

Mapeamento da suscetibilidade a deslizamentos de terra por Pesos de Evidência (WoE): Distrito de Maresias, São Sebastião, SP.

Marcos Vinícius Santos de Freitas ¹

¹ Sensoriamento Remoto –Instituto de Pesquisas Espaciais (INPE)

{marcos.freitas}@inpe.br

Abstract. *This study maps landslide susceptibility in the Maresias district, São Sebastião (SP), using the Weights of Evidence (WoE) model. Eleven conditioning factors of physical-natural and anthropogenic nature were integrated, calibrated from an inventory of landslide scars recorded after the 2023 disaster events. Results indicated that geomorphology, altimetry, and geology constitute the factors with the highest discriminant power in the model. Validation through the ROC method yielded an AUC of 0.7475, attesting to acceptable predictive performance. The produced map provides a technical instrument to support territorial planning and disaster risk management in the municipality.*

Resumo. *O presente trabalho mapeia a suscetibilidade a deslizamentos de terra no distrito de Maresias, São Sebastião (SP), por meio do modelo de Pesos de Evidência (WoE). Foram integrados onze fatores condicionantes físico-naturais e antrópicos, calibrados a partir de inventário de cicatrizes dos eventos de 2023. Os resultados indicaram que geomorfologia, altimetria e geologia constituem os fatores de maior poder discriminante. A validação pelo método ROC obteve AUC de 0,7475, atestando desempenho aceitável. O mapa produzido constitui instrumento de suporte ao planejamento territorial e à gestão de riscos no município.*

1. Introdução

Os deslizamentos de terra, escorregamentos translacionais caracterizados pelo deslocamento gravitacional de regolito, solo e detritos superficiais sobre uma superfície de ruptura planar [Christofolletti 1980], estão entre os desastres naturais de maior impacto socioeconômico e humanitário, sendo responsáveis por expressivas perdas de vidas humanas e pela destruição de infraestruturas urbanas, sistemas viários e áreas produtivas (HIGHLAND; BOBROWSKY, 2008). No Brasil, embora ocorram com frequência em ambientes serranos, a intensificação dos eventos pluviométricos extremos decorrentes das mudanças climáticas globais e a expansão desordenada da ocupação urbana sobre áreas de risco contribuem para a deflagração de movimentos de massa de grande magnitude e impacto [Ross and Moroz 2011, Guzzetti et al. 2012].

O Instituto de Pesquisas Tecnológicas do Estado de São Paulo [IPT 2014] registra um crescente número de ocorrências associadas a movimentos de massa no território paulista. Esse cenário evidencia a demanda por instrumentos técnicos para orientar as ações de gestão territorial e de proteção civil, a exemplo da modelagem espacial para o

mapeamento de áreas suscetíveis a deslizamentos, as quais se caracterizam por apresentar fragilidade físico-biótica em relação a esse fenômeno [Lima and Amorim 2023].

Entretanto, apesar da reconhecida relevância do tema, verificam-se uma ausência significativa na disponibilidade de mapeamentos de suscetibilidade em escala maiores, principalmente para setores específicos do litoral norte paulista, particularmente para o distrito de Maresias, no município de São Sebastião, região que foi cenário de um dos mais graves desastres associados a deslizamento de terra em 2023.

O presente trabalho adota o modelo de Pesos de Evidência (*Weights of Evidence* - WoE), método estatístico quantitativo de base bayesiana que opera por meio de probabilidades condicionais, quantificando a associação espacial entre a distribuição de eventos passados e um conjunto de fatores condicionantes [Bonham-Carter 1994, Agterberg and Bonham-Carter 2005]. Assim, o objetivo geral deste estudo é mapear a suscetibilidade a deslizamentos de terra no distrito de Maresias, município de São Sebastião, estado de São Paulo, por meio do modelo de Pesos de Evidência, gerando subsídios técnicos para o planejamento territorial e para a gestão de riscos na região.

2. Materiais e Métodos

2.1. Recorte espacial e caracterização da Área de Estudo

A demarcação da área de estudo constituiu etapa metodológica, dado que a probabilidade a priori, parâmetro central do modelo WoE, é definida pela relação entre a densidade de eventos inventariados e a extensão total da unidade espacial de análise [Bonham-Carter 1994, Agterberg and Bonham-Carter 2005]. Assim, a adoção do município de São Sebastião ou do distrito de Maresias em sua totalidade implicaria a incorporação de extensas porções territoriais sem registros de cicatrizes de deslizamentos alterando a probabilidade a priori [Reichenbach et al. 2018].

O recorte espacial derivou da integração de critérios de naturezas distintas, seguindo uma abordagem que associou elementos administrativos e fisiográficos [Agterberg and Bonham-Carter 2005]. Foram considerados os limites das quadras urbanas, os setores censitários com maior proximidade às ocorrências de deslizamento, feições do relevo, incluindo linhas de cumeada, divisores de água, segmentos de drenagem e curvas de nível representativas das unidades de relevo local [Ross and Moroz 2011, IBGE 2023].

Desse modo, a área de estudo localiza-se no litoral norte paulista, integrando administrativamente o distrito de Maresias. A delimitação da área abrange, especificamente, as localidades de Juquehy, Barra do Una e Barra do Sahy totalizando uma extensão territorial de aproximadamente 25,48 km² (Figura 1). Segundo dados do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística [IBGE 2023], a estimativa da população residente no distrito é aproximadamente 37.459 habitantes.

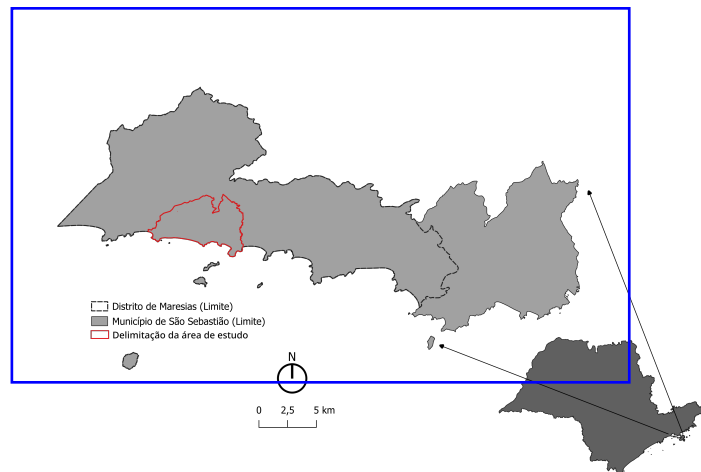


Figura 1. Localização da área de estudo.

No contexto do arranjo produtivo regional, a cidade exerce um papel estratégico como polo logístico e de serviços, tendo como principal atividade econômica a exploração e movimentação de hidrocarbonetos, além de um consolidado setor de turismo de veraneio [Daunt et al. 2023]. Sua paisagem é definida pelo contato abrupto entre as escarpas da Serra do Mar e a estreita planície flúvio-marinha, resultando em encostas de elevada declividade cobertas por floresta ombrófila densa [Ross and Moroz 2011]. Essa configuração geomorfológica, associada à predominância de cambissolos e neossolos litólicos [Vieira et al. 2023].

2.2. organização e pré-processamento dos dados

A Figura 2 apresenta o fluxograma metodológico adotado, o qual se subdivide no processamento inicial dos dados, na execução do modelo e na posterior validação dos resultados obtidos. O processamento inicial foi conduzido no software QGIS [QGIS Development Team 2024].

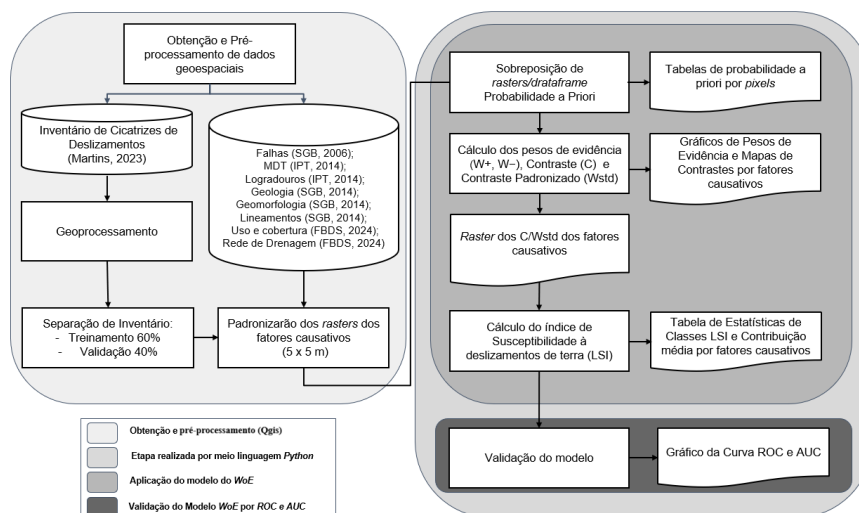


Figura 2. Fluxograma metodológico da pesquisa.

2.2.1. Inventário de cicatrizes de deslizamento

As cicatrizes de deslizamentos de terra foram mapeadas por meio de interpretação de imagens de alta resolução espacial no ano de 2023. O mapeamento foi realizado por fotointerpretação manual no Qgis, seguindo protocolo de identificação de feições associadas a movimentos de massa [Guzzetti et al. 2012, Reichenbach et al. 2018]. Os dados foram disponibilizado pelo Laboratório Cities sediado no Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) [Martins 2023]

A fim de garantir a separação entre os dados utilizados na calibração do modelo e aqueles destinados à avaliação do seu desempenho preditivo, o inventário de cicatrizes foi particionado aleatoriamente em duas subamostras. Assim, 60% das ocorrências foram destinadas ao treinamento do modelo e 40% à sua validação independente [Varnes 1984, Pradhan and Lee 2010, Pourghasemi and Rahmati 2018] (Figura3).

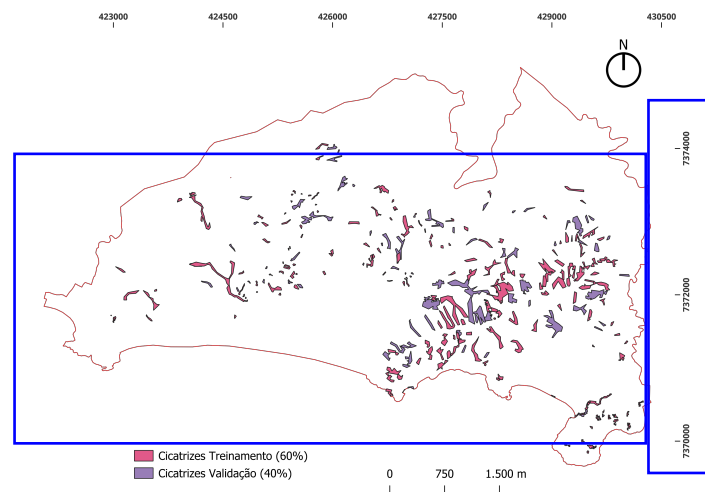


Figura 3. Mapa de localização dos inventários de cicatrizes de deslizamento.

Ambas as subamostras foram convertidas em camadas matriciais (raster) do tipo booleano, assumindo valor 1 para pixels com presença de cicatriz e valor 0 para pixels com ausência de evento, compatibilizando o dado de inventário com o formato de entrada exigido pelo modelo probabilístico.

2.2.2. fatores causativos dos deslizamentos de terra

A seleção dos fatores condicionantes, bem como o seu método de classificação, fundamentou-se na literatura relacionada a modelagem de suscetibilidade a deslizamentos de terra [Highland and Bobrowsky 2008, Guzzetti et al. 2012]. Todos os fatores foram organizados e padronizados em formato matricial com resolução espacial de 5×5 metros, definida com base na resolução da grade do Modelo Digital de Terreno (MDT), com o propósito de evitar a perda de informação decorrente de reamostragens para resoluções mais grosseiras [Tarboton 1997]. Adicionalmente, cada classe dos fatores causativos

foi reclassificada e codificada em valores discretos, procedimento requerido como pré-requisito para a entrada dos dados no modelo [Bonham-Carter 1994].

Do MDT, disponibilizado pelo Instituto de pesquisas tecnológicas [IPT 2014], foram derivadas as variáveis morfométricas de declividade; direção de vertente e altimetria. Os demais fatores condicionantes adotados foram distância de lineamentos estruturais e de falhas litológicas; distância de drenagens; distância de vias; pedologia, geologia, geomorfologia [IPT 2014] e por fim, uso e cobertura da terra [MapBiomias 2023].

2.3. Aplicação do modelo de Pesos de Evidência (WoE)

A etapa metodológica para a aplicação do modelo de Pesos de Evidência foi realizado por meio de script na linguagem *python*. Inicialmente foi calculada a probabilidade a priori que expressa probabilidade de ocorrência de deslizamentos de terra em qualquer pixel da área de estudos, independente da influência de qualquer fator condicionante [Bonham-Carter 1994].

Posteriormente, a partir da razão da probabilidade a priori (*odds*) são calculados os pesos positivo (W+) e negativo (W-) que quantificam, respectivamente, a associação espacial entre a presença de uma determinada classe de fator condicionante e a ocorrência de deslizamentos, e a associação entre a ausência dessa classe e a ocorrência do evento [Agterberg and Bonham-Carter 2005]. O peso positivo assume valores positivos quando a classe do fator apresenta maior frequência relativa nas áreas com ocorrência de deslizamento do que na área total de estudo, indicando associação favorável ao evento. Em contrapartida, o peso negativo expressa o efeito da ausência da classe sobre a probabilidade de ocorrência, assumindo valores negativos quando a ausência da classe está associada a maior frequência de deslizamentos.

$$W^+ = \ln \frac{P\{A | B\}}{P\{A | \bar{B}\}} \quad (1)$$

$$W^- = \ln \frac{P\{\bar{A} | B\}}{P\{\bar{A} | \bar{B}\}} \quad (2)$$

O contraste (C) é obtido pela diferença entre o peso positivo e o peso negativo de cada classe do fator condicionante, constituindo uma medida sintética da associação espacial entre a classe analisada e a ocorrência de deslizamentos. Valores positivos de contraste indicam que a classe exerce influência favorável à ocorrência do evento, enquanto valores negativos indicam associação inversa [Bonham-Carter 1994].

$$C = W^+ - W^- \quad (3)$$

o contraste padronizado (SC), que permite identificar quais classes dos fatores condicionantes apresentam associação espacial estatisticamente relevante com a ocorrência dos deslizamentos.

$$SC = \frac{C}{S(C)} \quad (4)$$

Finalmente, o Índice de Suscetibilidade a Deslizamentos (*Landslide Susceptibility Index (LSI)*) representa o produto final do modelo WoE sendo obtido pela somatória dos contrastes padronizados de todas as classes dos fatores condicionantes presentes em cada pixel da área de estudo [Bonham-Carter 1994, Reichenbach et al. 2018]. O LSI é calculado pixel a pixel por meio de álgebra de mapas, resultando em uma superfície contínua de valores que expressa a suscetibilidade relativa de cada classe de cada um dos fatores causativos à ocorrência de deslizamentos de terra. Dessa forma, valores mais elevados de LSI indicam maior suscetibilidade à deslizamentos de terra, enquanto valores mais baixos indicam menor predisposição.

$$LSI = \sum_{i=1}^n SC \quad (5)$$

2.4. Validação dos resultados

O mapa final de suscetibilidade foi validado por meio da comparação entre as classes de suscetibilidade obtidas pelo modelo de WoE e o inventário de validação, as quais não foram utilizadas no processo de calibração do modelo, garantindo a independência estatística entre as amostras de treinamento e validação [Pradhan and Lee 2010, Pourghasemi and Rahmati 2018].

A avaliação quantitativa do desempenho preditivo foi conduzida por meio da metodologia da Curva ROC *Receiver Operating Characteristic*, subdividindo-se na Curva de Taxa de Predição (*Prediction Rate Curve*) e na Curva da Taxa de Sucesso *Success Rate Curve*, posteriormente realizou-se o cálculo da Área Sob a Curva (*Area Under the Curve — AUC*) [Fawcett 2006, Swets 1988]. A Curva de Taxa de Predição é construída ordenando-se de forma decrescente os valores do LSI de todos os pixels da área de estudo e calculando-se, para cada percentil acumulado da área, a proporção de cicatrizes do inventário de validação contidas nesse intervalo enquanto que Curva da Taxa de Sucesso utiliza-se das cicatrizes do inventário de treinamento. Os resultados são expressos graficamente, no qual o eixo das abscissas representa a proporção acumulada da área de estudo, ordenada da maior para a menor suscetibilidade, e o eixo das ordenadas representa a proporção acumulada de cicatrizes de deslizamento corretamente preditas pelo modelo [Guzzetti et al. 2006].

3. Resultados e Discussões

3.1. Pesos de Evidência (W+ e W-) e Contraste (C)

A análise dos pesos positivos e negativos calculados pelo modelo de Pesos de Evidência permitiu identificar, para cada fator condicionante, as classes com maior e menor associação espacial com a ocorrência de deslizamentos de terra no distrito de Maresias. No fator distância de lineamentos estruturais, verificou-se que, embora a classe 150–300 m tenha concentrado a maior proporção absoluta de ocorrências (33,74%), foi a classe 0–25 m que registrou o maior peso positivo do fator ($W+ = 0,467$), indicando que a proximidade imediata a lineamentos estruturais apresenta associação relativa mais intensa com a ocorrência dos eventos. A classe acima de 300 m foi a única a registrar peso negativo significativo ($W- = -0,359$), evidenciando que o afastamento progressivo dos lineamentos está associado à redução da predisposição ao deslizamento.

No fator distância de drenagens, a classe 0–25 m apresentou a maior associação positiva com os eventos ($W+ = 0,440$), ao passo que as classes 25–50 m, 50–150 m e acima de 300 m registraram pesos negativos, com a classe 50–150 m concentrando a maior proporção de pixels sem ocorrência (41,16%), sugerindo que a faixa de distância intermediária à drenagem constitui a faixa de menor predisposição relativa ao evento dentro desse fator. Para o fator distância de vias exibiu padrão inversamente proporcional à proximidade: as classes 0–25 m ($W+ = -0,956$) e 25–50 m ($W+ = -0,671$) registraram os maiores pesos negativos do fator, enquanto a classe acima de 300 m concentrou 61,70% dos eventos, resultado que aponta a predominância dos deslizamentos mapeados em encostas afastadas da malha viária.

No que concerne aos fatores morfométricos derivados do MDT, a altimetria revelou que a faixa de 100–200 m registrou alto peso positivo ($W+ = 0,707$) posicionando esse intervalo altimétrico com a maior associação relativa deste fator a ocorrência de deslizamentos 4. As classes situadas abaixo de 50 m e acima de 300 m registraram pesos negativos expressivos, com destaque para a classe 300–600 m ($W+ = 2,578$), indicando que as porções mais elevadas da Serra do Mar apresentam menor concentração relativa dos eventos mapeados. Para a declividade, a classe 20–45° concentrou 56,71% das ocorrências, confirmando a influência preponderante das encostas de declividade moderada a alta na deflagração de escorregamentos translacionais. Na direção de vertente, as orientações Norte ($W+ = 0,592$) e Noroeste ($W+ = 0,286$) apresentaram as maiores associações positivas com os eventos, enquanto as orientações Sudoeste, Leste e Oeste registraram os pesos negativos mais elevados do fator.

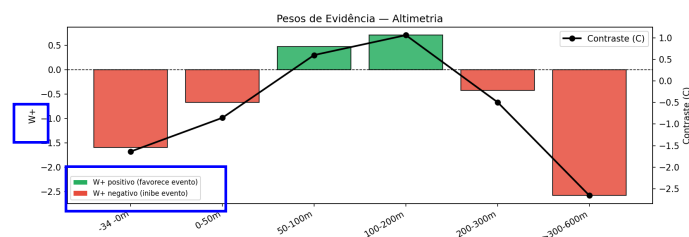


Figura 4. Gráfico do Peso de Evidência positivo do fator causativo Altimetria.

Nos fatores de **natureza temática**, o Cambissolo Háplico dominou amplamente a distribuição dos eventos no fator pedologia, concentrando 98,26% das ocorrências e o único peso positivo significativo da variável ($W+ = 0,178$), resultado coerente com sua predominância nas encostas da Serra do Mar. As demais unidades pedológicas registraram pesos negativos ou ausência total de eventos. No fator uso e cobertura da terra, a Formação Florestal concentrou 88,06% das ocorrências ($W+ = 0,152$), resultado que expressa a localização dos deslizamentos predominantemente sobre as encostas serranas recobertas por vegetação nativa. Na geologia, os Migmatitos, biotita gnaisses, granitoides e granitos gnáissicos concentraram 92,35% das ocorrências ($W+ = 0,215$), por outro lado, os Sedimentos marinhos e lagunares apresentaram peso negativo de igual magnitude absoluta quanto à ocorrência dos eventos. Na geomorfologia, a unidade Morros Altos registrou o maior peso positivo de todo o modelo ($W+ = 1,292$), ao passo que as Planícies e terraços fluviais e marinhos e os Depósitos apresentaram pesos negativos. Por fim, no fator distância de falhas litológicas, apenas a classe acima de 2000 m registrou peso positivo ($W+ = 0,218$) concentrando 90,37% dos eventos, com todas as classes de menor distância

apresentando pesos negativos, indicando uma limitação associada à escala cartográfica das estruturas disponíveis.

Assim, os resultados indicam que o modelo é dominado pela geomorfologia, especialmente pela unidade Morros Altos, e pela altimetria intermediária (100–200 m), confirmando que os deslizamentos mapeados em 2023 estão concentrados nas encostas de média altitude com relevo ondulado intensamente dissecado, recobertas por Cambissolo Háplico e Formação Florestal, substrato característico das vertentes da Serra do Mar no litoral norte paulista.

Por fim, a análise do contraste e do contraste padronizado permitiu hierarquizar a contribuição estatística de cada classe dos fatores condicionantes para o modelo, identificando as variáveis de maior poder discriminante na predição da suscetibilidade a deslizamentos. O fator geomorfologia apresentou os resultados mais expressivos de todo o conjunto analisado ???. A unidade Morros Altos registrou o maior contraste padronizado positivo do modelo ($C = 1,847$; $SC = 144,39$), consolidando-se como a classe com maior contribuição estatística à predição da suscetibilidade. Em contraposição, as Planícies e terraços fluviais e marinhos ($SC = 56,34$) e as Escarpas ($SC = 54,94$) registraram os maiores contrastes padronizados negativos do fator, indicando forte associação com a ausência de eventos.

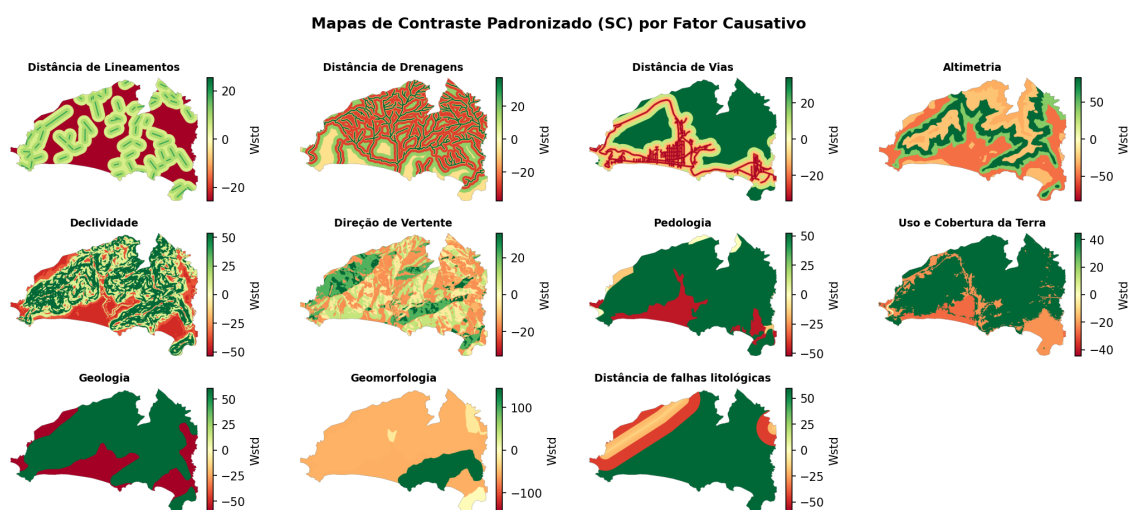


Figura 5. Contrastes padronizados dos fatores causativos

3.2. Índice de Suscetibilidade à deslizamentos de terra

O Índice de Suscetibilidade a Deslizamentos obtido pela somatória dos contrastes padronizados de todos os fatores condicionantes, apresentou valores variando de -430,41 a 621,23 ao longo da área de estudo 6. A média do índice foi de 126,66 (desvio padrão = 213,01) e a mediana de 168,12, indicando uma distribuição ligeiramente assimétrica à esquerda.

A análise da distribuição espacial foi obtida por meio da reclassificação do LSI contínuo em cinco classes discretas (Muito Baixa, Baixa, Moderada, Alta e Muito Alta) definidas com base nos percentis P20, P40, P60 e P80 da distribuição do índice, método que assegura a distribuição equitativa da área total entre as classes e evita

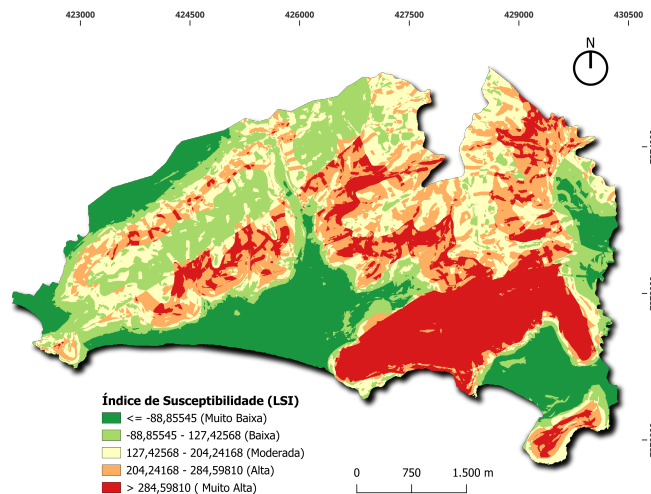


Figura 6. Mapa do Índice de suscetibilidade à deslizamentos de terra.

a concentração excessiva de pixels em uma única categoria [Bonham-Carter 1994, Reichenbach et al. 2018]. Como demonstrado na Figura 7, o arranjo espacial caracterizou-se por uma concentração de pixels em torno de valores negativos correspondente às unidades de planície costeira, depósitos sedimentares e áreas edificadas de baixa altitude; e por uma segunda concentração, de maior expressão, em torno de valores positivos (150 a 200), correspondente às encostas dos Morros Altos e às faixas altimétrica e de declividade associadas à maior frequência de deslizamentos mapeados.

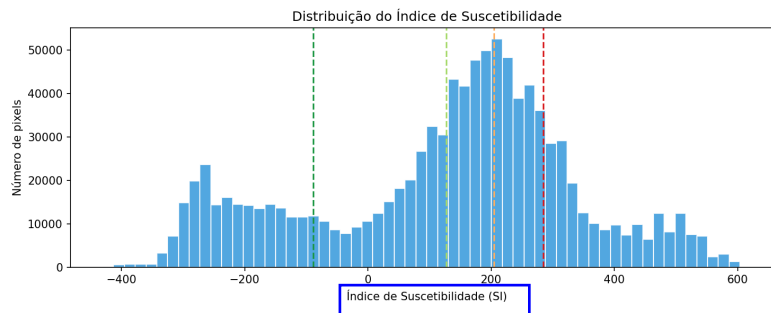


Figura 7. Mapa do Índice de suscetibilidade à deslizamentos de terra.

A análise do contraste médio ponderado pela área de cada fator condicionante revelou que a pedologia exerceu a maior contribuição positiva média ao LSI (C médio = 1,378), seguida pela geologia (C médio = 0,706) e pela distância de falhas litológicas (C médio = 0,613), refletindo o papel determinante do Cambissolo Háplico e do substrato cristalino gnáissico-granítico como condicionantes de base da suscetibilidade na área de estudo 8. Em contrapartida, a geomorfologia registrou a maior contribuição média negativa ao índice (C médio = -0,597), resultado que expressa a extensão territorial dominada pelas Escarpas e pelas Planícies, unidades com contrastes fortemente negativos em relação à unidade Morros Altos. A altimetria (C médio = -0,304) e a declividade (C médio = -0,102) também apresentaram contribuições médias negativas, em função da expressiva área ocupada pelas classes de baixa altitude e baixa declividade na área de estudo.

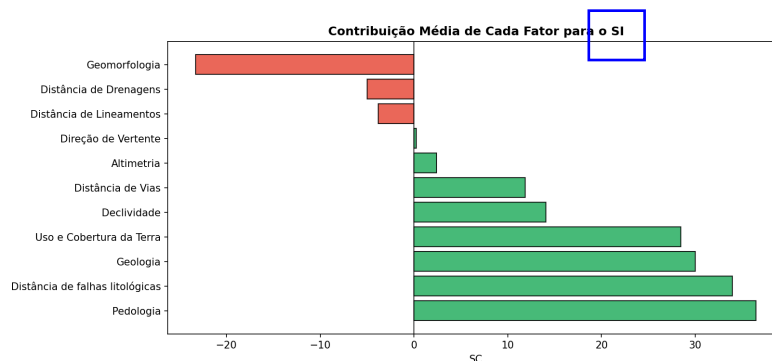


Figura 8. Mapa do Índice de suscetibilidade à deslizamentos de terra.

3.2.1. Validação do mapa LSI

A validação do modelo de Pesos de Evidência foi conduzida por meio da Curva ROC (Receiver Operating Characteristic), cujos resultados são apresentados na Figura 9. A Curva de Taxa de Sucesso, construída com o inventário de treinamento (60%), obteve AUC = 0,7869, enquanto a Curva de Taxa de Predição, gerada a partir do inventário de validação independente (40%), registrou AUC = 0,7475. Ambos os valores situam-se no intervalo entre 0,70 e 0,80, classificado como desempenho aceitável segundo literatura especializada [Swets 1988, Fawcett 2006, Pourghasemi and Rahmati 2018], indicando que o modelo apresenta capacidade discriminante satisfatória para diferenciar áreas suscetíveis de áreas não suscetíveis a deslizamentos. A diferença entre as duas curvas foi inferior a 5% evidenciando ausência de sobreajuste significativo do modelo aos dados de treinamento [Guzzetti et al. 2006, Reichenbach et al. 2018]. Dessa forma, o modelo pode ser considerado estatisticamente válido e com desempenho preditivo aceitável para a escala e o contexto da área de estudo, embora valores de AUC superiores a 0,80 sejam desejáveis para aplicações de maior precisão no planejamento territorial e na gestão de riscos [Pourghasemi and Rahmati 2018].

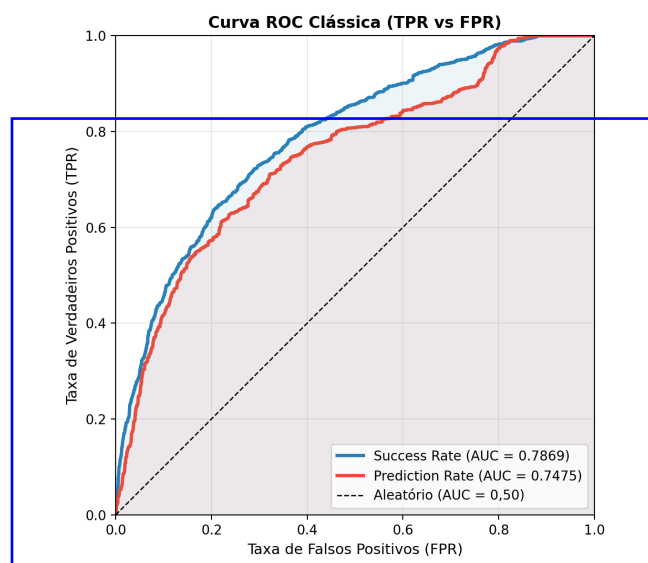


Figura 9. Curva ROC para validação do modelo.

4. Conclusões

O mapeamento gerado da suscetibilidade a deslizamentos de terra no distrito de Maresias demonstrou capacidade preditiva satisfatória, com AUC de 0,7475 para a Curva de Taxa de Predição e de 0,7869 para a Curva de Taxa de Sucesso. A abordagem demonstrou ainda expressiva flexibilidade metodológica, permitindo a integração de fatores condicionantes de naturezas distintas além de fundamentar seus resultados em associações espaciais quantificadas objetivamente a partir do inventário de eventos, conferindo e menor subjetividade ao modelo.

Entretanto, o estudo apresentou limitações metodológicas no processamento de bases de dados provenientes de múltiplas fontes de dados geoespaciais que imprimem complexidade na padronização da extensão dos dados matriciais e do volume de informações a serem manipuladas. Adicionalmente, o modelo WoE apresenta dependência amostral em relação ao inventário de cicatrizes utilizado, de modo que a qualidade e a representatividade espacial do mapeamento de eventos passados condicionam diretamente os pesos calculados e a confiabilidade do mapa de suscetibilidade produzido. Além disso, ressalta-se que os valores de peso obtidos para as classes dos fatores condicionantes são específicos para a área de estudo e não devem ser extrapolados ou comparados diretamente com resultados de outros contextos territoriais, dado que refletem a configuração particular da paisagem, da distribuição dos eventos no distrito de Maresias.

Por fim, espera-se que o mapa de suscetibilidade a deslizamentos produzido funcione como instrumento de suporte à política pública no município de São Sebastião, subsidiando a definição de prioridades de intervenção preventiva, o ordenamento territorial em áreas de risco, o planejamento de sistemas de alerta e monitoramento e a elaboração de planos municipais de redução de riscos e desastres, contribuindo para a proteção da população residente nas encostas do distrito de Maresias.

Referências

- Agterberg, F. P. and Bonham-Carter, G. F. (2005). Measuring the performance of mineral-potential maps. *Natural Resources Research*, 14(1):1–17.
- Bonham-Carter, G. F. (1994). *Geographic Information Systems for Geoscientists: Modeling with GIS*, volume 13 of *Computer Methods in the Geosciences*. Pergamon Press, Oxford.
- Christofoletti, A. (1980). *Geomorfologia*. Edgard Blücher, São Paulo.
- Daunt, A. B. P., Guimarães, S. L., and Silva, T. S. F. (2023). Identificação de vetores modificadores da paisagem no litoral norte de São Paulo durante os séculos XX e XXI. *Geografia*, 48(1).
- Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27(8):861–874.
- Guzzetti, F., Mondini, A. C., Cardinali, M., Fiorucci, F., Santangelo, M., and Chang, K.-T. (2012). Landslide inventory maps: New tools for an old problem. *Earth-Science Reviews*, 112(1–2):42–66.
- Guzzetti, F., Reichenbach, P., Ardizzone, F., Cardinali, M., and Galli, M. (2006). Estimating the quality of landslide susceptibility models. *Geomorphology*, 81(1–2):166–184.

- Highland, L. M. and Bobrowsky, P. (2008). *The Landslide Handbook — A Guide to Understanding Landslides*, volume 1325 of *Circular*. U.S. Geological Survey, Reston, Virginia.
- IBGE (2023). *Censo Demográfico 2022: população e domicílios: primeiros resultados*. IBGE, Rio de Janeiro. Disponível em meio digital.
- IPT (2014). Mapeamento de risco em encostas e margem de rios. Technical report, Instituto de Pesquisas Tecnológicas do Estado de São Paulo, São Paulo.
- Lima, G. d. S. and Amorim, R. R. (2023). Suscetibilidade e vulnerabilidade: um impasse conceitual que dificulta a responsabilização pelo desastre. In *Anais do Evento em Comemoração aos 20 Anos do Programa de Pós-Graduação em Geografia (IG-UNICAMP)*, volume 1.
- MapBiomas (2023). Coleção 8 da série anual de mapas de uso e cobertura da terra do brasil. Plataforma MapBiomas. Acessado em: 05 06. 2026.
- Martins, B. M. v. S. L. S. (2023). Dado geoespacial de cicatrizes de deslizamentos de terra ocorridos em são sebastião. Dado geoespacial produzido no Laboratório Cities. Dado não publicado.
- Pourghasemi, H. R. and Rahmati, O. (2018). Prediction of the landslide susceptibility: Which algorithm, which geographical unit and which covariate? *Geoscience Frontiers*, 9(6):1639–1649.
- Pradhan, B. and Lee, S. (2010). Landslide susceptibility assessment and factor effect analysis: backpropagation artificial neural networks and their comparison with frequency ratio and bivariate logistic regression modelling. *Environmental Modelling & Software*, 25(6):747–759.
- QGIS Development Team (2024). QGIS geographic information system. Versão X.X.
- Reichenbach, P., Rossi, M., Malamud, B. D., Mihir, M., and Guzzetti, F. (2018). A review of statistically-based landslide susceptibility models. *Earth-Science Reviews*, 180:60–91.
- Ross, J. L. S. and Moroz, I. C. (2011). *Mapa Geomorfológico do Estado de São Paulo*. Laboratório de Geomorfologia — FFLCH/USP; IPT; FAPESP, São Paulo.
- Swets, J. A. (1988). Measuring the accuracy of diagnostic systems. *Science*, 240(4857):1285–1293.
- Tarboton, D. G. (1997). *A new method for the determination of flow directions and upslope areas in grid digital elevation models*, volume 33.
- Varnes, D. J. (1984). *Landslide Hazard Zonation: A Review of Principles and Practice*, volume 3 of *Natural Hazards*. UNESCO, Paris.
- Vieira, E. T., Lemes, M. C. R., Silva, R. C., Fisch, G., and Santos, M. J. S. (2023). Desenvolvimento regional e a intensificação das catástrofes socionaturais: o município de são sebastião/sp. *Revista brasileira de gestão e desenvolvimento regional*, 19.