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/COBRAMSEG2026.2/2

Análise de Recalques Primários e Secundários em Solos Compressíveis Utilizando Dados Gerados por Inteligência Artificial

Brenna de Medeiros Santana Pedrosa 1
Mestranda em Engenharia Civil – Geotecnia, Universidade de Brasília (UnB), Brasília – DF, Brasil, brennamdj@gmail.com

Maruska Tatiana Nascimento da Silva Bueno 2
Doutora em Engenharia Civil – Geotecnia, Universidade de Brasília (UnB), Brasília – DF, Brasil, maruskanascimento@gmail.com

RESUMO: A estimativa confiável de recalques primários e secundários é fundamental para a segurança e o desempenho de fundações em solos compressíveis. Entretanto, a limitada disponibilidade de dados experimentais de campo ainda compromete a precisão das previsões convencionais. Neste contexto, este trabalho propõe o uso de Inteligência Artificial (IA) como ferramenta auxiliar para a geração de dados fictícios representativos do comportamento de solos argilosos siltosos de média a alta compressibilidade da região Centro-Oeste do Brasil. A ampliação da base amostral permitiu uma caracterização estatística mais robusta dos parâmetros geotécnicos e a aplicação de análises probabilísticas. Foram empregados o método First-Order Second-Moment (FOSM) e simulações de Monte Carlo para avaliar a variabilidade dos recalques estimados. O modelo de regressão apresentou coeficiente de determinação (R^2) de aproximadamente 0,87 e probabilidade de falha próxima de 62% em relação ao Estado Limite de Serviço adotado, com convergência entre os resultados obtidos pelo FOSM e pela Simulação de Monte Carlo. Os resultados evidenciam o potencial da integração entre IA e métodos probabilísticos como ferramenta de apoio à tomada de decisão em projetos geotécnicos.

PALAVRAS-CHAVE: Inteligência Artificial, Dados Fictícios, Recalques, Solos Compressíveis, Análise Probabilística.

ABSTRACT: Reliable estimation of primary and secondary settlements is essential for the safety and performance of foundations on compressible soils. However, the limited availability of experimental field data still affects the accuracy of conventional prediction methods. This study proposes the use of Artificial Intelligence (AI) as a supporting tool for generating fictitious data representative of the behavior of medium- to highly compressible silty clay soils from the Central-West region of Brazil. Expanding the sample database enabled a more robust statistical characterization of geotechnical parameters and supported probabilistic analyses. The First-Order Second-Moment (FOSM) method and Monte Carlo simulations were employed to evaluate the variability of the estimated settlements. The regression model achieved a coefficient of determination (R^2) of approximately 0.87 and a probability of failure close to 62% with respect to the adopted Serviceability Limit State (SLS), showing strong agreement between the FOSM method and Monte Carlo simulations. The results demonstrate the potential of integrating Artificial Intelligence with probabilistic methods as a decision-support tool for geotechnical engineering projects.

KEYWORDS: Artificial Intelligence, Fictitious Data; Settlements, Compressible Soils, Probabilistic Analysis.

1 INTRODUÇÃO

A previsão de recalques em solos compressíveis permanece como um dos principais desafios da engenharia geotécnica devido à elevada variabilidade dos parâmetros do solo e às incertezas inerentes às investigações de campo e laboratório. Estimativas inadequadas podem comprometer o desempenho em serviço de fundações, especialmente em solos argilosos de média a alta compressibilidade, nos quais pequenas variações dos parâmetros geotécnicos podem resultar em diferenças significativas nos recalques previstos (Terzaghi, Peck

e Mesri, 1996; Burland, Broms e De Mello, 1977). Nesse contexto, a adoção de métodos probabilísticos torna-se necessária para quantificar explicitamente as incertezas associadas às previsões de recalque.

Na prática geotécnica, as estimativas de recalque são frequentemente baseadas em valores médios ou característicos dos parâmetros do solo. Embora amplamente empregadas, essas abordagens determinísticas não permitem avaliar diretamente a confiabilidade das previsões nem a probabilidade de ultrapassagem do Estado Limite de Serviço (ELS), especialmente em cenários de elevada heterogeneidade geológica (Phoon e Kulhawy, 1999).

Outro desafio refere-se à limitada disponibilidade de dados geotécnicos representativos, particularmente em regiões onde campanhas extensas de investigação são técnica ou economicamente inviáveis. Nesse cenário, técnicas de Inteligência Artificial (IA) podem ser empregadas como ferramenta auxiliar para geração de dados fictícios consistentes com o comportamento geotécnico esperado, possibilitando ampliar a base amostral e viabilizar análises estatísticas e probabilísticas mais robustas (Shahin, Maier e Jaksa, 2002; Goh, 1995).

Diante desse contexto, este trabalho propõe a integração entre Inteligência Artificial e métodos probabilísticos para avaliar recalques em solos compressíveis da região Centro-Oeste do Brasil. A metodologia baseia-se na geração de dados fictícios, no desenvolvimento de um modelo de regressão linear múltipla e na aplicação do método First-Order Second-Moment (FOSM) e da Simulação de Monte Carlo para avaliar a confiabilidade das previsões em relação ao Estado Limite de Serviço adotado.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A fundamentação teórica apresentada nesta seção estabelece a base conceitual para a compreensão dos mecanismos responsáveis pelos recalques em solos compressíveis, da utilização da Inteligência Artificial (IA) na ampliação de bases de dados geotécnicos e dos métodos probabilísticos empregados na avaliação da confiabilidade das previsões.

2.1 Recalques em Solos Compressíveis

Os recalques em solos compressíveis estão associados, principalmente, aos processos de adensamento primário e secundário decorrentes da aplicação de carregamentos. A teoria clássica do adensamento unidimensional proposta por Terzaghi permanece como referência para a compreensão desses fenômenos e continua amplamente empregada na prática geotécnica (Terzaghi, Peck e Mesri, 1996). Em solos argilosos de média a alta compressibilidade, pequenas variações dos parâmetros geotécnicos podem produzir diferenças significativas nos recalques estimados.

A elevada variabilidade espacial desses parâmetros e as limitações das investigações geotécnicas tornam insuficiente a utilização exclusiva de abordagens determinísticas, justificando o emprego de métodos probabilísticos para representar explicitamente as incertezas associadas às previsões de recalque (Burland, Broms e De Mello, 1977; Das, 2016).

2.2 Inteligência Artificial Aplicada à Geotecnia

A aplicação da Inteligência Artificial tem se expandido na engenharia geotécnica, especialmente em estudos voltados à previsão de propriedades dos solos, comportamento de fundações e modelagem de sistemas geotécnicos. Em situações caracterizadas pela limitada disponibilidade de dados experimentais, essas técnicas podem ser empregadas para gerar dados fictícios representativos, ampliando a base amostral e permitindo uma caracterização estatística mais robusta das variáveis analisadas (Shahin, Maier e Jaksa, 2002; Goh, 1995).

Neste trabalho, a IA foi utilizada como ferramenta complementar para geração da base de dados empregada nas análises probabilísticas, preservando a coerência física dos parâmetros geotécnicos adotados.

2.3 Análise Probabilística e Método FOSM

A análise probabilística permite incorporar explicitamente as incertezas associadas aos parâmetros geotécnicos e às condições de carregamento, possibilitando quantificar a variabilidade da resposta do sistema.

Entre os métodos de primeira ordem, destaca-se o First-Order Second-Moment (FOSM), que estima a propagação das incertezas por meio da linearização da função de desempenho em torno dos valores médios das

variáveis aleatórias. Sua simplicidade de implementação e reduzido custo computacional tornam esse método adequado para problemas cuja função de desempenho apresenta comportamento aproximadamente linear (Ang e Tang, 2007; Baecher e Christian, 2003).

2.4 Simulação de Monte Carlo

A simulação de Monte Carlo baseia-se na geração repetitiva de amostras aleatórias das variáveis de entrada segundo suas distribuições de probabilidade, permitindo obter a distribuição estatística da resposta do sistema sem necessidade de linearização da função de desempenho (Fenton e Griffiths, 2008).

Neste estudo, a Simulação de Monte Carlo foi empregada como procedimento complementar ao FOSM, permitindo verificar a convergência das estimativas da probabilidade de falha para diferentes números de simulações (Ching, Phoon e Hu, 2017).

3 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA

A definição do problema tem por objetivo formalizar o modelo matemático empregado na avaliação probabilística dos recalques, estabelecendo o modelo de previsão, a função estado limite adotada para o Estado Limite de Serviço (ELS) e as variáveis aleatórias consideradas nas análises de confiabilidade.

3.1 Modelo de Previsão de Recalque

O recalque total é estimado a partir de um modelo de regressão linear múltipla ajustado a partir dos dados fictícios gerados pela IA, representativos de solos argilosos siltosos de média a alta compressibilidade da região Centro-Oeste. O modelo relaciona o recalque total às variáveis geotécnicas consideradas relevantes para a previsão do comportamento deformacional do solo, sendo expresso genericamente pela Equação 1:

$$S = a_0 + a_1X_1 + a_2X_2 + a_3X_3 + \cdots + a_nX_n \quad (1)$$

em que S representa o recalque total, X_i são as variáveis independentes e a_i são os coeficientes obtidos pelo ajuste estatístico. A utilização de um modelo de regressão explícita para o recalque viabiliza sua aplicação direta nas análises probabilísticas subsequentes.

3.2 Função Estado Limite (ELS)

A verificação do desempenho em serviço é realizada por meio de uma função estado limite associada ao Estado Limite de Serviço (ELS), definidas em termos da ultrapassagem do recalque admissível. A função estado limite, $g(X)$, é definida pela Equação 2:

$$g(X) = S_{ELS} - S_{(X)} \quad (2)$$

em que (S_{ELS}) corresponde ao recalque admissível adotado em projeto e $S_{(X)}$, representa o recalque total estimado.

Nessa formulação, valores de $g(X) > 0$ indicam atendimento ao critério de serviço, enquanto $g(X) \leq 0$ caracteriza a ocorrência de falha associada à ultrapassagem do limite admissível. Sendo que a probabilidade de falha é definida como a probabilidade de ocorrência do evento $g(X) \leq 0$, podendo ser expressa matematicamente pela Equação 3, conforme, Siacara et al (2022):

$$P_f = P[g\,(\boldsymbol{X}) \leq 0] = \int_{g\,(\boldsymbol{X})\leq 0} f_{\boldsymbol{X}}(\boldsymbol{x})\, d\boldsymbol{x} \quad (3)$$

onde $f_{\boldsymbol{X}}(\boldsymbol{x})$ é a função densidade de probabilidade conjunta de $\boldsymbol{x}$.

Essa abordagem permite quantificar explicitamente o risco associado às previsões de recalque, por meio da probabilidade de falha, fornecendo uma medida objetiva do desempenho estrutural em Estado Limite de Serviço, como mostra a Equação 4, conforme Siacara et al (2022):

$$P_f \approx \phi(-\beta) \tag{4}$$

onde ϕ representa a função de distribuição acumulada da normal padrão, que fornece a probabilidade de uma variável normalmente distribuída assumir valores inferiores a um determinado limiar $(-\beta)$, logo $\phi(-\beta)$ representa a área de falha sobre a curva normal.

O recalque admissível adotado neste estudo foi fixado em 300 mm, valor compatível com critérios de desempenho em serviço para obras executadas sobre solos compressíveis e estruturas com maior tolerância a deslocamentos verticais globais. Por exemplo: obras de silos e suportes robustos, fundos industriais pesados, pavimentos industriais ou plataformas logísitca, entre outras.

A literatura geotécnica ressalta que limites admissíveis de recalque não constituem valores normativos únicos, devendo ser definidos em função do tipo de estrutura, do sistema de fundação e das exigências de desempenho em serviço (Terzaghi, Peck e Mesri, 1996; Burland, Broms e De Mello, 1977). Assim, o valor adotado representa um critério de Estado Limite de Serviço voltado à avaliação de desempenho, e não um limite de segurança última.

3.3 Variáveis Aleatórias e Incertezas

A definição das variáveis aleatórias foi realizada de forma progressiva, considerando inicialmente os parâmetros diretamente associados aos mecanismos físicos dos recalques primário e secundário e, posteriormente, o aprimoramento estatístico do modelo. De acordo com a teoria clássica do adensamento unidimensional, o recalque primário pode ser expresso conforme a Equação 5 (Terzaghi, Peck e Mesri, 1996):

$$S_p = \frac{C_c}{1+e_0} H \log\left(\frac{\sigma'_f}{\sigma'_0}\right) \tag{5}$$

em que C_c é o índice de compressão, e_0 o índice de vazios inicial, H a espessura da camada compressível, σ'_0 a tensão vertical efetiva inicial e σ'_f a tensão vertical efetiva final. Essa expressão evidencia que a estimativa do recalque primário, S_p, é fortemente influenciada por parâmetros de compressibilidade e por condições de carregamento, os quais apresentam elevada variabilidade espacial em depósitos naturais de solos finos (Burland, Broms e De Mello, 1977; Das, 2016).

O recalque secundário, associado aos processos de deformação viscosa e rearranjo estrutural do solo após o término do adensamento primário, pode ser representado, conforme Equação 6 (Mesri e Castro, 1987):

$$S_s = \frac{C_\alpha}{1+e_0} H \log\left(\frac{t}{t_{100}}\right) \tag{6}$$

em que C_α é o índice de adensamento secundário e t e t_{100} representam, respectivamente, os tempos inicial e final do intervalo de análise. Estudos clássicos indicam que o índice de adensamento secundário apresenta significativa dispersão, mesmo em solos de mesma classificação, reforçando a necessidade de sua representação probabilística (Mesri e Godlewski, 1977).

Com base nessas formulações, foram inicialmente selecionados como variáveis aleatórias o índice de compressão (C_c), o índice de adensamento secundário (C_α) e a razão de sobreadensamento (OCR), em função de sua influência direta sobre a compressibilidade do solo e de sua reconhecida variabilidade natural (Burland, Broms e De Mello, 1977; Phoon e Kulhawy, 1999).

Em etapa posterior, visando aprimorar o desempenho estatístico do modelo, avaliado pelo coeficiente de determinação (R^2), foram incorporados o índice de vazios inicial (e_0), a espessura da camada compressível (H) e a diferença das tensões verticais efetivas ($\Delta\sigma$) sem prejuízo da coerência física do problema (Das, 2016; Phoon, 2008).

Essa ampliação elevou o coeficiente de determinação do modelo de aproximadamente 0,32 para 0,87, justificando sua adoção nas análises de confiabilidade.

As médias e desvios-padrão dessas seis variáveis constituíram os parâmetros de entrada empregados tanto no método First-Order Second-Moment (FOSM) quanto na Simulação de Monte Carlo.

4 METODOLOGIA

A metodologia foi estruturada em quatro etapas: (i) geração de uma base de dados fictícios por Inteligência Artificial; (ii) ajuste de um modelo de regressão linear múltipla para estimativa dos recalques; (iii) aplicação do método First-Order Second-Moment (FOSM) para propagação das incertezas; e (iv) validação dos resultados por meio da Simulação de Monte Carlo.

A base de dados foi gerada utilizando o modelo ChatGPT (OpenAI), empregado como ferramenta auxiliar para produzir conjuntos de dados representativos de solos argilosos siltosos de média a alta compressibilidade da região Centro-Oeste do Brasil. As análises estatísticas e probabilísticas foram implementadas em linguagem Python e executadas no ambiente Google Colab.

Os dados produzidos passaram por um processo iterativo de verificação, sendo comparados com faixas de valores reportadas na literatura geotécnica para assegurar a coerência física entre os parâmetros antes de sua utilização nas análises.

4.1 Geração de Dados Fictícios por Inteligência Artificial

Inicialmente foi gerada uma base composta por 50 observações representativas de solos argilosos siltosos de média a alta compressibilidade, compatíveis com as condições geotécnicas predominantes da região Centro-Oeste do Brasil.

O processo de geração foi conduzido de forma iterativa, por meio do refinamento sucessivo dos comandos fornecidos ao modelo de Inteligência Artificial. Após cada iteração, os dados produzidos foram comparados com intervalos de valores amplamente reportados na literatura especializada, descartando-se combinações fisicamente inconsistentes e ajustando-se os critérios de geração até a obtenção de um conjunto de dados coerente com o comportamento esperado dos solos estudados.

Como critérios de referência para a geração dos dados, foram adotadas as seguintes características geotécnicas:

- Alta compressibilidade sendo ($C_c \approx 0{,}24$ e $e_0 \approx 1{,}1$), típico de argilas moles a médias;
- A razão $C_\alpha/C_c \approx 0{,}05$ com a indicação de um solo com o comportamento normalmente consolidado, com pouco recalque secundário;
- O peso específico médio de 18,9 kN/m³ sugerido para um material argiloso saturado;
- Os valores de SPT entre 13 e 24 confirmando uma consistência média do solo.

Os parâmetros gerados compreenderam espessura da camada compressível (H), resistência à penetração (NSPT), índice de vazios inicial (e_0), índice de compressão (Cc), índice de compressão secundária (Cα), tempos de adensamento, tensões verticais efetivas inicial e final, peso específico saturado e posição do nível d'água. Esses parâmetros constituíram a base utilizada para o desenvolvimento do modelo de previsão dos recalques.

4.2 Ajuste do Modelo de Regressão para Previsão de Recalques

Com base na base de dados gerada, ajustou-se inicialmente um modelo de regressão linear múltipla utilizando as variáveis Cc, Cα e OCR. Em seguida, foram incorporadas as variáveis H, e_0 e Δσ, resultando no modelo final empregado nas análises probabilísticas.

O desempenho do modelo foi avaliado por meio do coeficiente de determinação (R^2), da análise dos resíduos e da significância estatística dos coeficientes de regressão.

4.3 Análise Probabilística e Verificação do Estado Limite de Serviço

As médias e os desvios-padrão das variáveis de entrada foram utilizados na aplicação do método FOSM para determinação do índice de confiabilidade (β) e da probabilidade de falha (Pf).

Posteriormente, realizaram-se Simulações de Monte Carlo com 1.000 e 10.000 realizações, considerando distribuições normais para todas as variáveis de entrada. A convergência foi verificada pela estabilidade das estimativas da probabilidade de falha com o aumento do número de simulações, adotando-se o recalque admissível de 300 mm como Estado Limite de Serviço para comparação entre os métodos.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1 Dados Fictícios Gerados por Inteligência Artificial

A base de dados fictícios gerada por Inteligência Artificial apresentou valores compatíveis com as faixas normalmente reportadas para solos argilosos siltosos de média a alta compressibilidade da região Centro-Oeste do Brasil. A consistência física dos parâmetros permitiu sua utilização no ajuste do modelo estatístico e nas análises probabilísticas, possibilitando a obtenção de médias, desvios-padrão e distribuições de probabilidade representativas das variáveis de entrada.

5.2 Desempenho do Modelo de Regressão para Previsão de Recalques

O modelo inicial, ajustado com as variáveis índice de compressão (Cc), índice de compressão secundária (Cα) e razão de sobreadensamento (OCR), apresentou coeficiente de determinação (R^2) de aproximadamente 0,32, indicando capacidade limitada para representar a variabilidade observada nos recalques.

A incorporação das variáveis espessura da camada compressível (H), índice de vazios inicial (e_0) e incremento da tensão vertical efetiva (Δσ) elevou o coeficiente de determinação para aproximadamente 0,87, evidenciando melhora significativa da capacidade preditiva do modelo, como mostrado na Tabela 1.

Tabela 1. Comparação dos valores de R^2, Índice de Confiabilidade (β) e Probabilidade de Falha (Pf) para o método base (três variáveis) e o método estendido (seis variáveis).

Método Base (C_c, C_α, OCR)	Método Estendido (C_c, C_α, OCR, H, e_0 e $\Delta\sigma$)
$R^2 \approx 0{,}32$	$R^2 \approx 0{,}87$
$\beta \approx -0{,}56$	$\beta \approx -0{,}32$
Pf ≈ 71%	Pf ≈ 62%

A Figura 1 apresenta a comparação entre os recalques observados e estimados pelo modelo final, evidenciando redução da dispersão dos dados e melhor ajuste em torno da linha de tendência. Esses resultados demonstram que a consideração simultânea dos parâmetros de compressibilidade, da geometria da camada compressível e das condições de carregamento proporciona representação estatística mais consistente do comportamento do solo.

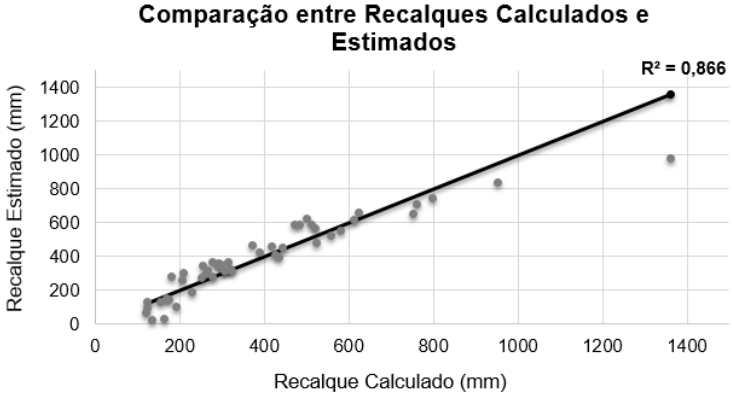


Figura 1. Comparação entre os recalques calculados e os recalques estimados pelo modelo de regressão linear múltipla. A linha 1:1 representa a concordância entre valores calculados e estimados, Autor (2025).

Esse resultado demonstra que, embora os parâmetros de compressibilidade exerçam papel fundamental na previsão dos recalques, a consideração simultânea das características geométricas da camada compressível e das condições de carregamento aumenta significativamente a capacidade do modelo em representar o comportamento do solo.

5.3 Resultados das Análises Probabilísticas e Verificação do Estado Limite de Serviço

Com base no modelo de regressão final, o método First-Order Second-Moment (FOSM) resultou em índice de confiabilidade $\beta \approx -0{,}32$ e probabilidade de falha próxima de 62% para o Estado Limite de Serviço (ELS) correspondente ao recalque admissível de 300 mm.

Para verificar a consistência dessas estimativas, foram realizadas Simulações de Monte Carlo com 1.000 e 10.000 realizações. As distribuições obtidas, apresentadas na Figura 2, mostraram comportamento aproximadamente normal e resultados muito próximos quanto à média, desvio-padrão e probabilidade de falha.

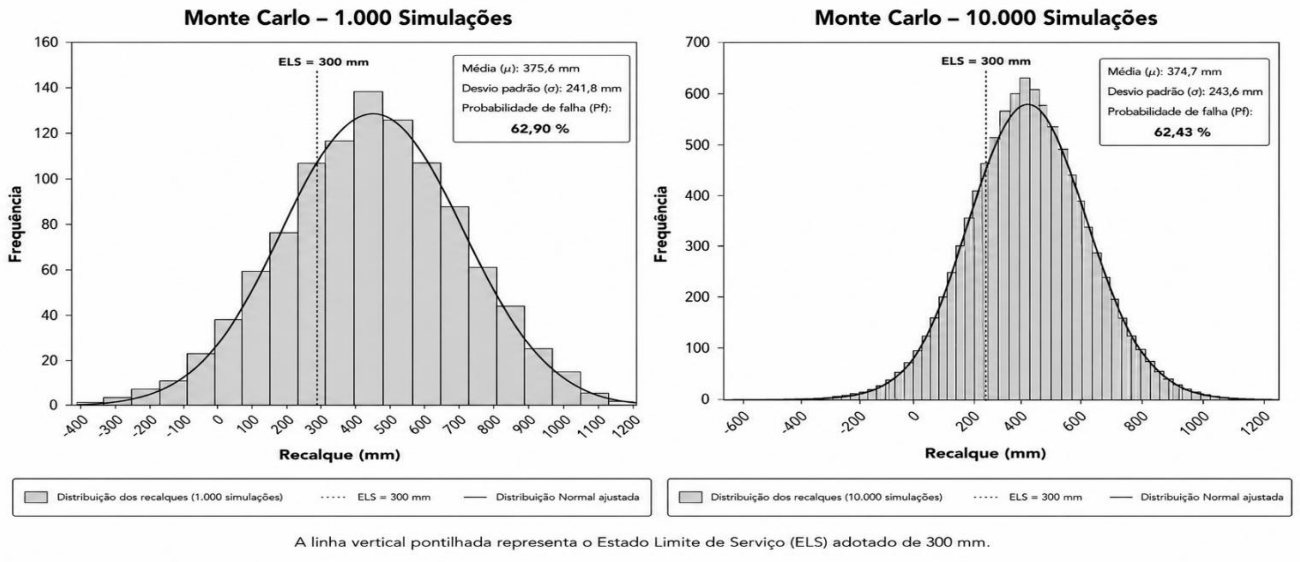


Figura 2. Histogramas de Recalque para simulações de 1.000 e 10.000 - Monte Carlo, Autor (2026).

O aumento do número de simulações promoveu apenas refinamento da distribuição estatística, sem alterações significativas dos parâmetros probabilísticos, evidenciando a convergência do método. A concordância entre os resultados obtidos pelo FOSM e pela Simulação de Monte Carlo confirma a consistência do modelo probabilístico adotado.

Embora a ampliação do modelo de regressão tenha elevado significativamente o coeficiente de determinação, a probabilidade de falha permaneceu elevada, indicando que a variabilidade inerente aos parâmetros geotécnicos continua exercendo influência predominante sobre a confiabilidade das previsões de recalque. Dessa forma, os resultados reforçam a importância da utilização de métodos probabilísticos como complemento às abordagens determinísticas na avaliação do desempenho de fundações em solos compressíveis.

6 CONCLUSÕES

O presente trabalho apresentou uma metodologia para análise probabilística de recalques primários e secundários em solos compressíveis utilizando dados fictícios gerados por Inteligência Artificial. A integração entre IA, regressão linear múltipla e métodos probabilísticos mostrou-se adequada para ampliar a base amostral e avaliar a influência das incertezas associadas aos parâmetros geotécnicos sobre as previsões de recalque.

O modelo inicial de regressão, baseado apenas nas variáveis índice de compressão (Cc), índice de compressão secundária (Cα) e razão de sobreadensamento (OCR), apresentou coeficiente de determinação (R^2) de aproximadamente 0,32. A incorporação das variáveis espessura da camada compressível (H), índice de vazios

inicial (e_0) e incremento da tensão vertical efetiva ($\Delta\sigma$) elevou esse coeficiente para aproximadamente 0,87, evidenciando melhora significativa na capacidade preditiva do modelo.

A aplicação do método First-Order Second-Moment (FOSM) resultou em probabilidade de falha próxima de 62% em relação ao Estado Limite de Serviço adotado, enquanto a Simulação de Monte Carlo apresentou resultados convergentes para 1.000 e 10.000 simulações, confirmando a consistência das estimativas probabilísticas obtidas.

Os resultados demonstram que a utilização de métodos probabilísticos fornece informações adicionais às abordagens determinísticas tradicionais, permitindo quantificar explicitamente a influência da variabilidade dos parâmetros geotécnicos sobre a confiabilidade das previsões de recalque.

Ressalta-se que os resultados apresentados estão condicionados às hipóteses adotadas para a geração dos dados fictícios e ao conjunto de parâmetros considerado neste estudo. Dessa forma, recomenda-se que trabalhos futuros avaliem a aplicação da metodologia utilizando bancos de dados experimentais, diferentes distribuições de probabilidade e modelos probabilísticos mais avançados, ampliando sua aplicabilidade em problemas geotécnicos reais.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Ang, A. H. S.; Tang, W. H. *Probability concepts in engineering: emphasis on applications to civil and environmental engineering.* 2. ed. Hoboken: John Wiley & Sons, 2007.

Baecher, G. B.; Christian, J. T. *Reliability and Statistics in Geotechnical Engineering.* Chichester: John Wiley & Sons, 2003.

Burland, J. B.; Broms, B. B.; De Mello, V. F. B. *Behaviour of foundations and structures*. In: *Proceedings of the 9th International Conference on Soil Mechanics and Foundation Engineering*. Tokyo: ISSMFE, 1977. p. 495–546.

Ching, J.; Phoon, K.-K.; Hu, Y.-G. *Efficient evaluation of reliability for geotechnical applications using Monte Carlo simulation.* Computers and Geotechnics, v. 82, p. 13–24, 2017.

Das, B. M. *Principles of geotechnical engineering*. 9. ed. Stamford: Cengage Learning, 2016.

Fenton, G. A.; Griffiths, D. V. *Risk assessment in geotechnical engineering*. Hoboken: John Wiley & Sons, 2008.

Goh, A. T. C. *Back-propagation neural networks for modeling complex systems*. Artificial Intelligence in Engineering, v. 9, n. 3, p. 143–151, 1995.

Mesri, G.; Castro, A. *Settlement of organic soils*. Journal of Geotechnical Engineering, v. 113, n. 4, p. 381–397, 1987.

Mesri, G.; Godlewski, P. *Time- and stress-compressibility interrelationship*. Journal of the Geotechnical Engineering Division, v. 103, n. GT5, p. 417–430, 1977.

Phoon, K.-K. *Reliability-based design in geotechnical engineering: computations and applications*. Georisk, v. 2, n. 2, p. 81–102, 2008.

Phoon, K.-K.; Kulhawy, F. H. *Characterization of geotechnical variability*. Canadian Geotechnical Journal, v. 36, n. 4, p. 612–624, 1999.

Siacara, A. T.; Futai, M. A.; Beck, A. T. *Reliability analysis of a shallow foundation*. 20th International Conference on Soil Mechanics and Geotechnical Engineering (ICSMGE), Sydney. 2022.

Shahin, M. A.; Maier, H. R.; Jaksa, M. B. Predicting settlement of shallow foundations using neural networks. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, v. 128, n. 9, p. 785–793, 2002.

Terzaghi, K.; Peck, R. B.; Mesri, G. *Soil mechanics in engineering practice*. 3. ed. New York: John Wiley & Sons, 1996.