*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/COBRAMSEG2026.2/9**

# Avaliação do Desempenho de Rede Neural Treinada com Dados Sintéticos Aplicada à Estabilidade Geotécnica

Robert Nagai Gonçalves da Cruz
Mestrando em Geotecnia, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, Brasil, robertnagaig@gmail.com

Helena Paula Nierwinski
Professora, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, Brasil, helena.paula@ufsc.br

Gabriela Menghini de Godoy
Mestranda em Geotecnia, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, Brasil, gabrielaminglindegodoy@gmail.com

Laura Zappellini Sassi
Mestranda em Geotecnia, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, Brasil, lazasassi@gmail.com

Jose Manuel Guerra Colque
Professor, Universidade Privada de Santa Cruz de la Sierra, Santa Cruz, Bolívia, jmguerra@upsa.edu.bo

RESUMO: O fator de segurança (FS) de estruturas geotécnicas é influenciado por incertezas que podem ser associadas à variabilidade dos parâmetros geomecânicos do solo, às condições geométricas do maciço e à posição da linha freática. Redes Neurais Artificiais (RNA) têm sido empregadas na estimativa do FS, porém seu desempenho depende fortemente da disponibilidade de bases de treinamento suficientemente amplas e representativas, condição nem sempre atendida em problemas geotécnicos reais. Neste estudo, avaliou-se o desempenho de uma RNA do tipo *Multilayer Perceptron* treinada com dados sintéticos gerados por acoplamento automatizado entre o *software* Slide2 e *scripts* em Python, com variação de parâmetros geotécnicos e da linha freática. Foram consideradas bases com 600, 1.200, 1.800 e 3.000 simulações, e o desempenho foi analisado por meio das métricas RMSE, $R^2$ e erro percentual médio. Os resultados indicaram melhora progressiva do desempenho com o aumento do número de simulações, com ganhos marginais a partir de aproximadamente 1.200 simulações, sugerindo convergência do modelo para o problema analisado. A RNA reproduziu com boa precisão os valores de FS obtidos no modelo numérico, com erro percentual médio inferior a 5%. A metodologia proposta mostra potencial para geração de modelos preditivos aplicáveis à estabilidade geotécnica, com perspectiva de integração a sistemas de monitoramento automatizado para suporte à avaliação contínua da segurança de estruturas geotécnicas.

PALAVRAS-CHAVE: Redes Neurais Artificiais; Dados Sintéticos; Estabilidade Geotécnica; Fator de segurança; Treinamento de RNA.

ABSTRACT: The safety factor of geotechnical structures is influenced by uncertainties associated with the variability of the soil geomechanical parameters, the geometric conditions of the mass, and the position of the groundwater table. Artificial Neural Networks (ANNs) have been employed to estimate FS, however, their performance strongly depends on the availability of sufficiently large and representative training datasets, a condition that is not always met in real geotechnical problems. In this study, the performance of a Multilayer Perceptron (MLP) ANN trained on synthetic data generated through automated coupling between the Slide2 software and Python scripts was evaluated, considering variations in geotechnical parameters and groundwater conditions. Datasets containing 600, 1,200, 1,800, and 3,000 simulations were considered, and performance was assessed using RMSE, $R^2$, and mean percentage error. The results indicated progressive improvement in performance as the number of simulations increased, with marginal gains observed beyond approximately 1,200 simulations, suggesting model convergence for the problem analyzed. The ANN reproduced the factor

safety values obtained from the numerical model with good accuracy, with mean percentage errors below 5%. The proposed methodology shows potential for the development of predictive models applicable to geotechnical stability, with prospects for integration into automated monitoring systems to support the continuous safety assessment of geotechnical structures.

KEYWORDS: Artificial Neural Networks; Synthetic Data; Geotechnical Stability; Safety Factor; ANN Training.

## 1 INTRODUÇÃO

Técnicas de Inteligência Artificial (IA), especialmente Redes Neurais Artificiais (RNA), têm se destacado como ferramentas promissoras para modelar relações não lineares entre variáveis geotécnicas e o fator de segurança (FS). Estudos demonstraram que RNAs podem reproduzir com boa precisão o FS de taludes, mesmo em cenários complexos, atingindo desempenhos comparáveis a métodos numéricos (Choobbasti, Farrokhzad e Barari, 2009). Trabalhos mais recentes também avaliaram comparativamente diferentes técnicas de _machine learning _aplicadas à predição do FS em taludes, evidenciando o potencial dessas abordagens em problemas geotécnicos (Mahmoodzadeh *et al.*, 2022).

Entretanto, o desempenho de modelos baseados em RNA depende fortemente da quantidade e da representatividade dos dados utilizados no treinamento, o que constitui uma limitação recorrente em aplicações geotécnicas. Em muitos casos, não há disponibilidade de bases extensas, obtidas a partir de investigações de campo, ensaios laboratoriais ou histórico dos registros de instrumentação geotécnica, o que motiva o uso de dados sintéticos gerados por modelos numéricos. Essa abordagem permite explorar a variabilidade dos parâmetros de entrada e avaliar o comportamento preditivo do modelo, ainda que não substitua a necessidade de validação posterior com dados reais de campo.

O presente estudo investiga o desempenho de uma RNA treinada com dados sintéticos gerados por acoplamento automatizado entre o *software* Slide2 e *scripts* em Python, considerando um modelo representativo de uma barragem de solo compactado. Especificamente, avaliam-se:

(i) a influência do número de simulações sobre a convergência das métricas de desempenho;
(ii) a tendência de estabilização do erro com o aumento do número de simulações;
(iii) a capacidade preditiva do modelo em combinações pré-definidas de parâmetros dentro do domínio analisado.

## 2 METODOLOGIA

### 2.1 Geração da Base de Dados Sintética

O modelo geológico-geotécnico utilizado na análise está apresentado na Figura 1. Trata-se de um modelo representativo elaborado com base em condições reais de uma barragem de solo compactado, adaptado para fins de estudo. A geometria e a estratigrafia foram ajustadas de modo a preservar a confidencialidade da estrutura original. O maciço considerado possui altura aproximada de 22 m e taludes com inclinação média de 1,8H:1V. A barragem é constituída por aterro de solo compactado, filtro vertical em areia e dreno de pé, apoiados sobre fundação formada por colúvio, solo residual jovem, solo residual maduro e saprólito. Os parâmetros geotécnicos adotados, apresentados na Tabela 1, foram obtidos a partir de resultados de ensaios laboratoriais e de campo.

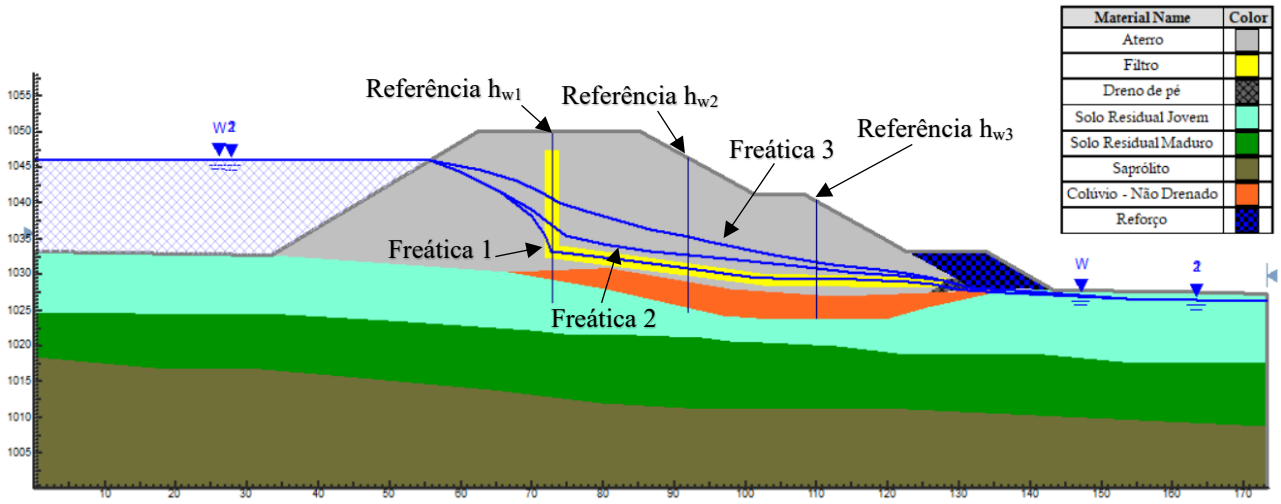



Figura 1. Modelo geológico-geotécnico, variações da linha freática e pontos de referência.

A análise probabilística concentrou-se na variação da razão de resistência não drenada do colúvio e nos parâmetros geotécnicos do aterro (coesão, ângulo de atrito e peso específico), por serem variáveis com influência relevante na estabilidade da estrutura avaliada pelo método de Equilíbrio Limite (LEM). Para os parâmetros probabilísticos, adotou-se distribuição lognormal, sem realização de teste formal de aderência. Os valores médios e desvios padrão foram definidos a partir do coeficiente de variação (COV), considerando faixas de variabilidade apresentadas na literatura (Zevgolis *et al*., 2010). A Tabela 1 apresenta os parâmetros variáveis do modelo, bem como seus valores médios e desvios padrão.

Tabela 1. Estatística dos parâmetros variáveis do modelo para o maciço e colúvio.

| **Estatística** | **Aterro** | | | **Colúvio** |
|---|---|---|---|---|
| | **Coesão** | **Ângulo de atrito** | **Peso específico** | **Razão de resistência não drenada de pico – ($Su_{pico}/\sigma'_{v0}$)** |
| Média | 5 (kPa) | 30 (º) | 20 (kN/m³) | 0,23 |
| COV | 30 (%) | 15 (%) | 8 (%) | 4 (%) |
| Desvio padrão | 1,50 (kPa) | 4,5 (º) | 1,6 (kN/m³) | 0,01 |

As análises foram realizadas utilizando o *software* Slide2, da Rocscience, integrado ao Python por meio de *scripts* automatizados. O procedimento consistiu em abrir o modelo original, modificar os parâmetros definidos para cada simulação, salvar as alterações e realizar a análise por meio do executável do Slide2. Após cada execução, o *script* realiza a leitura automática do FS calculado e armazena o resultado para compor a base de dados. O número de simulações, o total de valores de entrada gerados e o tempo computacional correspondente são apresentados na Tabela 2. As variáveis de entrada consideradas incluíram:

- Nível freático: $h_{w1}$, $h_{w2}$, $h_{w3}$ para três cenários de linha freática (Figura 1);
- Parâmetros geotécnicos do aterro: coesão (c), ângulo de atrito (φ) e peso específico (γ);
- Parâmetro geotécnico do colúvio: razão de resistência não drenada do colúvio ($Su_{pico}/\sigma'_{v0}$).

Tabela 2. Número de simulações, variáveis e tempo computacional.

| **Número de simulações** | **Número de variáveis (7 por simulação)** | **Tempo computacional** |
|---|---|---|
| 600 | 4.200 | 1 h 02 min |
| 1.200 | 8.400 | 2 h 13 min |
| 1.800 | 12.600 | 3 h 23 min |
| 3.000 | 21.000 | 5 h 41 min |

### 2.2 Arquitetura da RNA

A Rede Neural Artificial (RNA) utilizada neste estudo é do tipo *Multilayer Perceptron* (MLP), implementado por meio da biblioteca *scikit-learn* em Python. A MLP foi adotada por sua capacidade de aproximar relações não lineares em problemas supervisionados de regressão, sendo uma arquitetura adequada para problemas com múltiplas variáveis de entrada e saída escalar, como a predição do fator de segurança. Além disso, redes neurais artificiais têm sido amplamente empregadas em aplicações geotécnicas para modelagem de respostas complexas e não lineares (Shahin, Jaksa & Maier, 2008; Shao *et al*., 2023).

A RNA adotada é do tipo *feedforward* totalmente conectada, composta por: (i) uma camada de entrada com 7 variáveis independentes ($h_{w1}$, $h_{w2}$, $h_{w3}$, coesão, ângulo de atrito, peso específico e razão de resistência não drenada de pico do colúvio); (ii) uma camada oculta única com 10 neurônios e função de ativação ReLU; e (iii) uma camada de saída com 1 neurônio, correspondente ao fator de segurança (FS) calculado no Slide2.

A normalização das variáveis foi realizada com o *MinMaxScaler*, aplicado tanto às entradas quanto à saída, de modo a manter todas as variáveis no intervalo entre 0 e 1. Essa etapa contribui para a estabilidade do treinamento e reduz o efeito de diferenças de escala entre as variáveis de entrada. O treinamento foi realizado com o algoritmo de otimização *Adam* (Kingma e Ba, 2015), função de perda *Mean Squared Error* (MSE), divisão de 30% dos dados para teste e semente fixa (*random_state* = 42), visando à reprodutibilidade dos resultados. A documentação do *scikit-learn* indica que o otimizador *Adam* apresenta bom desempenho para bases com milhares de amostras, em termos de tempo de treinamento e qualidade de validação.

Ao final do treinamento, o desempenho do modelo foi avaliado com base nas métricas *Root Mean Square Error* (RMSE), coeficiente de determinação ($R^2$) e erro percentual médio. Em seguida, a RNA treinada foi utilizada para estimar o FS em cinco combinações pré-definidas de parâmetros geotécnicos e linha freática, mantidas dentro dos intervalos de variação adotados na geração da base sintética, permitindo comparar os valores preditos com aqueles obtidos nas análises de estabilidade executadas no Slide2.

## 3 RESULTADOS

Esta seção apresenta o desempenho da Rede Neural Artificial (RNA) treinada com bases sintéticas de diferentes tamanhos. Para cada conjunto de treinamento, são apresentadas as métricas de ajuste (RMSE, $R^2$ e erro percentual médio), bem como as previsões obtidas para cinco combinações pré-definidas de parâmetros. Adicionalmente, os resultados da RNA são comparados aos valores de fator de segurança (FS) obtidos no modelo determinístico no Slide2, permitindo avaliar a capacidade preditiva do modelo no domínio analisado.

### 3.1 Desempenho da RNA em função do número de simulações

A Tabela 3 resume os valores de RMSE, coeficiente de determinação ($R^2$) e erro percentual médio para cada conjunto de treinamento. Observa-se que o aumento do número de simulações promove melhora gradual nos indicadores de ajuste, especialmente entre 600 e 1.200 simulações, faixa em que o ganho é mais expressivo.

A partir de aproximadamente 1.200 a 1.800 simulações, os ganhos adicionais tornam-se marginais, evidenciando tendência de convergência das métricas de desempenho. Esse comportamento sugere que, para o problema analisado, o aumento da base além desse intervalo produz benefícios mais limitados em termos de qualidade preditiva.

Embora os valores de $R^2$ sejam moderados, os baixos valores de RMSE e de erro percentual médio indicam que a RNA foi capaz de reproduzir adequadamente o comportamento do FS no domínio analisado. Essa interpretação também é corroborada pela proximidade entre os valores preditos pela RNA e aqueles obtidos no Slide2, o que é compatível com a complexidade e a natureza não linear das interações entre os parâmetros geotécnicos considerados.

Tabela 3 – Métricas de desempenho da RNA treinada.

| Número de simulações | Número de variáveis | RMSE | $R^2$ | Erro percentual médio |
|---|---|---|---|---|
| 600 | 4.200 | 0,08 | 0,50 | 4,54% |
| 1.200 | 8.400 | 0,07 | 0,57 | 4,03% |
| 1.800 | 12.600 | 0,07 | 0,59 | 3,84% |
| 3.000 | 21.000 | 0,06 | 0,67 | 3,59% |

### 3.2 Avaliação preditiva da RNA em cinco combinações de parâmetros

Cinco combinações de parâmetros, denominadas Combinações 1 a 5, foram avaliadas para analisar a capacidade preditiva da RNA em diferentes condições de dados de entrada. Essas combinações foram mantidas dentro dos intervalos de variação considerados na geração da base sintética, de modo a permitir a comparação entre os valores de fator de segurança estimados pela RNA e aqueles obtidos pelo modelo determinístico no Slide2. A Tabela 4 apresenta os conjuntos de variáveis de entrada considerados na análise comparativa, enquanto a Tabela 5 mostra os valores de FS obtidos pela mesma arquitetura de RNA, treinada com diferentes números de simulações, e pelo modelo determinístico do Slide2.

Tabela 4 – Variáveis de entrada para as análises comparativas.

| Combinações | Elevação da linha freática | | | Aterro | | | Colúvio |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | $h_{w1}$ (m) | $h_{w2}$ (m) | $h_{w3}$ (m) | c (kPa) | φ (°) | γ (kN/m³) | $(Su_{pico}/\sigma'_{v0})$ |
| Combinação 1 | 1.040,6 | 1.035,2 | 1.031,7 | 4,0 | 26,0 | 19,0 | 0,22 |
| Combinação 2 | 1.033,2 | 1.030,8 | 1.029,4 | 5,5 | 30,0 | 20,5 | 0,23 |
| Combinação 3 | 1.036,0 | 1.033,0 | 1.030,8 | 6,0 | 33,0 | 21,0 | 0,24 |
| Combinação 4 | 1.038,0 | 1.032,0 | 1.030,0 | 3,8 | 28,5 | 18,5 | 0,22 |
| Combinação 5 | 1.034,0 | 1.031,0 | 1.030,0 | 5,0 | 32,0 | 19,5 | 0,23 |

Tabela 5 – Resultados das análises comparativas de fator de segurança (FS).

| Combinações | RNA treinada com 600 simulações | RNA treinada com 1.200 simulações | RNA treinada com 1.800 simulações | RNA treinada com 3.000 simulações | Slide2 |
|---|---|---|---|---|---|
| Combinação 1 | 1,23 | 1,27 | 1,29 | 1,27 | 1,32 |
| Combinação 2 | 1,44 | 1,44 | 1,45 | 1,43 | 1,50 |
| Combinação 3 | 1,50 | 1,51 | 1,50 | 1,52 | 1,53 |
| Combinação 4 | 1,39 | 1,42 | 1,42 | 1,42 | 1,41 |
| Combinação 5 | 1,48 | 1,50 | 1,49 | 1,49 | 1,52 |

Os resultados indicam leve tendência de subestimação do FS pela RNA em relação ao modelo determinístico. Observa-se, ainda, que o desempenho melhora progressivamente com o aumento do número de simulações de treinamento, refletindo maior capacidade de representar as relações entre os parâmetros geotécnicos e o fator de segurança. Além disso, a diferença entre os resultados obtidos com 1.800 e 3.000 simulações é pequena, sugerindo estabilização do desempenho preditivo a partir de determinado tamanho de base.

De modo geral, os resultados mostram que a RNA reproduziu adequadamente os valores de FS obtidos no Slide2 para combinações de parâmetros mantidas dentro dos intervalos de variação adotados na geração da base sintética.

## 4 CONCLUSÕES

Os resultados deste estudo mostram que a RNA treinada com dados sintéticos gerados por acoplamento entre o Slide2 e *scripts* em Python foi capaz de reproduzir adequadamente os valores de fator de segurança (FS) obtidos no modelo numérico analisado. Para os conjuntos avaliados, os erros percentuais médios permaneceram inferiores a 5%, indicando bom desempenho preditivo no domínio considerado. Observou-se que o aumento do número de simulações melhora progressivamente as métricas de ajuste, porém os ganhos tornam-se marginais a partir de aproximadamente 1.200 a 1.800 simulações.

Ressalta-se, contudo, que o presente trabalho corresponde a um exercício metodológico baseado em dados sintéticos gerados a partir de simulações numéricas automatizadas. Nesse sentido, embora a RNA tenha representado adequadamente o comportamento do modelo numérico adotado, aplicações práticas devem ser desenvolvidas com base em dados reais de campo, obtidos por investigações, instrumentação e histórico de monitoramento da própria estrutura.

Sob essa perspectiva, a abordagem apresenta potencial de aplicação futura em estruturas que disponham de registros consistentes de campo, obtidos por campanhas de investigação, instrumentação ou histórico de monitoramento. Em contextos com maior nível de instrumentação, incluindo estruturas com integração a Centros de Monitoramento Geotécnico (CMG) e aquisição contínua ou quase em tempo real de dados, modelos desse tipo podem ser treinados, calibrados e atualizados, contribuindo para a avaliação contínua da segurança e para o apoio à tomada de decisão operacional.

## AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem à GWS Engenharia pela disponibilização da licença do *software* Slide2 utilizada nas análises deste estudo. Os autores agradecem, também, ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil da Universidade Federal de Santa Catarina.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Choobbasti, A. J., Farrokhzad, F., & Barari, A. (2009). *Prediction of slope stability using artificial neural network* (case study: Noabad, Mazandaran, Iran). Arabian Journal of Geosciences, 2(4), 311–319. https://link.springer.com/article/10.1007/s12517-009-0035-3

Kingma, D. P., & Ba, J. *Adam: A Method for Stochastic Optimization*. arXiv preprint arXiv:1412.6980, 2015. https://doi.org/10.48550/arXiv.1412.6980

Mahmoodzadeh, A.; Mohammadi, M.; Hama Ali, H. F.; Ibrahim, H. H.; Abdulhamid, S. N.; Nejati, H. R. (2022). *Prediction of safety factors for slope stability: comparison of machine learning techniques.* Natural Hazards, 111(2), 1771–1799

Shahin, M. A., Jaksa, M. B., & Maier, H. R. (2008). *State of the art of artificial neural networks in geotechnical engineering*. Electronic Journal of Geotechnical Engineering, 8, 1–26

SHAO, W.; YUE, W.; ZHANG, Y.; ZHOU, T.; ZHANG, Y.; DANG, Y.; WANG, H.; FENG, X.; CHAO, Z. *The Application of Machine Learning Techniques in Geotechnical Engineering: A Review and Comparison*. Mathematics, v. 11, n. 18, 3976, 2023

Zevgolis, I. E.; Koukouzas, N. C.; Roumpos, C.; Deliveris, A. V.; Marshall, A. M. (2010). *Evaluation of geotechnical property variability: the case of spoil material from surface lignite mines*. International Journal of Mining, Reclamation and Environment, v. 24, n. 2, p. 104–120