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/COBRAMSEG2026.5/52

Determinação da capacidade de carga em fundações profundas utilizando redes neurais artificias

Lara Stéfany de Oliveira Cruz
Graduada em Eng. Civil, UFMA, Balsas-MA, Brasil, englaracruz@gmail.com

Moisés de Araújo Santos Jacinto
Analista Gestão de Contratos Senior, Vale S.A., Paraupebas-PA, Brasil, moises.jacinto@vale.com

Cláudio Luis de Araujo Neto
Professor, Coordenação do Curso de Engenharia Ambiental e Sanitária, Balsas, Brasil, claudio.neto@ufma.br

Gean Carlos Lopes de Sousa
Professor Associado, UFMA, Imperatriz-MA, Brasil, gean.sousa@ufma.br

RESUMO

Conhecer as características geotécnicas do local que será feita a construção é de suma importância ao engenheiro na hora de elaborar seu projeto, seja ele de grande, médio ou pequeno porte. Por meio de valores de N_{SPT}, o projetista será capaz de calcular a capacidade de carga que o solo suporta. Modelos semiempíricos foram propostos para calcular a capacidade de carga em fundações profundas, porém, foram criados por meio de modelos matemáticos e aproximações, onde esse cálculo nem sempre é preciso. As Redes Neurais Artificiais (RNA), são consideradas um mecanismo capaz de calcular com precisão esses valores, pois utiliza variáveis mais confiáveis. Por esse motivo, o presente estudo tem como objetivo propor a utilização de redes neurais artificiais do tipo MLP para determinar a capacidade de carga de fundações profundas, a partir dos valores de N_{SPT} e profundidade. O banco de dados consistiu de 68 testes de carga, realizados na cidade de Balsas-MA, para os quais estavam disponíveis valores de N_{SPT} e suas respectivas profundidades. Para avaliar os resultados obtidos, foram calculadas as raízes dos erros quadráticos médios e os coeficientes de correlação de Pearson. Os resultados indicaram que o modelo proposto é capaz de determinar a capacidade de carga com pequena taxa de erro (RMSE) e alta correlação com os valores calculados através das fórmulas clássicas da literatura.

PALAVRAS-CHAVE: Capacidade de carga, Fundações Profundas e Redes Neurais Artificiais.

ABSTRACT

Knowing the geotechnical characteristics of the construction site is of utmost importance for the engineer when designing a project, regardless it is large, medium, or small in scale. By using SPT-N values, the designer will be capable of determining the load-bearing capacity of the soil. Semi-empirical models have been proposed to calculate the load-bearing capacity in deep foundations. However, these models are developed based on mathematical frameworks and approximations, where the calculation is not always accurate. Artificial Neural Networks (ANNs) are considered a mechanism capable of accurately calculating these values because they use more reliable variables. For this reason, the present study aims to propose the use of Multi-Layer Perceptron (MLP) artificial neural networks to determine the load-bearing capacity of deep foundations based on N_SPT values and depth. The database compiled from a series of 68 load tests carried out in the city of Balsas-MA, for which N_{SPT} values and their respective depths were available. To evaluate the obtained results, the roots of the mean squared errors (RMSE) and Pearson correlation coefficients were calculated. The results indicated that the proposed model can determine the load-bearing capacity with a small error rate (RMSE) and high correlation with the values calculated using the classical formulas from the literature.

KEYWORDS: Load-Bearing Capacity, Deep Foundations & Artificial Neural Networks.

1 INTRODUÇÃO

Solos, em geral, apresentam características de não linearidade, portanto são variáveis em relação ao seu comportamento sob a ação de um carregamento. Na busca de uma afinidade entre o carregamento-solo, as fundações foram criadas, com o intuito de suportar a carga que a construção aplica no terreno.

Para definir o tipo de fundação é necessário saber a capacidade de carga que o solo, onde será feito a construção, suportará. Nesse contexto, foram criados os métodos semiempíricos e teóricos para determinar esse fator na Construção Civil (Velloso; Lopes, 2011).

Segundo Cintra e Aoki (2010) as formulas teóricas por vezes não conseguirão obter resultados satisfatórios em relação a previsão da capacidade de carga em fundações do tipo estacas, por esse motivo, são utilizados os métodos semiempíricos, pois foram criados com embasamento em correlações empíricas e também nos resultados obtidos in situ, conseguindo assim um resultado mais preciso. Diante disso, os inúmeros métodos semiempíricos foram desenvolvidos com base nos resultados de prova de cargas e de ensaios, como o Standard Penetration Test (SPT), bastante comum no território nacional (Santos, et al., 2017).

De acordo com Velloso e Lopes (2011), os métodos semiempíricos, inicialmente foram desenvolvidos com o intuito de prever recalques em areias, pois havia dificuldade em realizar ensaios desse material em laboratório, logo após passaram a ser aplicados em argilas e por fim nos solos característicos usados na construção civil, como os siltes, areias argilosas, argilas arenosas.

Dessa forma, a utilização dos métodos semiempíricos é de suma importância para prever a capacidade de carga de uma fundação, auxiliando no dimensionamento e passando uma confiabilidade ao projetista e ao executor, além de otimizar os custos na execução (Monteiro, et al., 2017). Os métodos semiempiricos criados por Aoki e Velloso (1975), Décourt e Quaresma (1978) e Teixeira (1996), são os mais utilizados, porém a precisão dos resultados é geralmente, imprecisa, pelo devido fato desses modelos funcionarem com base em aproximações de modelos matemáticos e suposições físicas (Fellenius, 2020). Vale ressaltar que apesar de serem muito utilizados, esses métodos apresentam valores elevados de coeficientes de segurança, elevando assim o custo da fundação.

Em contrapartida, o uso de modelos baseados em aprendizado de máquina, principalmente Redes Neurais Artificiais (RNAs), vem sendo aceito e se mostrando eficazes no que se diz respeito a previsão de valores de capacidade de carga em fundações profundas (Amancio, 2013).

As RNAs, principalmente a do tipo Perceptron Multicamadas (MLP), são capazes de aprender padrões complexos nos dados e realizar previsões precisas, mesmo em ambientes com alta variabilidade e não linearidade. Ao treinar uma RNA com dados de N_{SPT}, profundidade e capacidade de carga conhecidas das fundações profundas, torna-se possível criar um modelo que seja capaz de estimar os valores de capacidade de carga com base nas variáveis fornecidas de forma rápida e precisa (Moreira, et al., 2021).

Nesse contexto, este artigo propõe a utilização de redes neurais artificiais do tipo MLP para determinar a capacidade de carga de fundações profundas, a partir dos valores de N_{SPT} e profundidade, encontrados na cidade de Balsas-MA. Acredita-se que essa abordagem possa contribuir significativamente para a otimização dos processos de projeto e construção de estruturas civis, garantindo maior eficiência e seguranças nas fundações.

2 MÉTODO

2.1 Método de Pesquisa

Para determinar a capacidade de carga de uma fundação profunda, são utilizados métodos semiempíricos, Aoki e Velloso (1975), Décourt e Quaresma (1978) e Teixeira (1996), baseados em aproximação de modelos matemáticos, porém, nem sempre se obtém resultados precisos, por esse motivo o uso de RNA dentro da geotecnia vem crescendo cada vez mais, pois ela consegue resultados mais precisos que auxiliam no momento de executar uma fundação.

Com base nas discussões propostas por Minayo (2014), a pesquisa realizada neste trabalho pode ser classificada por sua metodologia como sendo explicativa, quanto ao seu objetivo, e também quantitativa e

estatística quanto a sua abordagem, para coleta de dados foi utilizado procedimentos baseados em ex-post facto.

Para obter os resultados propostos neste trabalho, foram definidos dois tipos de variáveis, onde a primeira variável foi classificada como dependente, que é aquela onde ocorrerá a modelação para prever os valores que ela irá assumir quando não tiver informações acerca dela. Nesse estudo a variável dependente é a capacidade de carga.

A segunda variável consiste nas características que o usuário do modelo tem como disponível para elaboração do projeto, sendo ela independente, no caso desse trabalho, os dados para essa variável são obtidos dos valores de N_{SPT} e de suas respectivas profundidades.

2.2 Base de dados

Os dados utilizados como segunda variável para o processo de modelagem foram obtidos através de relatórios de ensaios SPT realizados na cidade de Balsas, no estado do Maranhão. De acordo com o IBGE (2022) o município está situado a 243 metros de altitude e tem as seguintes coordenadas geográficas: latitude: -7º 31’ 59’’ S e longitude 46° 2' 6" W e tem uma população de 101.767 habitantes, e compreende uma área territorial de 13.141,637 km². A Figura 1 mostra a localização do município com relação ao Estado do Maranhão.



Figura 1. Localização do município.

Os relatórios foram fornecidos pela empresa Y e tem como coordenadas os seguintes pontos identificados na Figura 2.

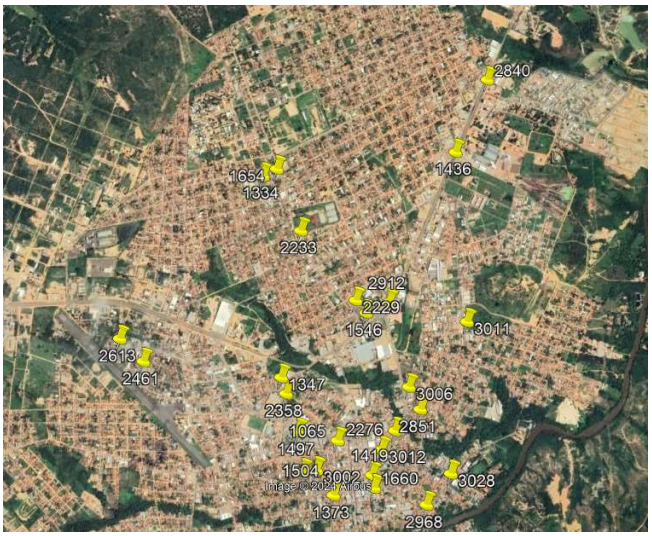


Figura 2. Pontos onde foram realizados os ensaios SPT.

Portanto, ao analisar os 26 relatórios fornecidos pela empresa Y, constatou-se que em determinados ensaios ocorreram a perfuração de mais de um furo por coordenada, totalizando assim 68 furos, onde em cada profundidade de perfuração foi obtido um valor de N_{SPT}, utilizando assim esses dados para a modelagem da rede neural artificial.

2.3 Modelo utilizado

O modelo utilizado na rede foi realizado em três etapas: construção do algoritmo e escolha do tipo de RNA, treinamento e especificações das redes neurais artificiais e por fim, foi realizado o teste da rede.

O tipo de RNA escolhido depende do problema proposto pelo projetista, no caso do estudo em questão, a MLP foi escolhida para determinar os valores de capacidade de carga em fundações profundas. O algoritmo utilizado na rede foi o Backpropagation, que consiste em calcular o erro por meio de foward e backward.

As variáveis utilizadas para o cálculo da capacidade de carga foram: duas entradas, N_{SPT}, e profundidade, uma camada oculta, variando entre 2 a 10 neurônios na camada oculta e uma saída correspondente ao valor da capacidade de carga. A Figura 3 mostra a topologia da rede e a fase de treinamento para a determinação dos valores de capacidade de carga.

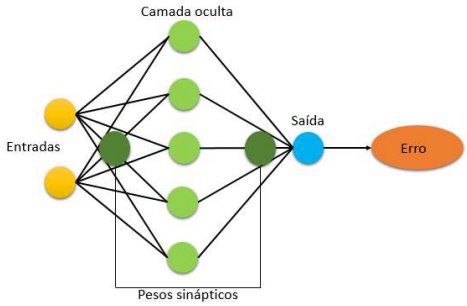


Figura 3. Topologia da rede.

Portanto, o valor previsto pela rede no decorrer de cada loop é então comparado com o valor medido. Como critério de parada da rede foi definido que se o erro de um loop for maior 10^{-7}que o erro de outro loop, se for diferente disso, a rede continua atualizando seus pesos sinápticos.

2.4 Métricas de avaliação

As métricas de avaliação do modelo consistem em análises das características estatísticas tanto na fase de teste quanto na fase de treinamento, elas são baseadas em avaliações através de testes de hipótese, correlação de Pearson e Raiz do Erro Quadrático Médio.

2.4.1 Raiz do erro quadrático médio

Após o cálculo dos valores pelas redes neurais artificiais, foi possível então, calcular a Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE), com base nos resultados da camada de saída e os valores reais. RMSE é matematicamente conhecido como:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} * \sum_{i=1}^{n} (y_i - p_i)^2} \quad (1)$$

O RMSE é uma das métricas essenciais para a avaliação de modelos de previsão por RNA, fornecendo uma medida quantitativa da precisão de suas previsões. Em comparação com outras métricas, como o Erro absoluto médio (MAE), o RMSE é capaz de identificar e penalizar erros maiores (Hodson, 2022).

2.4.2 Correlação de Pearson

A correlação de Pearson foi utilizada para verificar se havia a ocorrência de linearidade entre os valores reais e os previstos. Ela é responsável por quantificar a força e a direção linear entre duas variáveis contínuas, a formula para calcular o coeficiente de correlação de Pearson, é dado por:

$$r = \frac{n(\sum xy) - (\sum x)(\sum y)}{\sqrt{[n\sum x^2 - (\sum x)^2][n\sum y^2 - (\sum y)^2]}} \quad (2)$$

De acordo com Figueiredo Filho et al. (2014), a correlação varia entre -1 e 1, onde o sinal indica a sua direção e o valor a sua magnitude. Se o valor for mais perto de 1, a associação linear entre as variáveis é caracterizada como forte, se for mais próximo de zero, a associação é quase nula.

3 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Um modelo computacional baseado em RNA, cuja finalidade é calcular a capacidade de carga a partir de dados de N_{SPT} e profundidade, foi proposto nesse artigo. Para cada simulação foram utilizados dados dos 68 furos. Cada furo com diferentes profundidades, compondo um total de 709 valores de capacidade de carga. Desse total 68 valores (aproximadamente 10%) foi, aleatoriamente, reservado para teste e o restante utilizado no treino do modelo.

A topologia da rede utilizada consta de uma camada de entrada, uma camada intermediária e uma camada de saída. Simulações foram realizadas para diferentes quantidades de neurônios da camada intermediária e diferentes valores para a taxa de aprendizado. Os resultados de treinamento e teste estão apresentados a seguir em gráficos e nas métricas de avaliação definidas anteriormente.

A taxa de aprendizagem é um hiperparâmetro responsável por controlar a magnitude das atualizações dos pesos durante o treinamento da rede neural. Não existe um critério universal para a definição de seu valor ótimo, sendo sua escolha normalmente realizada de forma empírica por meio de experimentação e validação do desempenho do modelo (HAYKIN, 2009; GOODFELLOW; BENGIO; COURVILLE, 2016)

A topologia da rede utilizada tem a composição de três camadas, sendo: uma de entrada, uma de saída e uma camada oculta. Na primeira simulação foram utilizados 6 neurônios na camada oculta e uma taxa de aprendizado $\mu = 0{,}01$. Os resultados dessa simulação estão apresentados na Tabela 1 e no gráfico da Figura 4.

Tabela 1. Simulação com 6 neurônios.

Métrica	Valor
RMSE	1,94 kN
Correlação	0,93

Na Figura 4 é possível visualizar o quanto os valores estimados pelo modelo se aproximam dos valores desejados.

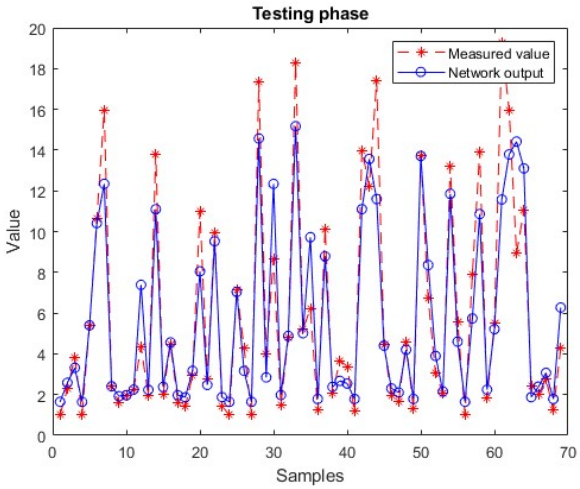


Figura 4. Fase de teste da rede 6 neurônios.

Para a segunda simulação, foi modificado o número de neurônios da camada oculta, fixando em 8 neurônios. Na Tabela 2 estão presentados os valores de erro e correlação obtidos com essa topologia.

Tabela 2. Simulação com 8 neurônios.

Métrica	Valor
RMSE	2,00 kN
Correlação	0,93

Percebe-se que aumentando o número de neurônios da camada oculta o valor do erro obteve um leve aumento, no entanto a correlação permaneceu o mesmo valor. Na Figura 5 é possível observar uma comparação entre os valores obtidos pelo modelo e os reais.

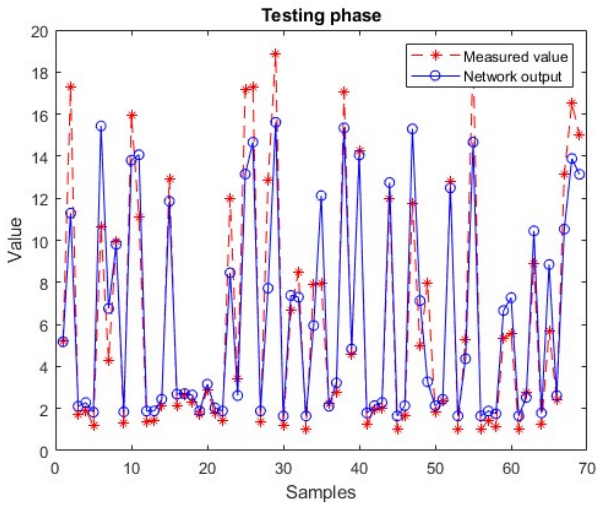


Figura 5: Fase de teste da rede com 8 neurônios.

A fim de se ter uma visualização mais ampla das simulações, foram utilizados valores de simulação para as diferentes taxas de aprendizado e número de neurônios da camada oculta. Inicialmente, fixou-se 2 neurônios na camada oculta e variou-se os valores para taxa de aprendizagem. Na Tabela 3 são apresentados os resultados dessas simulações.

Com 10 neurônios na camada intermediária o melhor resultado obtido foi com a taxa de aprendizagem fixada em 0,5. De modo geral, dentre todas as simulações apresentadas, o melhor resultado foi obtido quando

foi fixado quatro neurônios na camada oculta e 0,2 como taxa de aprendizagem (RMSE = 1,54 e correlação igual 0,95), como exposto na Tabela 3.

Tabela 3. Resultado das simulações.

Número de neurônios na camada oculta	Taxa de Aprendizagem	RMSE	Correlação
2	0,9	1,81110241	0,954929634
4	0,2	1,54966102	0,950414351
6	0,1	1,70121848	0,953344514
8	0,3	2,08928934	0,93844497
10	0,5	1,89046129	0,942592974

8 CONCLUSÕES

As fundações profundas, em geral, dependem de um bom projeto e cálculos precisos quanto ao esforço que irá suportar, todavia, ao utilizar métodos semiempíricos para calcular sua capacidade de carga são necessárias inúmeras variáveis, por outro lado, para o cálculo dessa capacidade por meio de RNA, se faz necessário o uso de apenas duas variáveis.

A fim de determinar os valores dessas capacidades de cargas para diferentes ensaios SPT feitos na cidade de Balsas-MA, foram utilizados nesse trabalho redes neurais artificiais, do tipo MLP, que para apresentar os resultados foram utilizadas métricas estatísticas de avaliação, como RMSE e correlação de Pearson.

Nesse contexto, o modelo neural passou por diversos teste com a quantidade de neurônio na camada oculta variando de 2 a 10, e o o melhor resultado foi obtido quando foi fixado quatro neurônios na camada oculta e 0,2 como taxa de aprendizagem RMSE = 1,54 e correlação de Pearson igual a 0,95.

Esse resultado demonstra que a utilização de RNA pode ajudar na determinação dos valores de capacidades de carga em fundações profundas, porém se o banco de dados fosse maior, o estudo poderia chegar em resultados mais eficazes, melhorando assim o modelo afim de alavancar o seu uso dentro da construção civil para esse tipo de cálculo.

Além disso, o estudo colabora para que ocorram novas investigações quanto aos relatórios SPT fornecidos, por meio deles é possível utilizar modelos de redes neurais artificiais para calcular a distância entre os pontos em estudo e também comparar os resultados obtidos por meio da rede com resultados de capacidade de carga calculados através dos métodos semiempíricos presentes na literatura.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Amancio, L. B. (2013). Previsão de Recalques em Fundações Profundas Utilizando Redes Neurais Artificiais do Tipo Perceptron. Tese apresentada ao programa de pós graduação em Engenharia Civil da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Civil. Área de Concentração: Geotecnia.

Cintra, J. C. A.; AOKI, N. Fundações por estacas: projeto geotécnico. São Paulo: Oficina de Textos, 2010. 96 p.

Fellenius, B. H. (2020). Noções básicas de projeto de fundações. British Columbia.

Figueiredo Filho, Dalson Britto; et al. Desvendando os Mistérios do Coeficiente de Correlação de Pearson: O Retorno. Leviathan – Cadernos de Pesquisa Política, n. 8, pp. 66-95, 2014.

Hodson, T. O. Root-mean-square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): when to use them or not. 2022. European Geosciences Union. https://doi.org/10.5194/gmd-15-5481-2022

Instituto Brasileiro De Geografia E Estatística (IBGE). Cidades e Estados: IBGE. 2021. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/cidades-e-estados/ma/balsas.html>. Acesso em: 25 de nov. de 2023.

Monteiro, T. M; Araújo, C. B. C. de; Aguiar, M. F. P de. Análise de métodos semiempíricos nacionais e internacionais para determinação da capacidade de carga axial em estacas tipo raiz. Revista Tecnologia, v. 38, n. 2, p. 1-16, dez. 2017.

Moreira, Iago Irteson Pegado; et al. Redes neurais artificiais para previsão de capacidade de carga em estacas do tipo hélice contínua. Brazilian Journal of Development, Curitiba, v. 7, n. 12, p. 112577-112597, dez. 2021.

Santos, M. F. da S., et al. Análise dos perfis de sondagem SPT em Caxias/MA. In: Congresso Técnico Científico da Engenharia e da Agronomia – CONTECC'2017. n° I., 2017, Belém – PA.

Velloso, D. A.; Lopes, F. R. Fundações: Fundações profundas. 2. ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2010.

Minayo, M. C. de S. (2014). O desafio do conhecimento, pesquisa qualitativa em saúde. 14. ed. ed. São Paulo: Hucitec. 407. p.