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/COBRAMSEG2026.2/21

Modelo neural para previsão da capacidade de carga de estacas pré-moldadas de concreto

Juliele Nascimento Jesus
Docente, DTEC/UEFS, Feira de Santana – BA, Brasil, jnjesus@uefs.br

Maria do Socorro Costa São Mateus
Docente, PPGECEA/UEFS, Feira de Santana – BA, Brasil, socorro@uefs.br

Anderson de Souza Matos Gádea
Docente, DTEC/UEFS, Feira de Santana – BA, Brasil, gadea@uefs.br

RESUMO: A estimativa da capacidade de carga de estacas continua sendo um desafio na engenharia geotécnica, em razão da heterogeneidade dos solos e da complexidade do mecanismo de interação solo-estaca. Este artigo apresenta um modelo de rede neural do tipo *perceptron* multicamadas, treinado com o algoritmo de *Levenberg-Marquardt*, com o objetivo de prever a capacidade de carga de estacas pré-moldadas de concreto. O banco de dados utilizado reuniu resultados de sondagens SPT e de provas de carga estática e dinâmica realizadas em 141 estacas pré-moldadas de concreto. A determinação da capacidade de carga foi realizada a partir das curvas carga-recalque, aplicando o método de Van der Veen (1953) e os critérios da NBR 6122 (ABNT, 2022). As variáveis de entrada consideradas no modelo foram: diâmetro e comprimento da estaca, valor de N_{SPT} e tipo de solo. Diferentes combinações dessas variáveis foram testadas e validadas no MATLAB®, sendo selecionada a configuração com melhor desempenho a partir dos coeficientes de determinação (R^2) e do erro quadrático médio (RMSE). Os resultados obtidos, com R^2 de 0,85 e RMSE de 0,06, mostraram-se satisfatórios diante da complexidade do problema. O estudo de caso mostrou que o modelo proposto apresentou desempenho superior aos métodos semiempíricos de Aoki-Velloso (1975) e Décourt-Quaresma (1978). Dessa forma, a rede neural *perceptron* multicamadas mostra-se uma ferramenta com potencial para a previsão da capacidade de carga de estacas pré-moldadas de concreto.

PALAVRAS-CHAVE: Capacidade de Carga, Redes Neurais Artificiais (RNA), Estacas Pré-moldadas de Concreto.

ABSTRACT: Predicting pile bearing capacity remains a critical issue in geotechnical engineering due to heterogeneous soil conditions and the complex mechanisms of soil–pile interaction. This paper presents a multilayer perceptron neural network model, trained with the Levenberg-Marquardt algorithm, to predict the bearing capacity of precast concrete piles. Data from Standard Penetration Tests (SPT) and static and dynamic load tests on 141 precast concrete piles were compiled. Bearing capacity was determined from load–settlement curves using the Van der Veen (1953) method and the criteria established by NBR 6122 (ABNT, 2022). The model's input variables included pile diameter and length, N_{SPT} values, and soil type. Different combinations of these variables were tested and validated using MATLAB®, with the best-performing configuration selected based on the coefficient of determination (R^2) and root mean square error (RMSE). The results, with $R^2 = 0.85$ and RMSE = 0.06, were satisfactory given the problem's complexity. The case study showed that the proposed neural model outperformed the semi-empirical methods of Aoki-Velloso (1975) and Décourt-Quaresma (1978). Thus, the multilayer perceptron neural network is a promising tool for predicting the bearing capacity of precast concrete piles.

KEYWORDS: Bearing Capacity, Artificial Neural Networks (ANN), Precast Concrete.

1 INTRODUÇÃO

A estimativa da capacidade de carga de estacas constitui um dos problemas mais importantes da Engenharia Geotécnica, especialmente no projeto de fundações. Essa complexidade decorre da heterogeneidade

dos solos, da dificuldade em determinar parâmetros representativos de resistência (coesão e ângulo de atrito) e da própria natureza do mecanismo de interação entre o elemento estrutural e o maciço terroso, tanto durante a execução quanto ao longo da vida útil da fundação.

Embora as provas de carga, estáticas ou dinâmicas, constituam as melhores ferramentas para o dimensionamento geotécnico, pois permitem testar as fundações em escala real e avaliar a transferência de carga para o solo, sua aplicação envolve custos, prazos e condicionantes operacionais que frequentemente inviabilizam sua realização na etapa de projeto. Em consequência, muitos projetistas recorrem a métodos teóricos ou semiempíricos para estimar a capacidade de carga das fundações.

Na prática brasileira, os métodos semiempíricos de Aoki-Velloso (1975) e Décourt-Quaresma (1978), este último posteriormente modificado por Décourt *et al*. (1996), são os mais difundidos. Esses métodos baseiam-se em correlações estatísticas entre ensaios de campo, inicialmente o *Cone Penetration Test* (CPT) e, posteriormente, o *Standard Penetration Test* (SPT), e resultados de provas de carga. Todavia, um aspecto que exige cautela é o fato de tais métodos terem sido desenvolvidos a partir de solos e regiões específicas, refletindo condições geotécnicas particulares que demandam análises criteriosas quando aplicadas em contextos distintos daqueles que lhes deram origem.

Estudos comparativos têm mostrado dispersões relevantes entre as previsões fornecidas por esses métodos e os resultados observados em campo a partir de ensaios de prova de carga (estáticas e/ou dinâmicas). Essas diferenças foram verificadas em diferentes tipos de estacas, como hélice contínua, pré-moldadas de concreto e estacas do tipo raiz (Silva, 2020; Gomes, Verri e Ribeiro, 2021; Jesus, São Mateus e Gádea, 2026). Em muitos casos, observa-se uma tendência conservadora nas estimativas, o que pode resultar em projetos superdimensionados e impactar o consumo de materiais, a logística executiva e os custos globais da obra.

Nos últimos anos, técnicas de aprendizado de máquina têm sido aplicadas na análise de dados geotécnicos, principalmente para identificar relações não lineares entre variáveis. Entre essas técnicas, destacam-se as redes neurais artificiais (RNA), especialmente as do tipo perceptron multicamadas, que apresentam boa capacidade de generalização a partir de dados experimentais e são adequadas para problemas envolvendo múltiplas variáveis (Moayedi *et al*., 2020). O uso de RNA na previsão da capacidade de carga remonta a Chan *et al*. (1995), que aplicaram modelos neurais a estacas cravadas de seção circular. Desde então, diversos estudos têm demonstrado a viabilidade e a precisão dessas técnicas. No entanto, a maior parte da literatura ainda se concentra em estacas cravadas (Pham *et al*., 2020; Kardani *et al*., 2020; Nguyen *et al*., 2023; Nhat *et al*., 2025).

Recentemente, pesquisas brasileiras buscaram desenvolver modelos *perceptron* multicamadas capazes de prever a capacidade de carga em diferentes tipos de estacas, com base em dados de NSPT e provas de carga estáticas e/ou dinâmicas. Esses estudos evidenciaram a precisão dos modelos ao compará-los com provas de carga e métodos semiempíricos, tendo como foco estacas pré-moldadas de concreto e estacas hélice contínua, executadas, em grande parte, nas regiões Sul e Sudeste do Brasil (Delazzeri, 2018; Gomes, Verri e Ribeiro, 2021; Jesus, São Mateus e Gádea, 2022; Amâncio, Dantas Neto e Cunha, 2022; Jesus, São Mateus e Gádea, 2026).

Mesmo com esses avanços, ainda existem limitações relacionadas à transparência e à reprodutibilidade dos modelos, uma vez que informações importantes, como arquitetura da rede, funções de ativação e procedimentos de treinamento, nem sempre são divulgadas, dificultando a validação independente e a replicação dos resultados. Além disso, observa-se o uso recorrente de bases de dados limitadas ou pouco representativas, que não contemplam a diversidade de solos brasileiros, comprometendo a capacidade de generalização dos modelos. Outro ponto crítico é que muitos trabalhos não disponibilizam os parâmetros internos dos modelos neurais (como os pesos sinápticos), o que limita sua aplicabilidade prática no dimensionamento geotécnico de estacas (Hanandeh *et al*., 2020; Silva, 2020; Gomes, 2022; Nhat *et al*., 2025).

Assim, este artigo apresenta o desenvolvimento de modelos preditivos baseados em redes neurais artificiais do tipo *perceptron* multicamadas para estimar a capacidade de carga de estacas pré-moldadas de concreto, contribuindo para o aprimoramento das ferramentas de apoio ao dimensionamento geotécnico e ampliando a aplicabilidade prática dessas técnicas.

2 METODOLOGIA

2.1 Banco de Dados

O banco de dados utilizado nesta pesquisa consiste em uma compilação de 141 estacas desse tipo. Dessas, 131 são provenientes da base de dados de Lobo (2005) e 10 foram adicionadas a partir de estudos realizados na Bahia (Souza, 2014; Souza *et al*., 2015; Jesus, 2021).

Das 141 estacas, 113 foram submetidas a provas de carga estática, 15 a ensaios de carregamento dinâmico e, para 13 estacas, o tipo de ensaio não pôde ser identificado. Entre elas, apenas 20 estacas pré-moldadas de concreto atingiram a ruptura durante os ensaios. Ressalta-se que nenhuma das estacas foi instrumentada ao longo do fuste para a execução do ensaio de carga.

No que se refere às características geométricas, os diâmetros das estacas variam entre 15 cm e 70 cm, com predominância de diâmetros na faixa de 20 cm a 40 cm. Já os comprimentos apresentam variação de 3,30 m a 39,90 m, sendo mais comum o intervalo entre 7 m e 15 m.

Quanto à caracterização geotécnica, a distribuição dos tipos de solo onde as estacas foram instaladas evidencia predominância de solo argiloso (47,84%), seguido por solo siltoso (27,21%) e solo arenoso (24,95%).

2.2 Variáveis de Entrada e de Saída Adotadas

O modelo neural adotou como variáveis de entrada a geometria das estacas (diâmetro, D, e comprimento, L), o índice de resistência à penetração (N_{SPT}) e os fatores de estratigrafia do solo predominante (areia, silte e argila). Esses fatores foram representados pelos coeficientes k_{Lar}, k_{Lsil} e k_{Larg}, ao longo do fuste, e por k_p na ponta da estaca.

O N_{SPT} foi utilizado por considerar a resistência do solo (Décourt *et al*., 1996). Para o fuste da estaca, os valores foram determinados de duas formas:

- N_{L1} – soma do N_{SPT} ao longo do fuste, considerando resistência por metro (Aoki-Velloso, 1975).
- N_{L2} – média do N_{SPT} ao longo do fuste, desconsiderando o valor incluído na resistência de ponta (Décourt-Quaresma, 1978).

Na ponta da estaca, também foram adotados dois critérios:

- N_{p1} – N_{SPT} imediatamente abaixo da ponta (Aoki-Velloso, 1975).
- N_{p2} – média do N_{SPT} imediatamente acima e abaixo da ponta (Décourt-Quaresma, 1978).

Todos os valores de NSPT foram extraídos dos boletins de sondagem à percussão e limitados ao intervalo, $3 \leq N_{SPT} \leq 50$ conforme os critérios de Décourt-Quaresma (1978).

Os coeficientes de estratigrafia (k_{Lar}, k_{Lsil} e k_{Larg}) foram calculados pelas equações (1), (2) e (3), respectivamente, considerando apenas o solo predominante em cada camada, mesmo quando havia mais de um tipo de solo. Esses coeficientes levam em conta dois fatores, espessura e resistência, para evitar que apenas um parâmetro, isoladamente, defina o comportamento da estaca.

$$k_{Lar} = \frac{\Delta_{Lar}}{L} * \frac{N_{Lar}}{N_{Lacum}} \quad (1)$$

$$k_{Lsil} = \frac{\Delta_{Lsil}}{L} * \frac{N_{Lsil}}{N_{Lacum}} \quad (2)$$

$$k_{Larg} = \frac{\Delta_{Larg}}{L} * \frac{N_{Larg}}{N_{Lacum}} \quad (3)$$

onde:

- L_{ar}, L_{sil}, L_{arg} = espessura das camadas de areia, silte e argila ao longo do fuste.
- L = comprimento da estaca (m).
- N_{Lar}, N_{Lsil}, N_{Larg} = índices de resistência à penetração das respectivas camadas.
- N_{Lacum} = índice de resistência à penetração acumulado ao longo do fuste.

O tipo de solo na ponta da estaca foi representado por k_p, considerando apenas o material predominante (k_p = 1, para areia; k_p = 2, para silte; e k_p = 3, para argila). Essa classificação levando em conta apenas a fração do solo predominante é pertinente, visto que o método de Décourt-Quaresma (1978) apresenta categorização semelhante: areia, silte arenoso, silte argiloso e argila.

A variável de saída do modelo foi a capacidade de carga (Q_r), obtida a partir da mesma metodologia proposta por Lobo (2005), que determinou Q_r a partir da análise das curvas carga-recalque, seguindo o procedimento estabelecido pela NBR 6122 (ABNT, 2022) e utilizando a extrapolação (quando necessário) da curva carga-recalque pelo método de van der Veen (1953), adaptado por Aoki (1975). As estacas pré-moldadas de concreto apresentam capacidade de carga predominante entre 20 kN e 843 kN.

2.3 Configuração dos Modelos

Foram estabelecidas diferentes configurações para os modelos neurais de capacidade de carga (M-Q_r) a fim de analisar a contribuição das variáveis de entrada adotadas, de acordo com dois critérios: o Critério 1 considera a influência do cálculo do N_{SPT} (ao longo do fuste e na ponta da estaca) nos modelos neurais, com base na simulação dos critérios de cálculo de N_L e N_p adotados pelos métodos semiempíricos utilizados nesta pesquisa; o Critério 2 considera influência dos fatores de estratigrafia do tipo de solo (k_{Lar}, k_{Lsil}, k_{Larg} e k_p) nos modelos neurais.

As combinações resultaram nos seguintes modelos:

- M_{11}-Q_r: considera apenas o Critério 1, utilizando a metodologia de Aoki-Velloso (1975) (N_{L1} e N_{p1}).
- M_{12}-Q_r: combina os Critérios 1 e 2, utilizando a metodologia de Aoki-Velloso (1975) e os quatro fatores de estratigrafia (k_{Lar}, k_{Lsil}, k_{Larg} e k_p).
- M_{21}-Q_r: considera apenas o Critério 1, mas utiliza a metodologia de Décourt-Quaresma (1978) (N_{L2} e N_{p2}).
- M_{22}-Q_r: combina os Critérios 1 e 2, utilizando a metodologia de Décourt-Quaresma (1978) e os quatro fatores de estratigrafia (k_{Lar}, k_{Lsil}, k_{Larg} e k_p).

2.4 Parâmetros da RNA, Treinamento e Validação

O estudo utilizou redes neurais do tipo perceptron multicamadas (MLP) implementadas no MATLAB®, aplicando o algoritmo de aprendizado de *Levenberg-Marquardt*, conhecido por acelerar a convergência dos pesos sinápticos com menor número de iterações. As camadas intermediárias usaram função de ativação sigmoide, enquanto a saída foi linear, conforme trabalhos anteriores (Dantas Neto, 2004; Proni *et al*., 2020).

Os modelos neurais foram treinados com parâmetros de *momentum* $\alpha = 0{,}8$ e taxa de aprendizado $\eta = 0{,}01$, que regulam o ajuste dos pesos sinápticos (Dantas Neto, 2004; Amâncio, Dantas Neto, Cunha, 2022). A camada de entrada contou com um neurônio para cada variável, enquanto a rede possuía uma única camada intermediária, com o número de neurônios variando de *1* até *2x + 1*, conforme indicado por Kolmogorov (1957 *apud* Hecht-Nielsen, 1987). A camada de saída incluiu um neurônio.

O treinamento foi conduzido para evitar o excesso de treinamento, isto é, o ajuste excessivo da rede aos dados de treinamento (*overfitting*) que compromete sua capacidade de generalização. O processo era interrompido caso o erro de validação aumentasse em seis iterações consecutivas ou, na ausência desse aumento, após 100 épocas. Para prevenir que a rede ficasse presa em mínimos locais, os pesos foram reinicializados 50 vezes por época. O modelo final foi selecionado com base no menor erro quadrático médio (MSE) obtido na validação. A performance da rede foi avaliada pelo R^2 e pelo RMSE, métricas estatísticas largamente utilizadas em redes neurais aplicadas à engenharia geotécnica (Pham *et al*., 2020; Gomes, Verri, Ribeiro, 2021; Amâncio *et al*., 2022; Carvalho *et al*., 2023).

Antes do treinamento, as variáveis de entrada e saída foram normalizadas entre 0,15 e 0,85 para equilibrar sua influência. O conjunto de dados foi dividido aleatoriamente em 70% para treinamento e 30% para validação, conforme Tabela 1.

Tabela 1. Subconjuntos para treinamento e validação dos modelos neuronais. Fonte: Autores.

Prova de carga	Conjunto de dados	Subconjunto de treinamento	Subconjunto de validação
Todas	141	99	42
Somente estática	113	79	34

Inicialmente, foram treinados modelos usando todos os tipos de prova de carga disponíveis, tanto estáticas quanto dinâmicas, devido à falta de informações completas sobre o tipo de ensaio em algumas estacas do banco de dados de Lobo (2005). Depois, treinou-se apenas com as provas estáticas, predominantes no conjunto, garantindo resultados mais consistentes, mesmo com um volume de dados menor.

3 RESULTADOS

3.1. Modelo de Melhor Desempenho

O modelo mais eficaz para prever a capacidade de carga das estacas pré-moldadas de concreto é o M_{22}-Q_r, considerando, além das métricas estatísticas, o fato de ele possuir uma única camada oculta com um neurônio e oito variáveis de entrada. Ele se baseia no método de Décourt-Quaresma (1978) para a obtenção do N e N_p e utiliza variáveis de entrada associadas ao tipo de solo (Critério 2), como mostrado na Tabela 2. É importante observar que o treinamento do M_{22}-Q_r incorporou todas as estacas ensaiadas, sem fazer distinção entre provas de carga estáticas e dinâmicas.

Tabela 2. Configuração, arquitetura e desempenho dos modelos neuronais. Fonte: Autores.

Prova de carga	Modelo	Arquitetura	R^2	RMSE	Variáveis de entrada
Todas	M_{11}-Q_r	A:4:1:1	0,81	0,07	$f(D,L,N_{L1},N_{p1}) = Q_r$
	M_{12}-Q_r	A:8:1:1	0,85	0,06	$f(D,L,N_{L1},N_{p1},k_{Lar},k_{Lsil},k_{Larg},k_p) = Q_r$
	M_{21}-Q_r	A:4:2:1	0,79	0,07	$f(D,L,N_{L2},N_{p2}) = Q_r$
	M_{22}-Q_r	A:8:1:1	0,85	0,06	$f(D,L,N_{L2},N_{p2},k_{Lar},k_{Lsil},k_{Larg},k_p) = Q_r$
Estática	M_{11}-Q_r	A:4:5:1	0,87	0,06	$f(D,L,N_{L1},N_{p1}) = Q_r$
	M_{12}-Q_r	A:8:4:1	0,88	0,06	$f(D,L,N_{L1},N_{p1},k_{Lar},k_{Lsil},k_{Larg},k_p) = Q_r$
	M_{21}-Q_r	A:4:3:1	0,77	0,10	$f(D,L,N_{L2},N_{p2}) = Q_r$
	M_{22}-Q_r	A:8:4:1	0,85	0,08	$f(D,L,N_{L2},N_{p2},k_{Lar},k_{Lsil},k_{Larg},k_p) = Q_r$

A avaliação do desempenho dos modelos neuronais revelou que a maioria obteve resultados satisfatórios, com R^2 acima de 0,77 na fase de validação. Essa avaliação está em concordância com as conclusões de estudos anteriores, como Pham *et al*. (2020), Kardani *et al*. (2020), Gomes, Verri e Ribeiro (2021) e Amâncio, Dantas Neto e Cunha (2022). Em relação ao RMSE, constatou-se que os modelos neuronais apresentam valores aceitáveis, em conformidade com os resultados de estudos anteriores conduzidos por Kardani *et al*. (2020) e Amâncio, Dantas Neto e Cunha (2022), os quais encontraram valores de RMSE situados entre 0,08 kN e 0,177 kN.

3.2. Estudo de Caso

Para a avaliação da aplicabilidade do modelo neuronal em estacas pré-moldadas de concreto, foram utilizadas 11 estacas circulares, com dimensões variando de 17,00 cm a 33,00 cm de diâmetro e comprimentos entre 10,50 m e 15,40 m. Essas estacas foram cravadas na região de Brasília-DF, em solo predominantemente argiloso, e submetidas a ensaios de prova de carga dinâmica. Para as estacas cravadas próximas aos furos SP01 e SP02, o solo é composto por argila pouco siltosa a argila pouco arenosa. Já para as estacas próximas ao furo SP11, o perfil estratigráfico apresenta argila arenosa e silte arenoso. As características das estacas analisadas, bem como a respectiva capacidade de carga (com faixa de valores entre 277 kN e 736 kN), obtida a partir dos ensaios de carregamento dinâmico, podem ser encontradas no estudo conduzido por Marchezini (2013).

A Figura 1 ilustra os valores da capacidade de carga (Qr) obtidos tanto pelo modelo neuronal quanto pelos ensaios de prova de carga. A análise dos resultados mostra que, para quase todas as estacas, o modelo neuronal apresentou valores próximos aos obtidos nos ensaios de prova de carga, exceto para a estaca CC08, na qual o modelo apresentou um valor cerca de duas vezes maior do que o experimental.

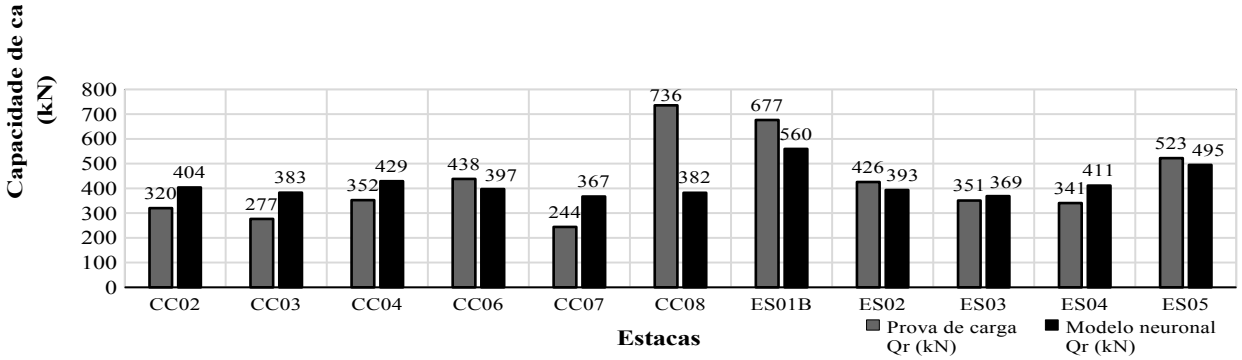


Figura 1. Capacidade de carga das estacas pré-moldadas de concreto: valores experimentais versus modelo neuronal. Fonte: Autores.

A Figura 2 traz a diferença percentual entre os resultados experimentais (provas de carga) e os valores obtidos pelo modelo neuronal e pelos métodos semiempíricos, destacando que o método de Aoki-Velloso (1975) adota uma abordagem conservadora, apresentando consistentemente valores das provas de carga superiores em todas as estacas, com uma faixa de erro variando entre 12% e 74%. Por outro lado, o método de Décourt-Quaresma (1978) revela valores de capacidade de carga superiores aos obtidos nos ensaios de prova de carga, abrangendo mais da metade das estacas, com uma faixa de erros situando-se entre -30% e 60%. No que se refere ao modelo neuronal, destaca-se que, para seis das onze estacas, os valores experimentais foram inferiores aos calculados pela equação, apresentando uma faixa de erro entre -50% e 48%.

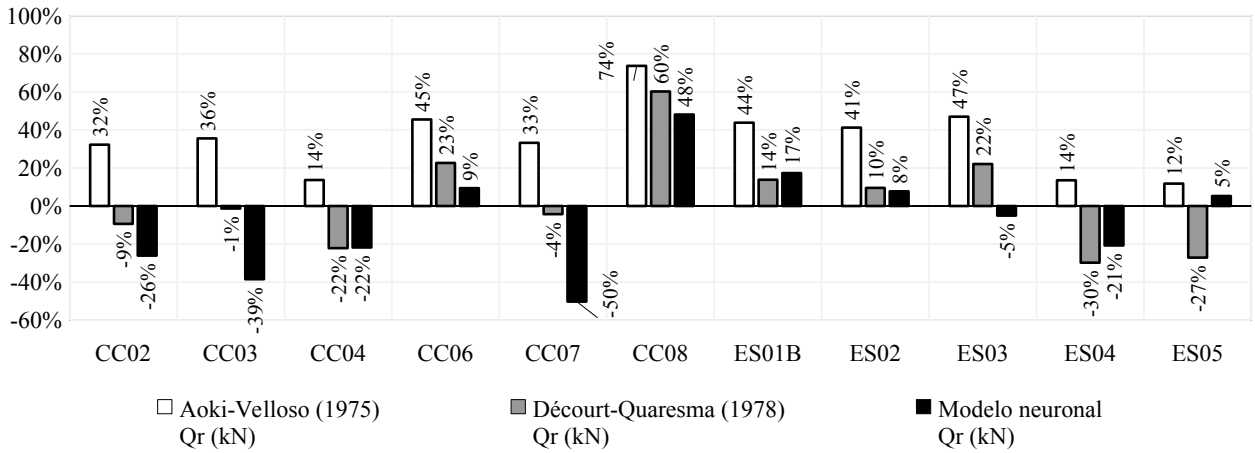


Figura 2. Capacidade de carga das estacas pré-moldadas de concreto: erro percentual, em relação aos valores experimentais, do modelo neuronal e dos métodos semiempíricos. Fonte: Autores.

As análises mostram que o método de Aoki-Velloso (1975) exibiu um melhor desempenho apenas para as estacas CC04 e ES04, representando 18% do total de estacas. O método de Décourt-Quaresma (1978) mostrou-se mais eficaz para 36% do total de estacas, incluindo CC02, CC03, CC07 e ES01B. Por fim, o modelo neuronal destacou-se como mais eficiente para 55% do total de estacas, englobando as estacas CC06, CC08, ES02, ES03 e ES05.

Em síntese, os resultados indicam que o modelo neuronal se mostra uma ferramenta promissora na previsão da capacidade de carga de estacas pré-moldadas de concreto com diâmetro variando entre 17,00 cm e 33,00 cm e comprimento entre 10,50 m e 15,40 m, cravadas em solo predominantemente argiloso. A análise comparativa revela um desempenho superior desse modelo em relação aos métodos semiempíricos específicos considerados nesse estudo de caso.

Destaca-se que durante o processo de treinamento e validação do modelo neuronal, nenhuma estaca utilizada foi executada na região de Brasília, DF. Essa inclusão inédita de dados nesse estudo de caso sugere que o modelo neuronal foi capaz de generalizar o aprendizado para um contexto geotécnico diferente daquele introduzido durante o treinamento.

4 CONCLUSÕES

O modelo neural desenvolvido apresentou resultados satisfatórios, com R^2 superior a 0,85 e RMSE de 0,06, considerados adequados conforme estudos anteriores. O melhor desempenho foi observado no modelo que considerou o tipo de solo, apesar da predominância de estacas em solo argiloso no banco de dados, e integrou todas as provas de carga, sem distinção do tipo. O estudo de caso mostrou que os valores estimados de capacidade de carga foram próximos aos experimentais, sendo, no geral, melhores que os métodos semiempíricos de Aoki-Velloso (1975) e Décourt-Quaresma (1978).

Ressalta-se que apesar do potencial do modelo, ele pode apresentar limitações em sua aplicabilidade, devido à natureza dos dados usados para treinamento e validação. Essas limitações envolvem o tipo de estacas (pré-moldadas de concreto, com diâmetro entre 20 cm e 40 cm e comprimento entre 7 m e 15 m), o tipo de solo (predominantemente argiloso, seguido de siltoso e arenoso) e a faixa de capacidade de carga (entre 20 kN e 843 kN). Assim, o modelo pode ser mais adequado para estacas em solos argilosos e dentro dessa faixa de carga, sendo menos representativo para cenários diferentes.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil e Ambiental (PPGECEA) da Universidade Estadual de Feira de Santana (UEFS) e à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado da Bahia (FAPESB) pelo incentivo e apoio financeiro oferecidos na realização da pesquisa que resultou neste artigo.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABNT – Associação Brasileira de Normas Técnicas (2022). *NBR 6122: Projeto e execução de fundações*. Rio de Janeiro, 126 p.

Amâncio, L. B.; Dantas Neto, S. A.; Cunha, R. P. (2022). Estimative of shaft and tip bearing capacities of single piles using multilayer perceptrons. *Soils and Rocks*, v. 45, n. 3, p. 1–14.

Aoki, N.; Velloso, D. A. (1975). An approximate method to estimate the bearing capacity of piles. In: *Panamerican Conference on Soil Mechanics and Foundation Engineering*, 5., Buenos Aires. *Proceedings...*, p. 367–376.

Carvalho, S.; Sales, M.; Cavalcante, A. (2023). Systematic literature review and mapping of the prediction of pile capacities. *Soils and Rocks*, v. 46, n. 3, p. 1–12.

Chan, W. T.; Chow, Y. K.; Liu, L. F. (1995). Neural network: an alternative to pile driving formulas. *Computers and Geotechnics*, v. 17, p. 135–156.

Dantas Neto, S. A. (2004). *Avaliação das Propriedades dos Ligantes e das Misturas Asfálticas Modificadas com Borracha Granulada de Pneus Usados*. Tese, Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade de Brasília, Brasília, 265 p.

Décourt, L.; Albiero, J.; Cintra, J. (1996). Análise e projeto de fundações profundas. In: Hachich, W. et al. *Fundações: teoria e prática*. São Paulo: Pini, v. 2, p. 265–327.

Décourt, L.; Quaresma, A. R. (1978). Capacidade de carga de estacas a partir de valores de SPT. In: *Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos e Engenharia de Fundações*, 6. *Anais...*, p. 45–53.

Delazzeri, M. L. C. (2018). *Estimativa da capacidade de carga de fundações profundas utilizando rede neural artificial*. Dissertação, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil e Ambiental, Universidade Estadual de Feira de Santana, Feira de Santana, 212 p.

Gomes, Y. F. (2022). *Aprendizado de máquinas para estimar a capacidade de carga em estacas pré-moldadas de concreto*. Dissertação, Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos, 107 p.

Gomes, Y. F.; Verri, F.; Ribeiro, D. (2021). Use of machine learning techniques for predicting the bearing capacity of piles. *Soils and Rocks*, v. 44, n. 4, p. 1–14.

Hanandeh, S.; Alabdullah, S. F.; Aldahwi, S.; Obaidat, A.; Alqaseer, H. (2020). Development of a constitutive model for evaluation of bearing capacity from CPT and theoretical analysis using ANN techniques. *International Journal of GEOMATE*, v. 19, n. 74, p. 229–235.

Hecht-Nielsen, R. (1987). Kolmogorov's mapping neural network existence theorem. In: *International Conference on Neural Networks*. Proceedings..., v. 3, p. 11–14.

Jesus, J. N. (2021). *Capacidade de carga do sistema solo-estaca: análise das soluções teóricas e semiempíricas com base no ensaio de carregamento dinâmico para uma obra no município de Feira de Santana-BA*. TCC (Graduação em Engenharia Civil), Universidade Estadual de Feira de Santana, Feira de Santana, 132 p.

Jesus, J. N. (2024). *Modelos neuronais para o cálculo da capacidade de carga em estacas cravadas, escavadas e hélice contínua*. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil e Ambiental), Universidade Estadual de Feira de Santana, Feira de Santana, BA, 155 p.

Jesus, J. N.; São Mateus, M. S. C.; Gádea, A. S. M. (2022). Predicting load capacity of precast concrete piles using SPT and artificial neural network. In: *Ibero-Latin-American Congress on Computational Methods in Engineering*, 43., Foz do Iguaçu. *Anais...* ABMEC.

Jesus, J. N.; São Mateus, M. S. C.; Gádea, A. S. M. (2026). Neural model for calculating the bearing capacity of driven and bored piles. *REM – International Engineering Journal*, v. 79, n. 2, p. 10

Kardani, N.; Zhou, A.; Nazem, M.; Shen, S. (2020). Estimation of bearing capacity of piles in cohesionless soil using optimised machine learning approaches. *Geotechnical and Geological Engineering*, v. 38, n. 2, p. 2271–2291.

Lobo, B. O. (2005). *Método de previsão de capacidade de carga de estacas: aplicação dos conceitos de energia do ensaio SPT*. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil), Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS), Porto Alegre, 139 p.

Marchezini, S. F. (2013). *Comparação entre métodos estáticos e dinâmicos de previsão de capacidade de carga em estacas assentes em solo tropical*. Dissertação (Mestrado em Geotecnia), Universidade de Brasília, Brasília, 171 p.

Moayedi, H.; Mosallanezhad, M.; Rashid, A. S. A.; Jusoh, W. A. W.; Muazu, M. A. (2020). A systematic review and meta-analysis of artificial neural network application in geotechnical engineering: theory and applications. *Neural Computing and Applications*, v. 32, p. 495–518.

Nguyen, T.-H.; Nguyen, K.-V. T.; Ho, V.-C.; Nguyen, D.-D. (2023). Efficient hybrid machine learning model for calculating load-bearing capacity of driven piles. *Asian Journal of Civil Engineering*, v. 25, n. 1, p. 883–893.

Nhat, L. V.; Anh, T. N.; Van, H. T. V. (2025). Ultimate Bearing Capacity of Bored Piles in Clayey Sand Determined Using Artificial Neural Networks. *Transportation Infrastructure Geotechnology*, v. 12, n. 132.

Pham, T. A.; Ly, H.; Tran, V. Q.; Van Giap, L.; Vu, H. T.; Duong, H. (2020). Prediction of pile axial bearing capacity using artificial neural network and random forest. *Applied Sciences*, v. 10, n. 5.

Silva, R. R. C. (2020). Análise de métodos de previsão de capacidade de carga em estaca raiz a partir do comportamento em ensaios de carregamento estático e dinâmico. *Revista Tecnologia*, v. 41, n. 2.

Souza, N. S. (2014). *Capacidade de carga de fundações profundas em estacas pré-moldadas de concreto: estudo de caso em obra de edifício no município de Feira de Santana-BA*. TCC (Graduação em Engenharia Civil), Universidade Estadual de Feira de Santana, Feira de Santana, 112 p.

Souza, N. S.; São Mateus, M. S. C.; Silva, J. C. B.; Aragão, H.; Ramos, J. M. (2015). Capacidade de carga de fundações profundas em estacas pré-moldadas de concreto: estudo de caso em obra de edifício no município de Feira de Santana-BA. In: *Congresso Brasileiro do Concreto*, 57., Bonito. Anais..., Simpósio sobre Estruturas de Fundações: Aspectos Estruturais e Geotécnicos.