XXII Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos e Engenharia Geotécnica
XI Simpósio Brasileiro de Engenheiros Geotécnicos Jovens
24 a 28 de agosto de 2026 – Brasília/DF
DOI: 10.47094/COBRAMSEG2026.4/55

Desenvolvimento de Ferramenta de Apoio à Prevenção de Deslizamentos com uso de Machine Learning e Integração de Dados Geoespaciais

Guilherme Barbosa de Santana
Graduando em Ciência da Computação, UFBA, Salvador, Brasil, gbarbosaa.021@gmail.com

Sandro Lemos Machado
Professor, DCTM-UFBA, Salvador, Brasil, smachado@ufba.br

Miriam de Fátima Carvalho
Professora, DCTM-UFBA, Salvador, Brasil, miriam.machado@ufba.br

Jailma Santos de Souza de Oliveira
Professora, IGEO-UFBA, Salvador, Brasil, jailma.souza@ufba.br

Élio Gões Perrone Júnior
Cargo, SECIS-CODESAL, Salvador, Brasil, elio.junior@salvador.ba.gov.br

RESUMO: Este trabalho apresenta resultados preliminares de um projeto em desenvolvimento, realizado em parceria entre a Universidade Federal da Bahia e a Defesa Civil de Salvador (CODESAL), com o objetivo de subsidiar ações preventivas em áreas de encostas urbanas. Foi desenvolvida uma ferramenta computacional em linguagem Python para a identificação de áreas suscetíveis à instabilização de taludes, baseada nos ábacos de Michalowski e em um conjunto integrado de dados georreferenciados, incluindo Modelo Digital do Terreno (MDT), propriedades mecânicas das principais formações de solo da região e estruturas geológicas relevantes. Esses dados alimentam algoritmos de aprendizado de máquina, responsáveis por estimar a probabilidade de ocorrência de deslizamentos. Os resultados preliminares indicam bom desempenho da ferramenta, com elevada capacidade preditiva em diferentes contextos da área urbana. A metodologia adotada permite a atualização contínua da base de dados, contribuindo para o aprimoramento das previsões e para a mitigação de riscos, com potencial para tornar as intervenções preventivas mais assertiva.

PALAVRAS-CHAVE: Georreferenciamento, Aprendizado de máquina, Geotecnia, Programação.

ABSTRACT: This work presents the preliminary results from an ongoing project, carried out in partnership between the Federal University of Bahia and the Civil Defense of Salvador (CODESAL), with the objective of supporting preventive actions in urban slope areas. A computational tool was developed in Python to identify areas susceptible to slope instability, based on Michalowski's nomograms and an integrated set of georeferenced data, including a Digital Terrain Model (DTM), mechanical properties of the main soil formations in the region, and relevant geological structures. This data feeds machine learning algorithms responsible for estimating the probability of landslides. Preliminary results indicate good performance of the tool, with high predictive capacity in different contexts of the urban area. The methodology adopted allows for continuous updating of the database, contributing to the improvement of predictions and risk mitigation, with the potential to make preventive interventions more assertive.

KEYWORDS: Georeferencing, Machine learning, Geotechnics, Programming.

1 INTRODUÇÃO

A estabilidade de um talude é condicionada por um conjunto de fatores que atuam com diferentes intensidades e escalas espaciais e temporais. No caso de taludes em solos, a estabilidade depende principalmente do tipo de solo e de suas propriedades geotécnicas, em especial os parâmetros de resistência ao cisalhamento, bem como da geometria do talude (altura e inclinação), das condições climáticas locais e das interações entre a superfície do solo e a atmosfera. Essas interações estão associadas aos processos de infiltração, evaporação e variações sazonais de umidade ao longo do ano (Fredlund e Rahardjo, 1993; Vilar, 2021). Assim, os parâmetros de resistência ao cisalhamento e as condições de pressão neutra podem apresentar variações significativas ao longo da encosta e ao longo do tempo, incorporando variabilidade e incertezas às análises de estabilidade de taludes (Baecher, 2023). Em encostas situadas em meio urbano, além desses fatores naturais, devem ser consideradas também as ações antrópicas, tais como cortes e aterros executados sem critérios técnicos, ocupação desordenada, lançamento de resíduos sólidos e entulhos nas encostas, bem como o aporte de águas servidas. Este último processo, frequentemente denominado chuva antrópica, contribui de forma significativa para o aumento da infiltração e da pressão neutra, elevando a suscetibilidade à instabilização de taludes (Guidicini e Nieble, 1984; Augusto Filho, 2001). O fator de segurança (FS) é um parâmetro adimensional que representa a condição de estabilidade do maciço. Usualmente determinado por métodos de equilíbrio limite, ele corresponde à razão entre as forças resistentes e as forças solicitantes, ou, de forma equivalente, entre os momentos estabilizantes e desestabilizantes associados a uma superfície potencial de ruptura (Bishop, 1955; Duncan e Wright, 2005). Essa abordagem apresenta limitações para representar condições geotécnicas complexas e variáveis ambinetais dinâmicas, que podem alterar o estado de tensão e a resistência ao cisalhamento do solo, comprometendo a acurácia das previsões dos métodos tradicionais (Neves, et al., 2025). Nesse contexto, os avanços recentes em tecnologia computacional e em ciência de dados têm possibilitado a incorporação de técnicas de aprendizado de máquina (AM) nos estudos de estabilidade de taludes, abrindo novas perspectivas para a melhoria das análises de risco e da capacidade preditiva desses sistemas (Ahangari Nanehkaran et al., 2022; Neves et al., 2025). A aptidão desses algoritmos para processar grandes volumes de dados geoespaciais, climáticos e geológicos permite a identificação de padrões complexos e relações não lineares que, em muitos casos, não são capturadas por métodos tradicionais de análise (Chen et al., 2020). Essa abordagem é particularmente relevante em áreas urbanas, onde sistemas de monitoramento e alerta devem fornecer informações à população, indicando condições de risco iminente. As técnicas de aprendizado de máquina constituem, portanto, ferramentas promissoras para a previsão do comportamento de sistemas complexos e não lineares, desde que submetidas a um processo de treinamento adequado. A partir de um conjunto de variáveis de entrada, passíveis de atualização contínua e da incorporação de novas informações, esses modelos podem ser progressivamente aprimorados. Para garantir consistência espacial e operacional, tais dados devem ser devidamente georreferenciados (Pham et al., 2021).

Neste contexto, a UFBA e CODESAL estão desenvolvendo uma ferramenta preditiva, voltada à identificação de áreas suscetíveis à instabilização de taludes na cidade de Salvador (Ba), com o objetivo de apoiar ações preventivas e estratégias de defesa civil. A ferramenta em desenvolvimento utiliza um conjunto abrangente de dados georreferenciados, incluindo Modelo Digital do Terreno (MDT), propriedades mecânicas das principais formações de solo da região, estruturas geológicas relevantes, índices pluviométricos, cobertura vegetal e condições de saneamento (coleta e tratamento de esgoto). Esses dados vão alimentar algoritmos de aprendizado de máquina responsáveis por estimar a probabilidade de ocorrência de deslizamentos, que será calibrada com deslizamentos registrados. Neste artigo são apresentados os resultados da primeira etapa da pesquisa, que refere-se ao banco de dados georreferenciado de propriedades geotécnicas das ocorrências de solo, uso do MDT para criar mapa de declividade, separar áreas de encosta e gerar seções de talude de forma automática para o calculo de fator de seguranca (FS) e probabilidade de ruptura.

2 PROCEDIMENTO METODOLÓGICO

2.1 Banco de dados geológico- geotécnico das formações de solos

O mapa geológico utilizado neste estudo foi obtido a partir do Plano diretor de encostas de Salvador-PDE (2004). Sobre essa base cartográfica, foram inseridas, no ambiente QGIS (Sistema de Informação

Geográfica de código aberto e livre que permite a visualização, gerenciamento, edição, análise de dados geoespaciais e a composição de mapas cartográficos), camadas georreferenciadas correspondentes às feições geológicas e aos pontos representativos de amostras indeformadas e seus resultados de ensaios geotécnicos (Figura 1), cerca de 95% dos quais são proveniente do laboratório de Geotecnia da UFBA. A cidade de Salvador é constituída por três domínios geológico-geomorfológicos principais: a Bacia Sedimentar do Recôncavo, a Margem Costeira Atlântica e o Alto Salvador. A Bacia Sedimentar do Recôncavo é separada do Alto Salvador pela Falha de Salvador, principal estrutura tectônica da região (Lima, 1999), responsável pela compartimentação da cidade em cidade alta e cidade baixa (1.1 na Figura 1). Além desta, destacam-se outras falhas relevantes indicadas na Figura 1, como Iguatemi (1.2), Jardim de Alah (1.3) e suas reverberações, bem como a Falha da Barra (3) e Mata-Catu (2), (Barbosa et al., 2005 e Nascimento, 2008).

A cidade alta, onde se concentra a maior parte dos registros de deslizamentos de terra, apresenta uma história geológica complexa, caracterizada pela presença de rochas metamórficas de alto grau de metamorfismo, frequentemente cortadas por diques de diabásio e graníticos (Barbosa et al., 2005; Souza e Gandolfo, 2012). As formações sedimentares Barreiras e depósitos quaternários ocorrem de forma descontínua, sendo que a Formação Barreiras predominante ocupa áreas com altitudes superiores a 70 m (Figura 1).

O banco de dados geotécnico georreferenciado foi constituído a partir de resultados de ensaios realizados nos laboratórios da UFBA, em amostras indeformadas, saturadas e no teor de umidade natural. As amostras foram coletadas em diferentes locais da cidade de Salvador entre os anos de 2005 e 2022. Após a triagem, validação e identificação das geocoordenadas, obteve-se um conjunto de 350 pontos de dados, com resultados de ensaios triaxiais drenados (ASTM D7181, 2011) ou de cisalhamento direto (ASTM D3080, 2012), realizados nas condições de umidade natural e inundada, além de informações de caracterização geotécnica. Com o auxílio do QGIS, foi possível gerar uma camada georreferenciada contendo os resultados dos ensaios e associá-los às respectivas formações geológicas. Essa integração permitiu a extração de características geotécnicas de cada unidade geológica, conforme apresentado na Tabela 1. Os resultados evidenciam elevada variabilidade geotécnica, a qual pode refletir a heterogeneidade litológica e as diferentes condições de intemperismo dos solos residuais, além de suas diferentes posições no perfil de intemperismo. O coeficiente de correlação entre o ângulo de atrito (ϕ) e a coesão (c'), ($cor_{\phi-c}$) foi sempre negativo, em concordância com diversos estudos reportados na literatura (Lumb, 1970; Wang e Akeju, 2016). Entretanto, a magnitude dessa correlação variou entre os conjuntos de dados analisados e foi devidamente considerada nas análises de estabilidade de taludes realizadas neste estudo.

2.2 Processamento das imagens MDT para obter as declividades das encostas

Para identificar as declividades das encostas a partir do Modelo Digital do Terreno (MDT), foi necessário desenvolver um script em Python para leitura e processamento das imagens. O MDT, contendo informações de coordenadas e elevação do terreno de toda a cidade, possui aproximadamente 4,5 GB (54.299 × 53.010 pixels) e resolução horizontal de 0,5 m. A Figura 2 ilustra o procedimento adotado no processamento da imagem, tendo como exemplo o MDT da área da Escola Politécnica da UFBA (Figuras 2a e 2b). Para a identificação das encostas, foram utilizadas técnicas de pré-processamento de imagens, como o filtro de Sobel, empregado na detecção de contornos, permitindo separar regiões com grande elevação daquelas menos elevadas (Figura 2c). Na etapa seguinte, aplicou-se um leve desfoque Gaussiano à imagem, com o objetivo de incorporar pequenas áreas internas das encostas que apresentaram valores reduzidos no processamento inicial com o operador de Sobel (Figura 2d). Esse procedimento, no entanto, pode gerar áreas indevidas na máscara (artefatos), que não representam encostas reais. Por esse motivo, foram removidas as regiões com área inferior a um valor mínimo previamente definido no código (Figura 2e). A validação das áreas de encosta foi realizada plotando-se as áreas de talude obtidas sobre as ortofotos, conforme ilustrado na Figura 2c. Em seguida, analisou-se a variação dos declives para obter informações sobre a inclinação e a direção dos taludes. Para identificar a direção predominante do declive, inicialmente foram detectados os limites de cada área de encosta por meio da função findContours da biblioteca OpenCV (Figura 2f). A partir da inclinação desses pontos, estimou-se o caminho natural de escoamento da água sobre a superfície do talude, permitindo a definição das seções críticas (Figura 2g). Esse procedimento foi repetido automaticamente, considerando a inclinação local, até que o escoamento atingisse uma área plana ou o limite da encosta. Como os dados dos pontos finais e iniciais dos caminhos da água tornou-se possível calcular a altura das encostas (Figura 2h) e a inclinação média das seções

de encosta (Figura 2i). As linhas de fluxo foram traçadas em intervalos de 5 m ao longo do topo, e as seções do declive foram definidas ligando-se, por meio de uma linha reta, o início e o fim de cada linha de fluxo (crista e base do declive). Com a aplicação desse método, foram calculados aproximadamente 775.500 taludes em toda a cidade.

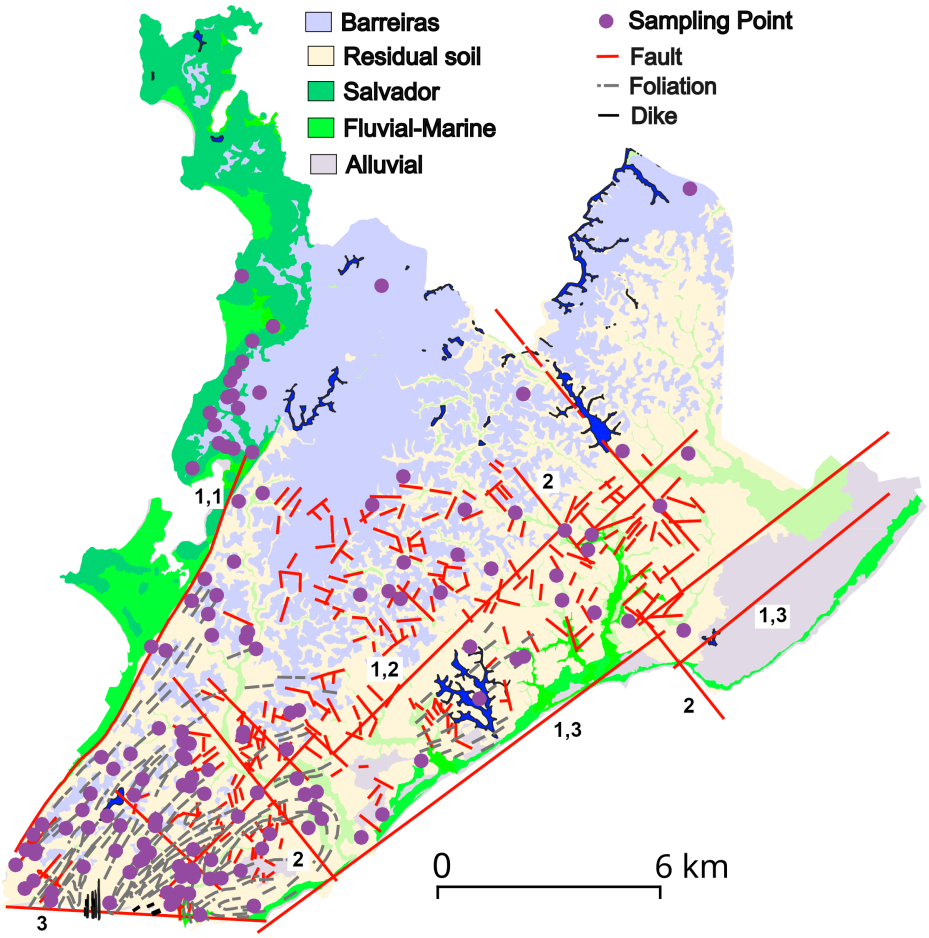
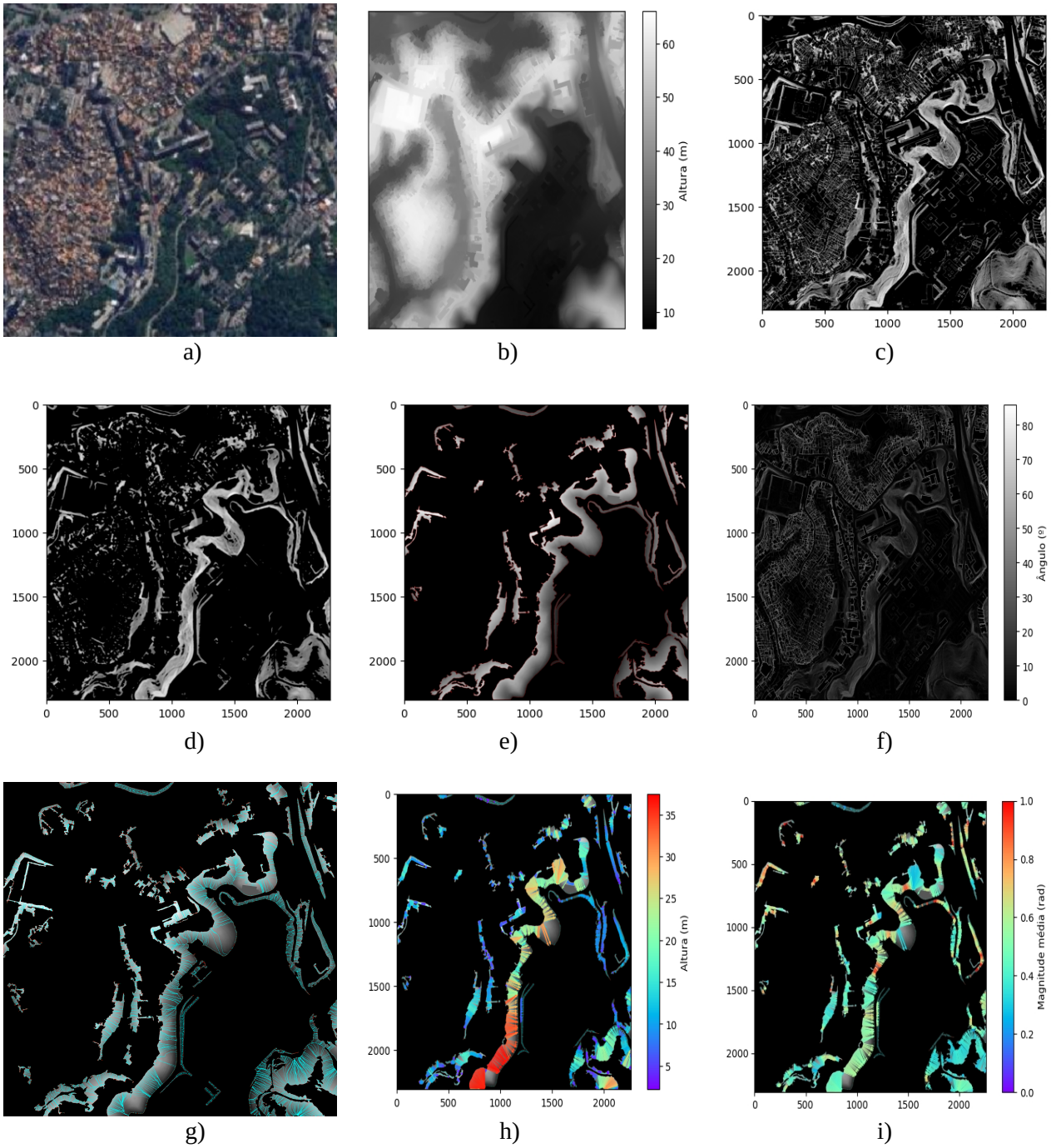


Figura 1. Informações geológica-geotécnicas e amostras de estudo georreferenciadas.

Tabela 1: Parâmetros de resistência ao cisalhamento e variabilidade das formações do solo.

Formações	n		γ_{nat} (kN/m³)	ϕ_{nat} (º)	c'$_{nat}$ (kPa)	cor$_{\phi\text{-}c}$	γ_{sat} (kN/m³)	ϕ_{sat} (º)	c'$_{sat}$ (kPa)	cor$_{\phi\text{-}c}$
Solo residual do cristalino	232	Média	15,7	31,3	50,1	-0,08	16,1	29,1	20,9	-0,29
		Des. Pad	1,70	4,91	28,86		1,51	4,25	12,05	
Solo da formação barreiras	68	Média	16,0	30,5	37,2	-0,20	16,3	30,5	12,4	-0,33
		Des. Pad	2,23	5,63	27,93		1,87	3,24	7,88	
Solo da formação salvador	21	Média	16,3	32,4	37,9	-0,69	16,6	27,0	12,4	-0,38
		Des. Pad	1,56	10,35	18,42		1,06	6,70	6,93	
Sedimentos aluviais quaternários	14	Média	14,4	30,0	39,6	-0,07	13,8	30,4	11,1	-0,58
		Des. Pad	1,88	7,15	19,05		1,14	4,17	8,42	
Quaternário fluvial-marinho	15	Média	16,3	32,8	76,0	-0,12	16,7	27,6	18,7	-0,44
		Des. Pad	0,93	5,67	45,43		1,23	5,47	13,09	

nat: teor de água natural; sat: amostras saturadas; γ: peso específico do solo; n: número de amostras; c`: coesão e ϕ: ângulo de atrito.



a) b) c)

d) e) f)

g) h) i)

Figura 2. Processamento das imagens de MDT: a) Imagem do Google; b) MDT; c) MDT com filtro Sobel; d) Sobel com desfoque e remoção de zonas planas; e) Encostas com remoção dos artefatos; f) Mapa da magnitude (normalizado); g) Secões critcas das encostas; h) Mapa de altura; i) Mapa de inclinação.

2.3 Cálculo do fator de segurança e índice de confiabilidade da enconta

Foi desenvolvido um script em linguagem Python com base nos ábacos de Michalowski (2002) para cálculo do fator de segurança de forma automatizada. Os ábacos foram previamente digitalizados e suas curvas ajustadas por meio de regressão, resultando em coeficientes de determinação superiores a 0,999, o que indica

excelente concordância com os dados originais. O script desenvolvido foi compilado, gerando executáveis para os sistemas linux e windows e se encontram disponíveis para *download* na página do laboratório.

Para cáculo do desvio padrão do fator de segurança das enconstas, a variabilidade dos parâmetros geotécnicos peso específico (γ), coesão efetiva (c') e ângulo de atrito efetivo (ϕ'), apresentada na Tabela 1 para as condições natural e saturada, foi incorporada à análise por meio do método de Primeira Ordem e Segundo Momento (FOSM) (Wong, 1985). Esse método foi utilizado para estimar o desvio padrão (μ) do *FoS* (Equação 1) e a probabilidade de ruptura (PF) da encosta. O FOSM baseia-se na linearização da função do fator de segurança em torno dos valores médios das variáveis de entrada, utilizando seus primeiros e segundos momentos estatísticos. Embora o método assuma distribuição normal da variável de saída e apresente limitações em casos de forte não linearidade, sua simplicidade justifica sua aplicação. Os parâmetros geotécnicos foram considerados variáveis aleatórias homogêneas dentro de cada formação do solo, apesar da variabilidade espacial associada à gênese e à classificação dos materiais.

$$\mu_{FoS} = \sqrt{\sum_{i=1}^{n}\left[\frac{\partial FoS}{\partial x}\right]_i^2 \mu_{x_i}^2 + \sum_{i=1}^{n}\sum_{j(j\neq i)=1}^{n}\frac{\partial FoS}{\partial x_i}\frac{\partial FoS}{\partial x_j}COV_{x_i x_j}} \quad (1)$$

onde, μ_x: desvio padrão da variável x (isto é, γ, c' e ϕ'); COV_{xixj}: coeficiente de variação entre as variáveis x_i e x_j (apenas a covariância entre c′ e ϕ’ foi considerada, usando os valores $cor_{\phi-c}$ apresentados na Tabela 1). Os valores de $\partial FoS/\partial x$ foram calculados usando o conceito de diferença finita ($\partial y/\partial x \approx \Delta y/\Delta x$), variando os valores de γ, c' e ϕ' em 1% e observando a variação correspondente no FoS. Uma vez obtidos os valores médios do fator de segurança e seu desvio padrão (μFoS), a probabilidade de ruptura (PF) foi calculada assumindo que o fator de segurança segue uma distribuição normal e a ruptura foi definida pela condição FoS < 1. O índice de confiabilidade (β_r) foi determinado pela equação 2. A Figura 3 apresenta valores de *FoS* e β_r obtidos para as encostas da área da Escola Politécnica da UFBA, considerando a condição saturada.

$$\beta_r = \frac{FoS - 1}{\mu_{FoS}} \quad (2)$$

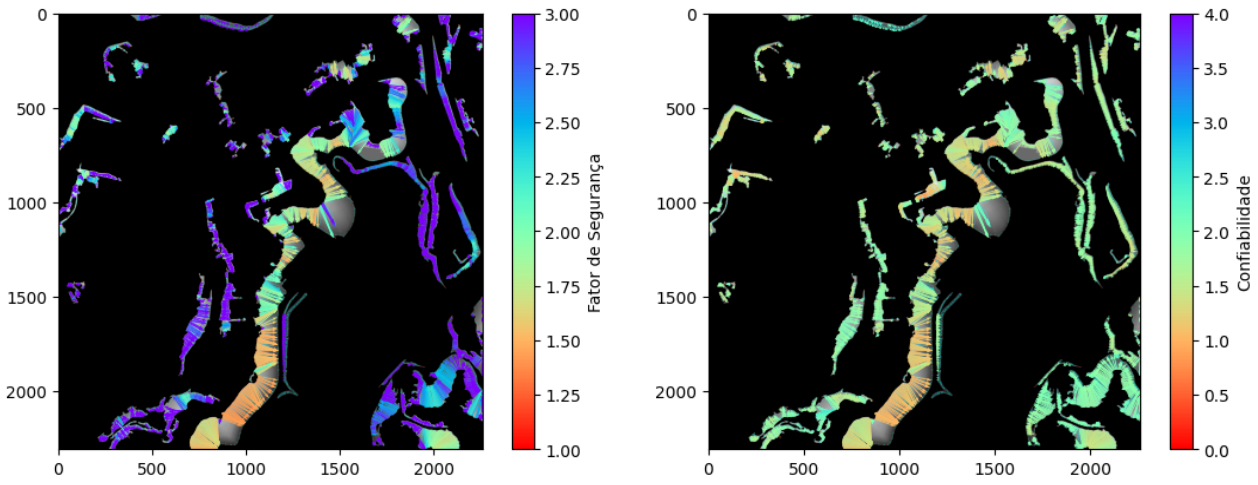


Figura 3: Fatores de segurança e índice de confiabilidade para a área da Escola Politécnica da UFBA.

Os valores de FoS e βr obtidos pelo script foram comparados com aqueles calculados no software Slide2® (Rocscience, 2025), adotando-se o método de Morgenstern e Price (1965) com uma função de força entre fatias do tipo meia senóide. Foram analisados taludes com inclinações variando entre 30° e 45° e alturas (H) entre 10 e 20 m, considerando valores de coesão efetiva (c') de 5, 15 e 25 kPa e ângulos de atrito efetivo (ϕ') de 30° e 35°. A análise semi-probabilística foi realizada por meio do método de Monte Carlo, com um

número de amostras (N) igual a 60.000, utilizando a opção de análise estatística da inclinação global, na qual a busca pela superfície crítica de deslizamento é repetida N vezes. Algumas análises foram realizadas N > 60.000 sem neunhuma mudança significativa nos resultados. Conforme ilustrado na Figura 4, a diferença média no fator de segurança entre os dois métodos foi de FoS_{err}=0,0271, com um μFoS_{err}=0,0498, enquanto os valores βr_{err}=−0,104 e $\mu\beta r_{err}$=0,163 foram obtidos, o que confirma a boa compatibilidade entre os dois métodos de análise.

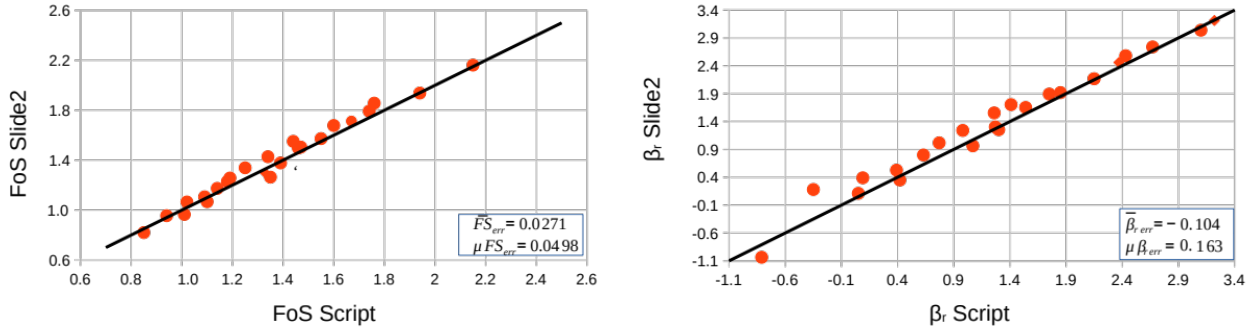


Figura 4. Comparação de resultados obtidos com o script Python desenvolvido e o Slide2® (RocScience, 2025) em termos de a) FoS e b) βr .

3 CONCLUSÕES

Os resultados obtidos demonstram que a metodologia proposta é eficiente e adequada para a análise da estabilidade de encostas em escala urbana. O emprego do MDT mostrou-se eficaz na identificação automática das encostas e na extração das declividades, possibilitando a caracterização geométrica dos taludes de forma sistemática e consistente. O script desenvolvido em linguagem Python, baseado nos ábacos de Michalowski (2002), apresentou bom desempenho no cálculo do FoS em comparação com o Slide2®, com uma diferença média no fator de segurança entre os dois métodos de 0,0271, além de permitir o processamento automatizado de grandes volumes de dados de maneira confiável e reprodutível. Dessa forma, o procedimento apresentado neste trabalho configura-se como uma ferramenta promissora para aplicações em mapeamento de suscetibilidade, planejamento urbano e apoio à gestão de riscos geotécnicos.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem à Defesa Civil de Salvador (CODESAL) e ao Laboratório de Geotecnia da UFBA pela parceria e pela disponibilização de dados e informações fundamentais para a realização da pesquisa.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Ahangari Nanehkaran, Y., Pusatli, T., Chengyong, J., Chen, J., Cemiloglu, A., Azarafza, M., Derakhshani, R., (2022). Application of Machine Learning Techniques for the Estimation of the Safety Factor in Slope Stability Analysis. *Water* 14, 3743. doi:10.3390/w14223743.

ASTM-D3080 (2012). *Standard Test Method for Direct Shear Test of Soils Under Consolidated Drained.* Technical Report. ASTM International. doi:10.1520/D3080.

ASTM-D7181 (2011). *Standard Test Method for Consolidated Drained Triaxial Compression Test for Soils.* Technical Report. ASTM. doi:10.1520/D7181.

Augusto Filho, O. (2001). *Cartas de risco de escorregamentos: uma proposta metodológica e sua aplicação no município de São Paulo.* Tese (Doutorado em Engenharia) – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, 168 p.

Baecher, G.B. (2023). 2021 Terzaghi Lecture: Geotechnical Systems, Uncertainty, and Risk. *J. Geotech. Geoenviron. Eng.* 149, 03023001. doi:10.1061/JGGEFK.GTENG-10201.

Barbosa, J.S.F., Correa-Gomes, L.C., Dominguez, J.M.L., Cruz, S.A.S.,Souza, J.S.D. (2005). PETROGRAFIA E LITOGEOQUÍMICA DAS ROCHAS DA PARTE OESTE DO ALTO DE Salvador, Bahia. *RBG* 35, p. 09–22. doi:10.25249/0375-7536.200535S40922.

Bishop, A.W. (1955). The use of the Slip Circle in the Stability Analysis of Slopes. *Géotechnique* 5, p.7–17. doi:10.1680/geot.1955.5.1.7.

Chen, W.; Pourghasemi, H. R.; Panahi, M.; Kornekar, H.; LE, T. M.; Blaschke, T. (2020). Spatial prediction of landslide susceptibility using machine learning techniques. *Science of the Total Environment*, v. 743, p. 140676.

Duncan, J. M.; Wright, S. G. (2005). *Soil Strength and Slope Stability*. John Wiley & Sons.

Fredlund, D. G.; Rahardjo, H. (1993). *Soil mechanics for unsaturated soils*. New York: John Wiley & Sons

Guidicini, G.; Nieble, C. M. (1984). Estabilidade de taludes naturais e de escavação. São Paulo: Edgard Blücher.

Lima, O.A.L. (1999). *Caracterização Hidráulica e Padrões de Poluição No Aquífero Recôncavo Na Região de Camaçari - Dias D'Avila.* Ph.D. thesis. Universidade Federal da Bahia.

Lumb, P. (1970). Safety factors and the probability distribution of soil strength. *Can. Geotech. J.* 7, p. 225–242. doi:10.1139/t70-032.

Michalowski, R.L. (2002). Stability Charts for Uniform Slopes. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering* 128, p. 351–355. doi:10.1061/(ASCE)1090-0241(2002)128:4(351).

Morgenstern, N.R., Price, V.E. (1965). The Analysis of The Stability of General Slip Surfaces. *Géotechnique* 15, p. 79–93. doi:10.1680/geot.1968.18.3.393.

Nascimento, S.A.d.M. (2008). *Diagnóstico Hidrogeológico, Hidroquímico e Da Qualidade Do Aquífero Freático Do Alto Cristalino de Salvador-BA.* Tese de doutorado. Univeridade Federal da Bahia. Salvador-BA.

Neves, J.P., Cavalcante, A.L.B., Costa, G.D.A., Mendes, T.A. (2025). Landslide Prediction for Slopes Considering The Influence of Environmental and Geotechnical Factors Through Machine Learning. *RGSA* 19, e013161. doi:10.24857/rgsa.v19n8-049.

Pham, B. T.; Jafoura, M.; Al-Ansari, N.; Pradhan, B. (2021). A review of artificial intelligence and machine learning applications for landslide susceptibility assessment. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 12 (1), p.134–163.

PDE (2004) – Plano Diretor de Encostas – Prefeitura Municipal de Salvador.

RocScience, (2025). Slide2: Slope Stability Verification Manual. URL: https: //static.rocscience.cloud/assets/verification-and-theory/Slide2/Slide_SlopeStabilityVerification.pdf.

Souza, L.A.P., Gandolfo, O.C.B. (2012). Métodos geofísicos em geotecnia e geologia ambiental. *Revista Brasileira de Geologia de Engenharia e Ambiental* 2, p. 9–28.

Vilar, O. M. (2021). *Fundamentos da mecânica dos solos não saturados.* São Carlos, 623p.

Wang, Y., Akeju, O.V. (2016). Quantifying the cross-correlation between effective cohesion and friction angle of soil from limited site-specific data. *Soils and Foundations* 56, p.1055–1070. doi:10.1016/j.sandf.2016.11.009.