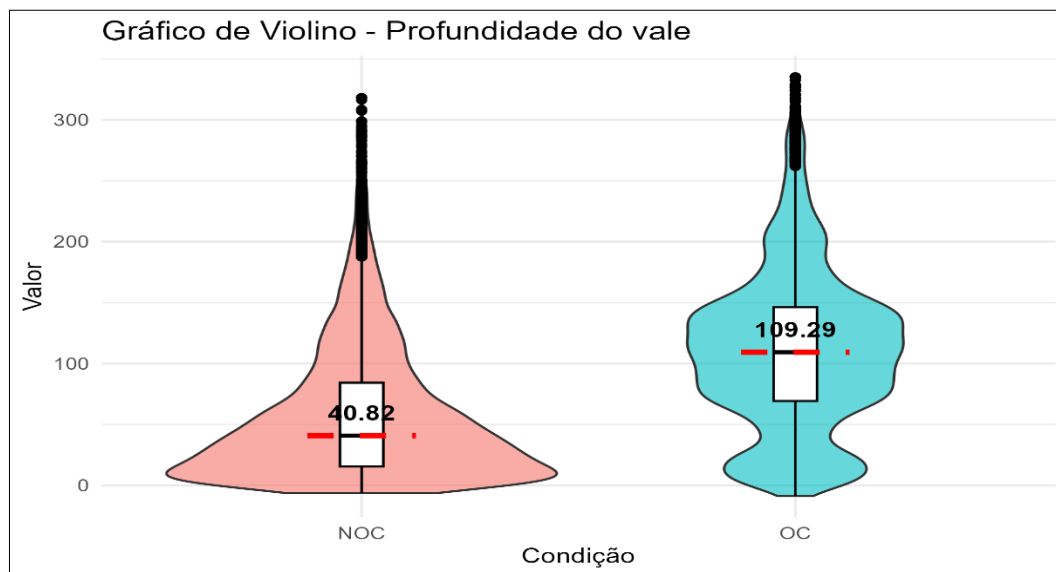


Figura 9. Gráficos de violino de OC e NOC de movimentos de massa do atributo profundidade do vale.
 Figure 9. OC and NOC violin charts of mass movements for the valley depth attribute.

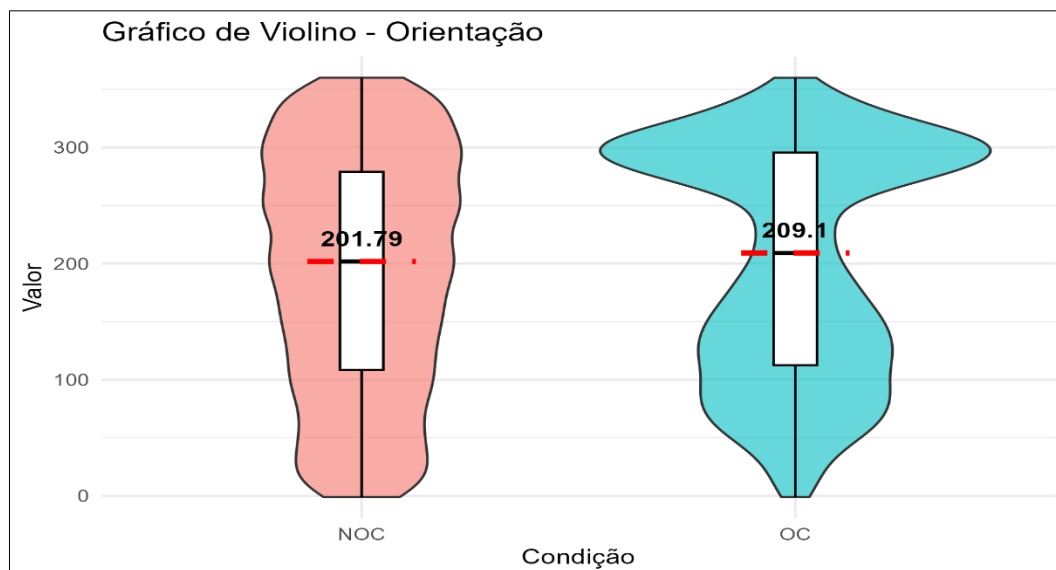


Figura 10. Gráficos de violino de OC e NOC de movimentos de massa do atributo de orientação da encosta.
 Figure 10. OC and NOC violin charts of mass movements for the aspect attribute.

Altura à montante

Os gráficos de violino da Figura 11 ilustram a distribuição das áreas afetadas por movimentos de massa em relação aos locais sem ocorrência de movimentos de massa na bacia hidrográfica do rio Cadeia do atributo geomorfológico de altura a montante. Observa-se que a maior área (57,34%) está localizada em terrenos com pouca altura (até 10 m), onde foram identificadas 25,28% das ocorrências de MM em maio de 2024, atingindo 15,07 ha (0,03% da área total). Nas áreas maiores que 50 m, por sua vez, que ocupam 11,39% da área total, foram identificados 38,23% das ocorrências, sugerindo uma correlação direta entre a altura a montante e a ocorrência de movimentos de massa.

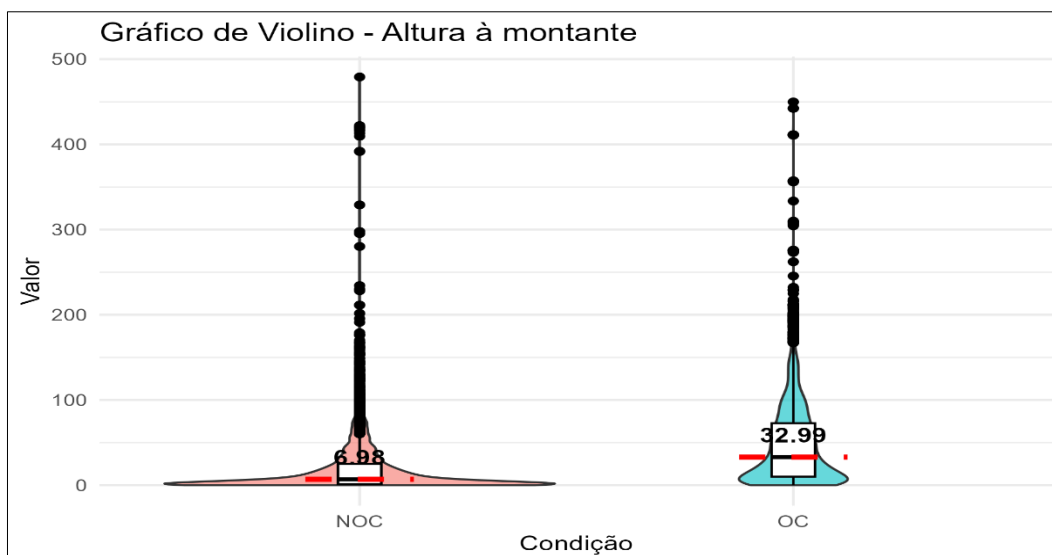


Figura 11. Gráficos de violino de OC e NOC de movimentos de massa do atributo de altura à montante.
 Figure 11. OC and NOC violin charts of mass movements for the upslope height attribute

Altimetria

A análise dos dados de altimetria do terreno (Fig.12), revela uma relação não linear na área de estudo, com uma maior suscetibilidade a movimentos de massa em faixas de elevação intermediárias, com uma diminuição acentuada em altitudes muito baixas e muito altas. Áreas de baixa altitude (<112 m), embora ocupem 22,03% do território, contribuem com apenas 1,54% dos eventos, indicando maior estabilidade. A maior incidência é observada nas elevações intermediárias (168-256 m), que, representando apenas 10,72% da área, concentram 49,13% dos eventos. Acima de 396 m, a suscetibilidade diminui, progressivamente, com a faixa de valores maiores que 670 m apresentando apenas 3,42% das ocorrências.

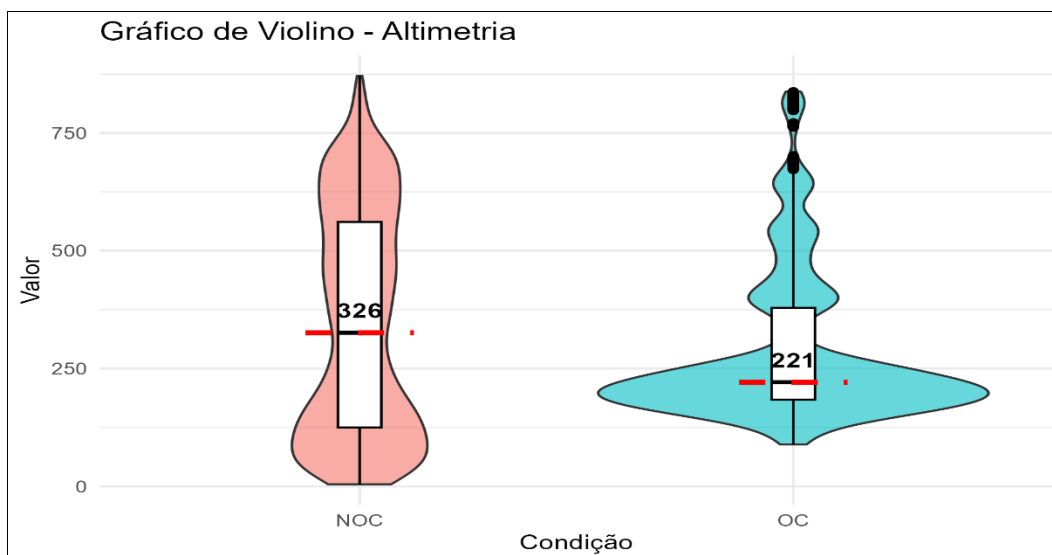


Figura 12. Gráficos de violino de OC e NOC de movimentos de massa do atributo de altimetria.
 Figure 12. OC and NOC violin charts of mass movements for the elevation attribute.

Curvatura de perfil

Os resultados revelam que as áreas com curvatura de perfil negativa (côncava), com valores menores que $-0,0380$, são as mais suscetíveis a processos de instabilidade. Esta

classe representa 37,77% da área total da bacia, mas concentra quase a metade (46,69%) das ocorrências de movimentos de massa. Essa concentração de eventos em morfologias côncavas é fundamentada pela dinâmica hidrológica das vertentes: nessas superfícies, ocorrem a desaceleração do escoamento superficial e o acúmulo de umidade, resultando em maior infiltração e elevação da poropressão (Varnes, 1978; Shi *et al.*, 2012). Portanto, a curvatura de perfil negativa atua como um fator condicionante de relevância, apresentando uma densidade de ocorrências superior à média da bacia, conforme ilustrado na figura 13.

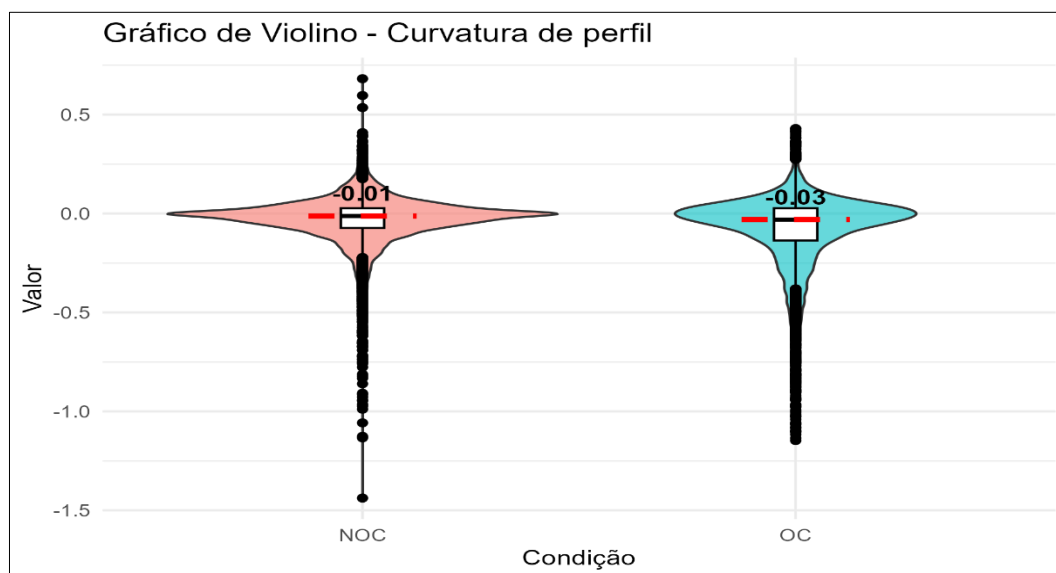


Figura 13. Gráficos de violino de OC e NOC de movimentos de massa do atributo de curvatura de perfil.
Figure 13. OC and NOC violin charts of mass movements for the profile curvature attribute.

Índice de umidade topográfica

No que concerne à distribuição da área total da bacia hidrográfica do rio Cadeia e das áreas afetadas por movimentações de massa em diferentes faixas do índice de umidade topográfica (Fig.14), observa-se que 95,44% das áreas atingidas situam-se nas faixas intermediárias entre 3,23 e 9,31, que ocupam 56,8% da área total.

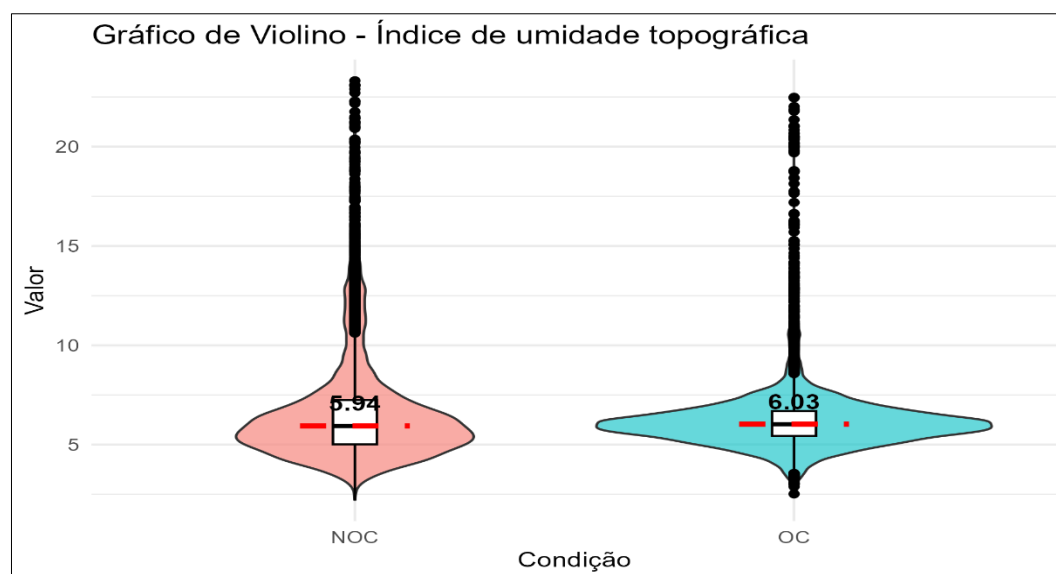


Figura 14. Gráficos de violino de OC e NOC de movimentos de massa do atributo índice de umidade.
Figure 14. OC and NOC violin charts of mass movements for the TWI attribute.

Curvatura horizontal

Os resultados revelam que as áreas com curvatura horizontal negativa (convergente), com valores menores que $-0,0380$, exercem um papel preponderante na instabilidade das vertentes. Embora representem apenas 18,84% da área total da bacia, essas zonas concentram 33,38% das cicatrizes de movimentos de massa, indicando uma maior suscetibilidade. Esta correlação confirma o modelo teórico de que a morfologia convergente favorece a concentração dos fluxos hídricos superficiais e subsuperficiais, elevando a pressão de poro e reduzindo a resistência do solo.

Ao analisar o gráfico de violino (Fig.15), observa-se que, embora a maior concentração de pontos ocorra em áreas planas (próximas de 0), refletindo a predominância de vertentes retilíneas na bacia, há uma assimetria em direção aos valores negativos.

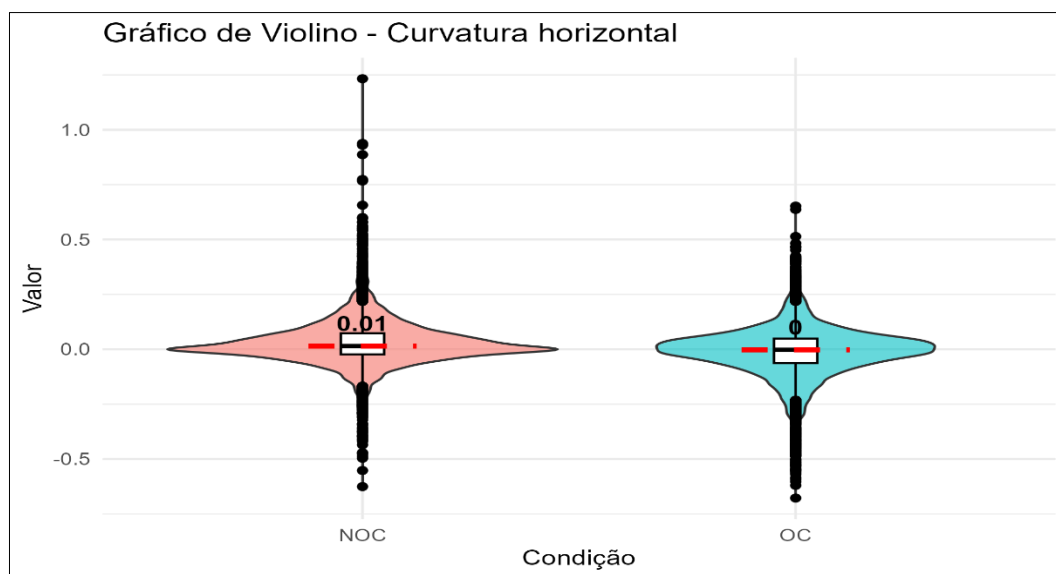


Figura 15. Gráficos de violino de OC e NOC de movimentos de massa do atributo curvatura horizontal.
 Figure 15. OC and NOC violin charts of mass movements for the plan curvature attribute.

Mapa de suscetibilidade

O mapa da Figura 16 representa a aritmética ponderada dos 12 principais atributos geomorfológicos, derivados do modelo digital de terreno: área de contribuição, declividade, fator de comprimento e declividade, índice de rugosidade, nível da crista, profundidade do vale, orientação da encosta, altura a montante, altimetria, curvatura de perfil, índice de umidade topográfica e curvatura horizontal.

Este produto cartográfico apresenta uma classificação contínua com valores probabilísticos que variam de $-24,04$ (menor suscetibilidade) a $14,85$ (maior suscetibilidade). Este mapa é de elevado valor para análises técnicas avançadas, pois preserva os gradientes sutis da suscetibilidade, revelando que a propensão não é binária, mas sim uma distribuição contínua e heterogênea na área da bacia hidrográfica estudada.

Do ponto de vista científico, a interpretação dos pesos é fundamental: valores mais altos (positivos) indicam maior influência na ocorrência do fenômeno em estudo, enquanto valores mais baixos (negativos) indicam menor influência. Em outras palavras, uma categoria com peso igual a $14,85$ exerce um poder preditivo muito forte para a ocorrência do evento, enquanto uma com peso de $-24,04$ está fortemente associada à não ocorrência. Essa transformação não apenas facilita a análise do poder discriminativo de

cada atributo, mas também garante que o tratamento dos dados esteja alinhado com a relação causal subjacente ao fenômeno modelado.

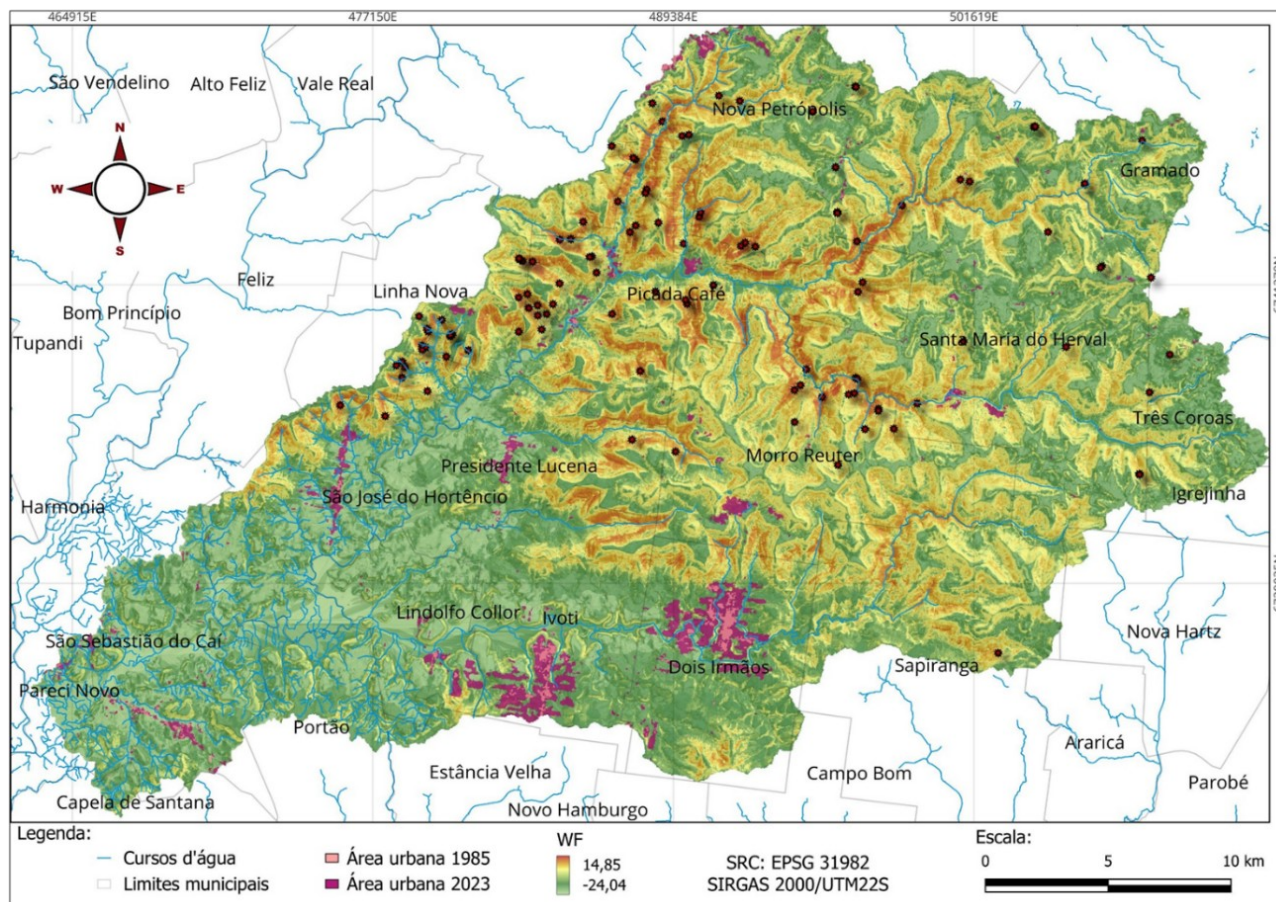


Figura 16. Mapa de suscetibilidade - WoE/somente atributos derivados/MDT 10m.

Figure 16. Susceptibility map - WoE/derived attributes only/MDT 10m.

Para a classificação dos graus de suscetibilidade, o *raster* resultante foi analisado no software RStudio por meio da avaliação de métricas de desempenho. Os resultados, sintetizados na Figura 17, atestam a capacidade preditiva do modelo. A Figura 17A ilustra os limiares de classificação baseados nas métricas de especificidade, precisão, sensibilidade e no índice de Youden. Complementarmente, o gráfico da Figura 17B apresenta a relação entre as taxas de falsos positivos e verdadeiros positivos através da curva ROC.

A métrica AUC atingiu o valor de 0,872, índice classificado como 'muito bom' (acima de 0,8) segundo Guzzetti *et al.* (1999), o que ratifica a elevada capacidade do modelo de distinguir áreas de ocorrência e não ocorrência dos fenômenos. Pelo critério de Youden — destacado pela curva vermelha na imagem — estabeleceu-se o limiar ótimo de 1,462. Este valor representa o ponto de equilíbrio que maximiza simultaneamente a sensibilidade (identificação de acertos) e a especificidade (exclusão de áreas estáveis) na escala original de pesos.

Na validação do mapa, além da curva TOC (Fig. 18), também se empregou a técnica utilizada por Brito (2014), na avaliação de suscetibilidade a escorregamentos no município de Porto Alegre, que consiste na comparação de concordância entre o mapa gerado e o inventário utilizado (Fig. 19).

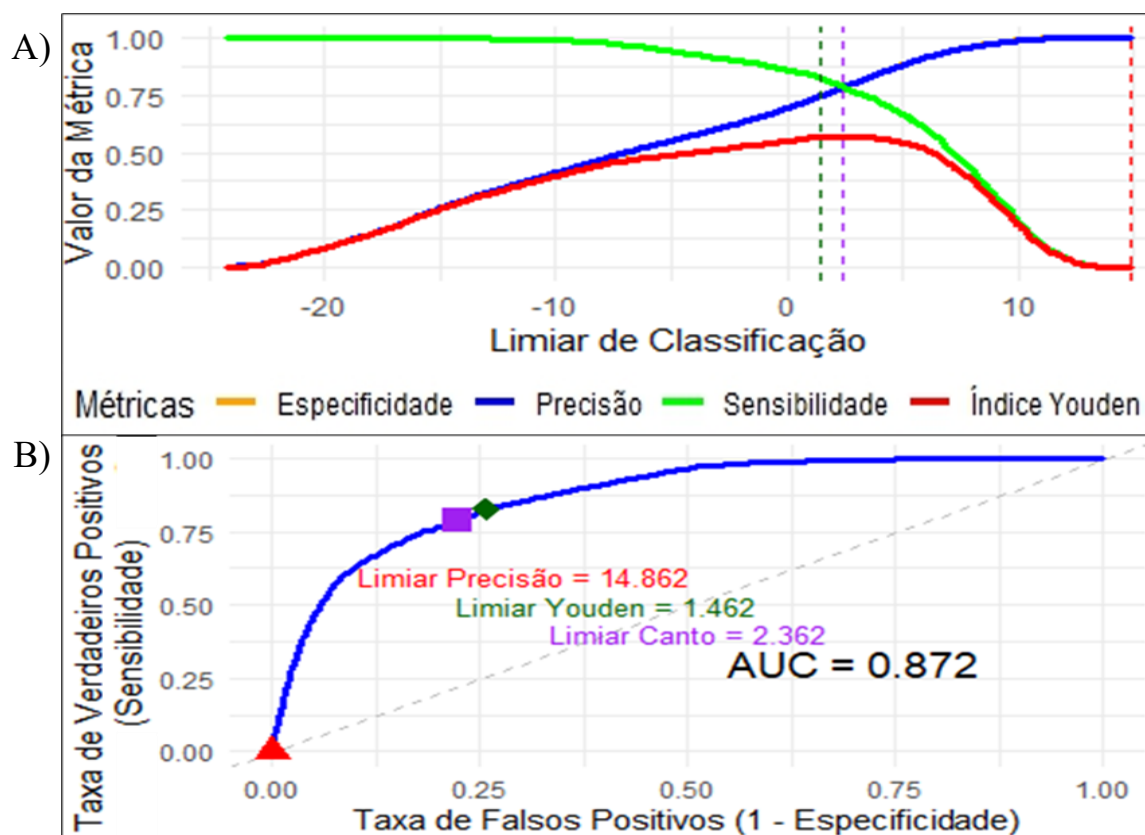


Figura 17: Gráficos de desempenho do modelo. A) Limiares de classificação. B) curva ROC.
Figure 17: Model performance analysis graphs. A) Classification thresholds. B) ROC curve.

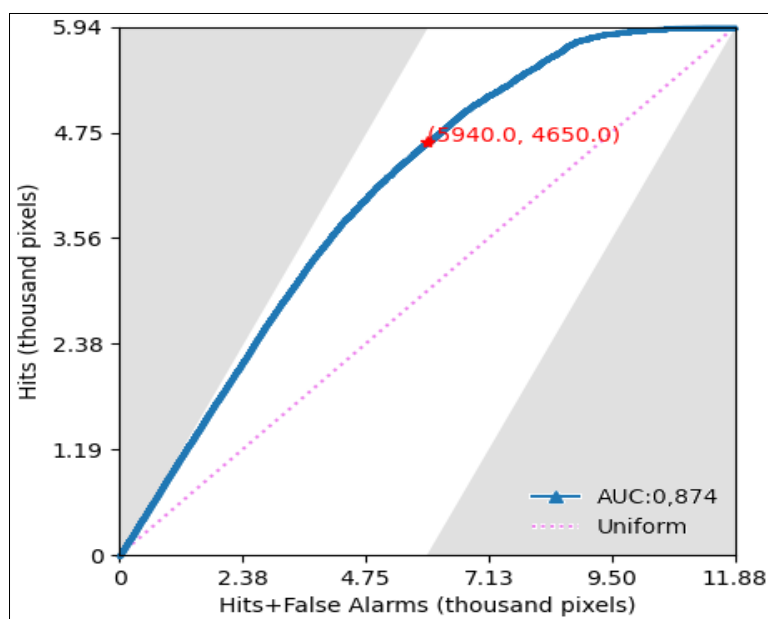


Figura 18. Curva TOC do Mapa de suscetibilidade: WoE/12 atributos geomorfológicos/MDT 10m.
Figure 18. TOC curve of the susceptibility map: WoE/12 geomorphological attributes/MDT 10m.

Um modelo é considerado aceitável com um ajuste geral de pelo menos 75% de coincidência entre os eventos registrados e as áreas classificadas como de alta suscetibilidade, e muito satisfatório ao superar 80% (Guzzetti *et al.*, 1999). Esta qualificação do mapa é essencial para verificar seu poder preditivo e embasar a tomada de decisão de investimentos em locais que realmente farão a diferença, resguardando vidas e patrimônios.

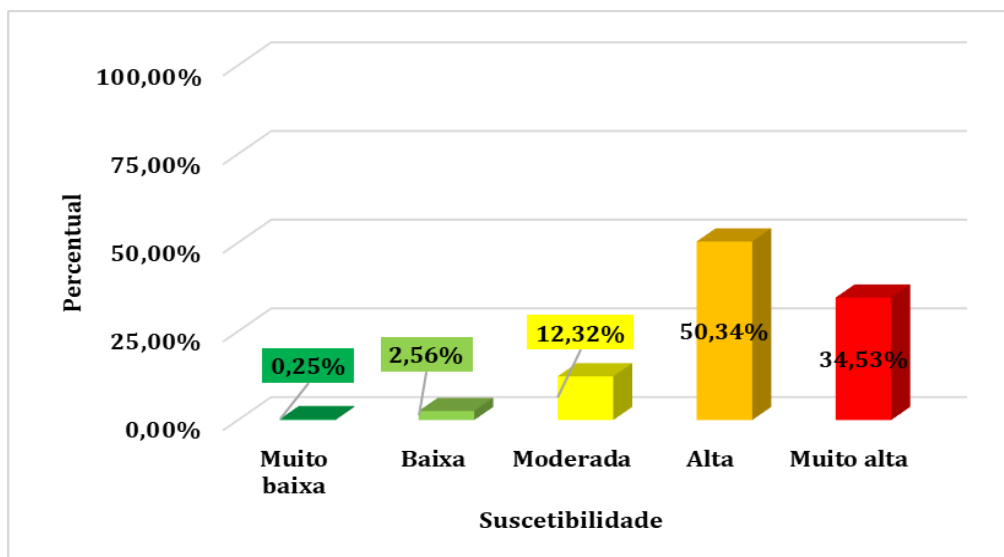


Figura 19. Gráfico de taxa de acertos entre as classes de suscetibilidade e os registros de MM.
 Figure 19. Graph showing the accuracy rate between susceptibility classes and mass movement.

4. Discussão

A análise da suscetibilidade por meio do método de pesos de evidência, revela a influência de cada classe de atributo na ocorrência de MM. Fatores relacionados ao fluxo hídrico convergente e concentrado – como área de contribuição, declividade e fator comprimento-declividade (LS) – apresentam as classes mais significativas, devido à maior aceleração do fluxo aliada a uma maior capacidade de erosão e transporte de sedimentos. Esses resultados validam-se e são fundamentados pelas previsões teóricas de Pinheiro (2000) e Oliveira *et al.* (2019), que identificam as formas de terreno côncavas (em perfil) e convergentes (em plano) como as mais propensas à instabilidade, justamente por serem zonas de concentração do escoamento superficial e subsuperficial.

Especificamente, as maiores classes de área de contribuição e de fator LS (ambas com WF máximos próximos de 1,78 e 1,44, respectivamente) indicam que encostas longas, com grande área de drenagem a montante, são as mais instáveis. Quanto à declividade, a classe entre 30 e 40% apresentam a maior influência (WF = 1,2161). Nesta faixa declivosa, conforme preconizado por Varnes (1978) e Shi *et al.* (2012), a combinação com curvaturas convexas (que intensificam a força de cisalhamento) ou, principalmente, côncavas (que concentram o fluxo) potencializa a probabilidade de ruptura, explicando o peso de evidência significativo encontrado.

Os gráficos revelam que 84,87% das áreas identificadas como de alta ou muito alta suscetibilidade coincidiram com os registros de movimentos de massa identificados nos eventos de maio de 2024. Enquanto isso, 2,81% das áreas identificadas como de baixa ou muito baixa suscetibilidade coincidiram com os registros de eventos, indicando que os movimentos de massa se estenderam para além dos seus limites geomorfologicamente predisponentes, atingindo também áreas planas, possivelmente estradas, cursos d'água ou fundos de vale.

Os resultados demonstram que fatores associados ao fluxo hídrico convergente exercem a maior influência sobre a instabilidade das encostas. As variáveis “área de contribuição” e “fator comprimento-declividade (LS)”, aliadas a declividades entre 30 e 50%, apresentaram os maiores pesos, indicando que encostas longas com elevada drenagem a montante são as mais críticas.

A análise dos pesos revelou que a declividade continua sendo um dos fatores topográficos de maior relevância, reforçando a importância dos pressupostos clássicos de estabilidade de encostas descritos por Varnes (1958) e Highland (2008), bem como dos resultados obtidos por estudos recentes no Estado do Rio Grande do Sul, como os de Brito (2014), Oliveira *et al.* (2019), Quevedo (2020) e Andrades-Filho *et al.* (2025). No entanto, o papel do atributo de área de contribuição emergiu com um peso significativo no modelo, destacando o forte impacto da concentração de fluxo hídrico a montante, conforme estudos de Gallant & Hutchinson (2011).

Ao analisarmos o resultado obtido pela curva TOC, percebe-se um bom desempenho preditivo do modelo, com uma AUC (Área Sob a Curva TOC) de 0,874. A curva, que representa a Sensibilidade (Hits) em relação à soma de Hits e Falsos Alarmes (Eixo X), eleva-se rapidamente e mantém uma distância significativa da linha "Uniforme" (referência aleatória), o que indica que o modelo é capaz de identificar corretamente as áreas de alta sensibilidade quanto a evitar a classificação de áreas estáveis como suscetíveis (especificidade). O pico da curva, que representa o ponto de equilíbrio ótimo, define o limiar ideal de classificação, garantindo o melhor balanço entre a captura de zonas críticas e a exclusão de áreas seguras, com uma taxa de acertos de aproximadamente 78,3% (4.650/5.940).

5. Conclusão

A aplicação do método de Pesos de Evidência mostrou-se uma alternativa viável para identificar variáveis com correlação e/ou descartar variáveis com pouca ou nenhuma relação com a ocorrência de movimentos de massa, permitindo a seleção daquelas mais relevantes no contexto da área de estudo durante os eventos geohidrológicos extremos de maio de 2024. A análise dos pesos sugere que a maior suscetibilidade à ocorrência de movimentos de massa na bacia hidrográfica do rio Cadeia encontra-se nas bordas da Serra Geral, com elevações entre 176,59 m e 340,90 m, curvaturas convexas/convergentes.

A declividade mostrou-se um fator crítico, devendo-se priorizar áreas com declive acima de 30% em estratégias de prevenção e mitigação de riscos. A tabela de ocorrências por classe de declividade evidencia que as declividades mais baixas (< 20%) ocupam 50,03% da área da bacia hidrográfica, mas contribuem com apenas 8,56% dos movimentos de massa registrados em maio de 2024. Por outro lado, a maior incidência ocorreu em declividades médias: a faixa de 30 a 40% respondeu sozinha por mais de 35% dos eventos, seguida pelas classes de 20 a 30% (20,13%) e de 40 a 50% (18,86%). Declives acima de 50% apresentaram menor ocorrência proporcional.

Apesar da popularidade crescente das tecnologias de inteligência artificial, a aplicação de métodos estatísticos tradicionais, como pesos de evidência, mantém sua relevância na validação da significância de fatores preditores em mapeamentos de suscetibilidade. Isso indica que abordagens híbridas podem oferecer um equilíbrio ideal entre acurácia e interpretabilidade. Os resultados obtidos – fruto da integração entre análise estatística e sensoriamento remoto – revelam potencial não apenas para aplicações técnico-científicas, mas também para aplicações educacionais. Como perspectiva futura, propõe-se a adaptação desta metodologia para fins pedagógicos no ensino básico, onde a combinação de probabilidade, geotecnologias e dados geoespaciais poderá ser transformada em material didático interdisciplinar.

Agradecimentos: Os autores agradecem à comissão editorial e aos revisores pelos comentários relevantes e construtivos, que contribuíram de forma significativa para a qualificação desta pesquisa.

Contribuições dos Autores: Concepção, M.R.J.; metodologia, M.R.J.; software, M.R.J.; validação, M.R.J e E.J.W.; análise formal, E.J.W.; pesquisa, M.R.J.; recursos, M.R.J.; preparação de dados, M.R.J.; escrita do artigo, M.R.J.; revisão, E.J.W. Todos os autores leram e concordaram com a versão publicada do manuscrito".

Conflito de Interesse: Os autores declaram não haver conflito de interesse.

Referências

Andrades-Filho, C.D.O. 2024. *WebMapa de Movimentos de Massa para equipes de apoio na situação de calamidade - RS*. Porto Alegre.

Andrades-Filho, C.D.O.; Mexias, L.F.S.; Quevedo, R.P.; Herrmann, P.B.; Oliveira, G.G.; Cremon, É.H.; Cargnin, B.R.; Reis, M.S.; Novakoski, K.R.; Santos, D.C.; Sluter, C.R.; Iescheck, A.L.; Guasselli, L.A.; Junior, M.R.; Gruber, N.L.S.; Philipp, R.P.; Michelin, C.R.L.; Viero, A.P.; Gonzatti, C.; Rosa, M.L.C.C.; Barboza-Pinzon, E.; Schumacher, R.G.; Cárdenas, S.M.M.; Soares, V.M.; Núñez, W.P.; Mendonça, RR, Righi da Silva MO, da Silva MC, Bressani LA, PeresLDdS, Mevel LB, Dorneles JI, Cacciatore JA, Jacques F.M.; Duarte, L.C.; Diniz, F.C.; Petry, L.; Schwarzer, G.; Carneiro, M; Giacom, B. 2025 The biggest landslide event inBrazil: preliminary analysis of the Rio Grande do Sul mega disaster in May 2024. *Landslides*, 22(11): 3615-3624. <https://doi.org/10.1007/s10346-025-02587-8>

Brito, M.D. 2014. *Geoprocessamento aplicado ao mapeamento da suscetibilidade a escorregamentos no município de Porto Alegre/RS*. Porto Alegre, 167p. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Escola de Engenharia. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil. <http://hdl.handle.net/10183/101208>

Bussab, W.D.O.& Morettin, P.A. 2010. *Estatística Básica*. 6ª ed. São Paulo/SP: Saraiva.

Cantarino, I.; Carrion, M.A.; Goerlich, F.; Ibañez, V.M. 2019. A ROC analysis-based classification method for landslide susceptibility maps. *Landslides*, 16: 265-282. <https://doi.org/10.1007/s10346-018-1063-4>

Cestnik, B. 1990. Estimating probabilities: A crucial task in machine learning. ECAI'90: Proceedings of the 9th European Conference on Artificial Intelligence, p. 147-149. <https://dl.acm.org/doi/10.5555/3070070.3070098>

Dal'Asta, A.P.; Reckziegel, B.W.; Robaina, L.E.D.S. 2005. Análise de áreas de risco geomorfológico em Santa Maria: O Caso do Morro Cechela. *Anais do XI Simpósio Brasileiro de Geografia Física Aplicada - USP*, São Paulo.

DeLong, E.R.; DeLong, D.M.; Clarke-Pearson, D.L. 1988. Comparing the areas under two or more correlated receiver operating characteristic curves: a nonparametric approach. *Biometrics*, 44(3): 837-45. <https://doi.org/10.2307/2531595>

Ez Eldin, M.A.M.; Tang, H.; Xu, Y.; Li, C.; Xiong, C.; Wang, L. 2013. Geological and Geoengineering Properties of the 1997 Yangjia Shan Landslide, Enshi, China. *International Journal of Geosciences*, 4: 803-815. <https://doi.org/10.4236/ijg.2013.44075>

EMBRAPA. 2018. *Sistema Brasileiro de Classificação de Solos*. 5ª Edição. ed. Brasília/DF: [s.n.].

Gallant, J.C. & Hutchinson, M.F. 2011. A differential equation for specific catchment area. *Water Resources Research*, 47(5): W05535. <https://doi.org/10.1029/2009WR008540>

Grass. 2020. *Software Geographic Resources Analysis Support System*, versão 7.8. [S.l.]: Open Source Geospatial Foundation.

Guzzetti, F.; Carrara, A.; Cardinali, P.R. 1999. Landslide hazard evaluation: a review of current techniques and their application in a multi-scale study, Central Italy. *Geomorphology*, 31(1-4): 181-216. [https://doi.org/10.1016/S0169-555X\(99\)00078-1](https://doi.org/10.1016/S0169-555X(99)00078-1)

Highland, L.M. & Bobrowsky, P. 2008. *The Landslide Handbook - A Guide to Understanding Landslides*. Reston, Virginia: United States Geological Survey. 147p.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. 2002. *Mapa de clima do Brasil*, Rio de Janeiro.

Jenks, G.F. 1967. The Data Model Concept in Statistical Mapping. *International Yearbook of Cartography*, 7. 186-190.

Li, B.; Wang, N.; Chen, J. 2021. GIS-Based Landslide Susceptibility Mapping Using Information, Frequency Ratio, and Artificial Neural Network Methods in Qinghai Province, Northwestern China, *Advances in Civil Engineering*, 2021: 4758062, 14 p. <https://doi.org/10.1155/2021/4758062>

- Liu, Z.; Pontius Jr., R.G. 2021. The Total Operating Characteristic from Stratified Random Sampling with an Application to Flood Mapping. *Remote Sensing*, 13(19): 3922; <https://doi.org/10.3390/rs13193922>.
- Longley, P.A.; Goodchild, M.F.; Maguire, D.J.; Rhind, D.W. 2015. *Geographic Information Science and Systems*. 4th ed. Hoboken: John Wiley & Sons.
- MapBiomass. 2025. *Projeto MapBiomass – Coleção 10 da Série Anual de Mapas de Cobertura e Uso da Terra do Brasil*, out. 2025. Disponível em: <<https://brasil.mapbiomas.org/>>.
- Oliveira, G.G.D.; Ruiz, L.F.C.; Guasselli, L.A.; Haetinger, C. 2019. Random forest and artificial neural networks in landslide susceptibility modeling: a case study of the Fão River Basin, Southern Brazil. *Nat Hazards*, 99, 1049-1073. <https://doi.org/10.1007/s11069-019-03795-x>
- Pinheiro, R.J.B. 2000. *Estudo de alguns casos de instabilidade da encosta da Serra Geral no estado do Rio Grande do Sul*. Porto Alegre, 342p. Tese de Doutorado. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Escola de Engenharia. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil. <http://hdl.handle.net/10183/118558>
- Pradhan, B.; Lee, S.; Manfred, B. 2010. Remote sensing and GIS-based landslide susceptibility analysis and its cross-validation in three test areas using a frequency ratio model. *Photogrammetrie Fernerkundung Geoinformation*. <https://doi.org/10.1080/01431161.2011.633121>
- Quevedo, R.P.; Oliveira, G.G.D.; Guasselli, L.A. 2020. Mapeamento de suscetibilidade a movimentos de massa a partir de redes neurais artificiais. *Anuário do Instituto de Geociências*, 43(2): 128-138. https://doi.org/10.11137/2020_2_128_138
- Ross, J.L.S. 1994. Análise empírica da fragilidade dos ambientes naturais e antropizados. *Revista do Departamento de Geografia*, 8: 63-74.
- RS. Estado do Rio Grande do Sul, 2024. *Defesa Civil atualiza balanço das enchentes no RS*. 20 ago. 2024. Disponível em: <<https://www.estado.rs.gov.br/defesa-civil-atualiza-balanco-das-enchentes-no-rs-20-8>>.
- SEMA/RS. Secretaria Estadual do Meio Ambiente do Estado do Rio Grande do Sul, 2022. *Base Cartográfica do Estado do Rio Grande do Sul*. Disponível em: <<http://ww2.fepam.rs.gov.br/bcrs25/http://ww2.fepam.rs.gov.br/bcrs25/>>. Acesso em: 16 Agosto 2022.
- Shi, Z.H.; Fang, N.F.; Wu, F.Z.; Wang, L.; Yue, B.J.; Wu, G.L. 2012. Soil erosion processes and sediment sorting associated with transport mechanisms on steep slopes. *Journal of Hydrology*, 454–455: 123-130. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2012.06.004>
- Smith, H.G.; Spiekermann, R.; Betts, H.; Neverman, A.J. 2021. Comparing methods of landslide data acquisition and susceptibility modelling: Examples from New Zealand. *Geomorphology*, 381: 107660. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2021.107660>
- Valeriano, M.D.M. & Carvalho Jr., O.A.D. 2003. Geoprocessamento de modelos digitais de elevação para mapeamento da curvatura horizontal em microbacias. *Revista Brasileira de Geomorfologia*, 4(1): 17-29. <https://doi.org/10.20502/rbg.v4i1.17>
- Varnes, D.J.1958. Landslide Types and Processes. *Landslides and Engineering Practice*, 24: 20-47.
- Varnes, D.J. 1978. Slope Movement Types and Processes. In: Schuster, R.L. & Krizek, R.J. (Eds.). *Landslides, Analysis and Control, Transportation Research Board*, Special Report No. 176, National Academy of Sciences, 11-33.