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/COBRAMSEG2026.2/30

USO DE ANN PARA PREDIÇÃO DE MÓDULO DE RESILIÊNCIA

Pedro Luís da Costa Júnior
Estudante, FEB-UNESP, Guaratinguetá, Brasil, pedro.jr@unesp.br

Prof. Dr. Gabriel Orquizas Mattielo Pedroso
Professor, FEG-UNESP, Guaratinguetá, Brasil, gabriel.pedroso@unesp.br

RESUMO
Na área da geotecnia, especialmente no ramo de pavimentação, reconhece-se a importância de estimar e determinar adequadamente os parâmetros dos solos. Nesse contexto, a aplicação de técnicas de inteligência artificial (IA) tem se mostrado uma ferramenta fundamental, uma vez que, por meio de métodos preditivos, é possível realizar estudos preliminares voltados à avaliação de alternativas de projeto e de seus respectivos parâmetros. O objetivo deste trabalho é predizer o MR (módulo de resiliência) de diferentes solos da classificação MCT (Miniatura, Compactado, Tropical), considerando as condições da variação de umidade pós compactação dos materiais. Diante disso, optou-se pela utilização da IA para estimar esse parâmetro, tendo em vista que a quantidade de experimentos disponíveis é insuficiente para a obtenção de médias representativas e de intervalos de confiança adequados, que assegurem maior precisão e confiabilidade no dimensionamento das camadas do pavimento. Ressalta-se que, com o emprego da inteligência artificial, torna-se possível a realização de um número praticamente ilimitado de simulações, ampliando significativamente o potencial de análise. A aplicação de técnicas de IA, por meio de métodos de aprendizado de máquina, possibilita a estimativa de valores a partir de variáveis de entrada, permitindo, assim, a previsão do módulo de resiliência com base em um banco de dados constituído por resultados experimentais de solos brasileiros. Esse banco de dados contempla todos os tipos de solos classificados segundo o sistema MCT, o que permite a previsão do módulo de resiliência para qualquer solo enquadrado nessa classificação. Atualmente, o banco contém mais de 3.000 registros, distribuídos em diferentes categorias. Cabe ressaltar que, em função da correlação entre algumas variáveis, o número de categorias consideradas foi reduzido, visando à obtenção de um modelo mais otimizado e preciso. As técnicas de previsão empregadas neste estudo incluem as Redes Neurais Artificiais (ANN). Para a avaliação do melhor otimizador da ANN, definiu-se o número de épocas em 200, analisando-se o coeficiente de determinação (R^2) obtido. O otimizador que apresentou melhor desempenho foi o ADAM (Adaptive Moment Estimation), com taxa de aprendizado de 0,0005 e $R^2 = 0,97$. Com esse desempenho, o valor previsto de MR foi de 54,45 MPa, enquanto o valor correspondente na base de dados, para as mesmas variáveis de entrada, foi de 57,83 MPa, resultando em um coeficiente de variação relativo de 5,84% e um erro absoluto de 3,38 MPa.

PALAVRAS-CHAVE: Módulo resiliente; Sucção; Solos não saturados; Inteligência artificial; Técnicas de previsão.

ABSTRACT
In the field of geotechnics, especially in the area of pavement engineering, the importance of accurately estimating and determining soil parameters is recognized. In this context, the application of artificial intelligence (AI) techniques has proven to be a fundamental tool, since, through predictive methods, it is possible to carry out preliminary studies aimed at evaluating design alternatives and their respective parameters. The objective of this work is to predict the MR (resilience modulus) of different soils from the MCT (Miniature, Compacted, Tropical) classification, considering the conditions of post-compaction moisture variation of the materials. Therefore, AI was chosen to estimate this parameter, given that the number of available experiments is insufficient to obtain representative averages and adequate confidence intervals that ensure greater precision and reliability in the design of pavement layers. It should be noted that, with the use of artificial intelligence, it becomes possible to carry out a virtually unlimited number of simulations, significantly expanding the potential for analysis. The application of AI techniques, through machine learning methods, enables the estimation of values from input variables, thus allowing the prediction of the resilience

modulus based on a database consisting of experimental results from Brazilian soils. This database includes all types of soils classified according to the MCT system, which allows the prediction of the resilience modulus for any soil within this classification. Currently, the database contains more than 3,000 records, distributed across different categories. It should be noted that, due to the correlation between some variables, the number of categories considered was reduced, aiming to obtain a more optimized and precise model. The prediction techniques employed in this study include Artificial Neural Nets (ANN). To evaluate the best ANN optimizer, the number of epochs was set to 200, and the coefficient of determination (R^2) obtained was analyzed. The optimizer that has the best perfomance was ADAM(Adaptive Moment Estimation), with a learning rate of 0.0005 and $R^2 = 0.97$. Therefore, the previus resilient modulus was 54.45 MPa, although the real one in database, for the same input, was 57.83 Mpa, resulting in a relative variation coeficcient of 5.84% and an absolute error of 3.38 MPa.

KEYWORDS: Resilient modulus; Suction; Non satured soils; Artificial intelligence; Forecasting techniques.

1 INTRODUÇÃO

No campo da Engenharia Civil, especificamente na área da Geotecnia, o estudo dos solos é de suma importância para o conhecimento de suas propriedades, diversidades e possíveis aplicações, desse modo, deve-se garantir que seja realizado corretamente, conforme as normas e com o nível técnico mínimo esperado. (Dos Santos *et al*., 2019 e Lima *et al*, 2018).

Nesse sentido, os solos brasileiros apresentam certa peculiaridade, por se tratarem de solos tropicais, devido aos processos geológicos e pedológicos típicos dessas regiões. Difunde, oriunda dessa característica, a classificação MCT (Miniatura, Compactado, Tropical) a fim de dividir os solos tropicais em lateríticos e saprolíticos (Nogami & Villbor, 1995 e De Freitas *et al*., 2020).

Além dessa diversidade na gênese dos solos da região entre os trópicos, outro assunto também pode ser abordado referente a eles, o fato de serem, em sua grande maioria, não saturados. Isso implica que o solo será constituído por três fases: líquida, sólida e gasosa; diferentemente do solo saturado que conta apenas com as duas primeiras, sendo considerado que seus vazios estão preenchidos inteiramente por água (Fredlund, D. G. & Morgenstern, N. R., 1977; Fredlund, D. G. & Rahardjo H., 1993; Yang *et al*., 2008; Dos Santos *et al*., 2019; Liang *et al*., 2008 e Han *et al*.; 2016).

Ainda no cerne dos solos não saturados, é imprescindível comentar que o estudo da sucção acompanha o entendimento e a aplicação destes. A sucção é dividida em osmótica e matricial, sendo a total a soma das duas, a primeira é referente a diferença de concentração de solutos da água presente no solo, já a segunda, a capilaridade e adsorção da matriz do solo. A fim de estudar a sucção de dado solo é feita a curva de retenção por meio dos ensaios específicos, um exemplo é a técnica da placa de pressão (Fredlund, D. G.; Rahardjo H. & Fredlund, M. D., 2012; Abu-Farsakh *et al*., 2015; Leong *et al*., 1997; Yang *et al*., 2008; Dos Santos *et al*., 2019 e De Freitas *et al*., 2020).

Da mesma maneira, em relação à aplicação de estradas, são feitos os ensaios de ISC (Índice de Suporte California) e MR (Módulo Resiliente) com o intuito de entender o comportamento do solo frente ao carregamento, que é simulado, de forma estática no primeiro e, dinâmica no segundo. Esses ensaios são essenciais para a garantia de qualidade técnica e construtiva das estradas, a fim de verificar a adequabilidade do solo para esta função (DNIT 172, 2016; DNIT 134, 2018; Yang *et al.*, 2008; Heidabaradizadeh *et al*., 2021 e Dos Santos *et al*., 2019).

Devido a carência de ensaios de MR, por conta da dificuldade de realização e encarecimento do processo, influenciando no custo total da obra, é encorajado que haja outras maneiras de simular ou estimar o módulo de resiliência para que seja possível garantir a qualidade dos serviços de engenharia realizados em solos tropicais não saturados, comumente encontrados no Brasil, país objeto do projeto de pesquisa em questão. Dada essa problemática há inúmeras tentativas de formulações ou predições do MR. (Abu-Farsakh *et al*., 2015; Khawaja *et al.*, 2024; Salour *et al*., 2014; Yang *et al.*, 2008 e Heidabaradizadeh *et al*., 2021).

Nesse mesmo contexto, é ainda mais difícil e incomum a realização de ensaios MR para solos não saturados, por contarem com a sucção, característica dos solos não saturados que influência fortemente na magnitude do módulo resiliente, o que dificulta e muito a sua aplicação prática, dado que os solos brasileiros necessitam dessa abordagem por serem não saturados em sua grande maioria, estando principalmente divididos

em saprolíticos e lateríticos, é interessante buscar outras práticas de estimar esse parâmetro para essa condição diferente da usual (Abu-Farsakh *et al.*, 2015; Zhang *et al.*, 2021; Yao *et al.* 2018; Salour *et al.*, 2014 e Blackmore *et al.*, 2020).

Para solucionar essa problemática, a IA nos possibilita a realização de inúmeras medições e predições, por meio das técnicas preditivas, das quais vale ressaltar as redes neurais artificiais (ANN), que por simularem o sistema nervoso humano, utiliza neurônios e ligações entre as camadas, por meio de pesos para no fim predizerem um valor ou outra situação na camada de saída. No entanto, é interessante citar que não são as únicas formas de predizer, há também algoritmo genético, redes híbridas, entre outras. (Zhang *et al.*, 2021; Salour & Erlingsson, 2015 e Salour *et al.*, 2014).

Sendo assim, o presente estudo tem como objetivo principal estimar o comportamento dos solos não saturados brasileiros quanto ao MR, levando em consideração os dados de entrada baseado em uma banco de dados. Essa predição será realizada por meio de ANNs.

Ao passo que o objetivo secundário é analisar as variações presentes dos fatores de desempenho individualmente para encontrar o melhor modelo para cada técnica usada na pesquisa. Para a realização dessa avaliação serão realizados os seguintes fatores de desempenho: MAE (Mean Absolute Error), MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*), R^2 (Coeficiente de Determinação), RMSE (*Root Mean Squared Error*) e MSE (*Mean Squared Error*).

2 MATERIAIS E MÉTODOS

A Figura 1, que será apresentada em sequência, ilustra a metodologia utilizada por meio de um fluxograma, dividindo-a em 2 grandes partes, obtenção de dados de literatura e processamento; função de pedotransferência e modelagem com *machine learning*.

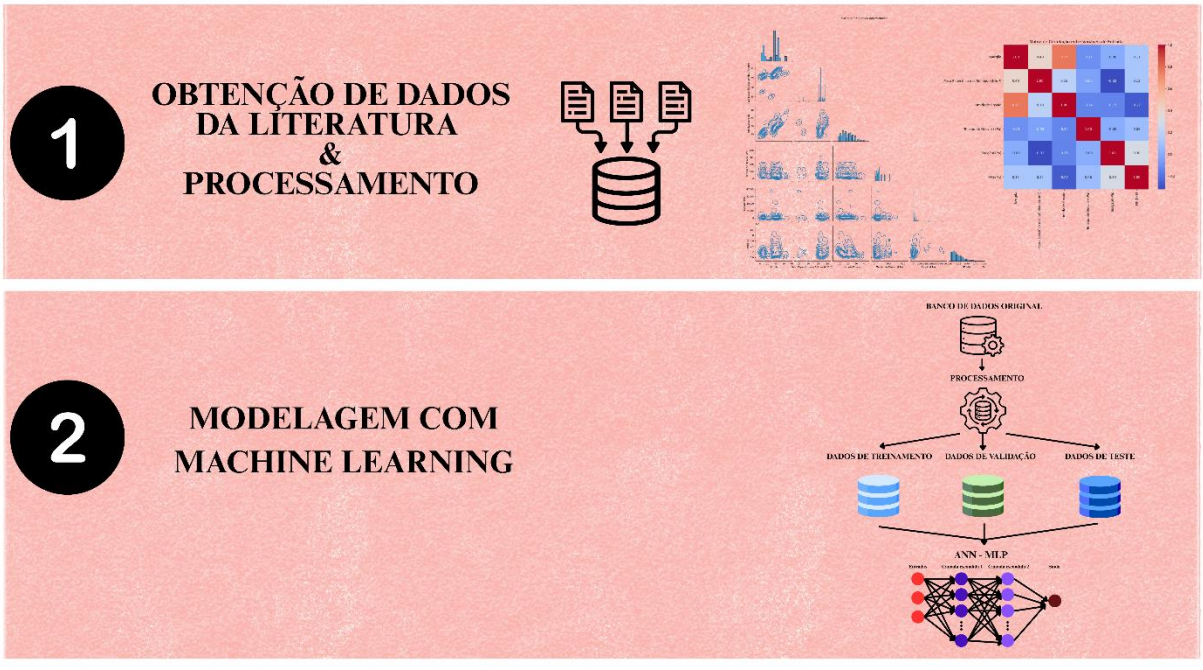


Figura 1. Fluxograma da metodologia utilizada, 2026.

2.1 Obtenção de dados de literatura e processamento

A obtenção de dados pela literatura levou em consideração teses, dissertações e artigos que contivessem resultados de ensaios de módulo resiliência com a maioria dos seguintes parâmetros numéricos: porcentagem de argila, porcentagem de areia, porcentagem de silte, limite de liquidez (LL), limite de plasticidade (LP), índice de plasticidade (IP), peso específico dos sólidos (Ysólidos), umidade de compactação (Wcompactação), umidade de ensaio (Wensaio), peso específico seco máximo (pdmáx), tensão de desvio (σ_{desvio}), tensão de confinamento ($\sigma_{confinamento}$), sucção e módulo resiliência; e os parâmetros categóricos: classificação TRB

(*Transportation Research Board*), classificação MCT, classificação SUCS (Sistema Unificado de Classificação de Solos) e energia de compactação. O banco de dados conta com mais de 3000 registros até o presente momento.

O processamento consiste em trabalhar os dados, de modo que sejam descartados ou reavaliados de modo que o banco de dados inicial passe por um filtro para a posteriori ser realizada a modelagem, uma seção do processamento pode ser demonstrada subsequentemente na Figura 2.

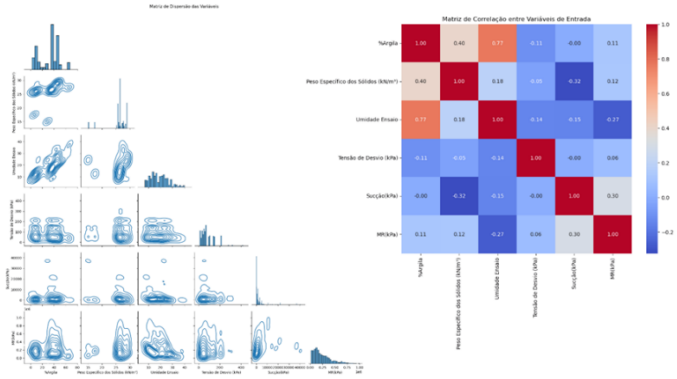


Figura 2. Matrizes de dispersão e de correlação de variáveis, respectivamente, 2026.

Essas matrizes são muito utilizadas para a decisão, ao critério do operador do banco de dados e da técnica de previsão, de quais das categorias devem permanecer ou não na rede neural, pois elas mostram a correlação entre as categorias e a dependência entre elas e quanto mais correlatas pior para a previsão (Almeida *et al*., 2023; Lunardi *et al*., 2025 e Khawaja *et al.*, 2024).

Outra parte do processamento é a seleção dos dados baseado em algum critério matemático, além das matrizes acima. O critério utilizado nesse caso foi o de desvio em relação a média de cada dado, por meio do intervalo interquartil (IQR) (Equação 1), que analisa a representatividade de cada categoria do banco de dados, pois quanto mais representativos melhor é a sua previsão.

Esse critério é calculado pela subtração do Q1 (mediana da metade inferior) de Q3 (mediana da metade superior), com o IQR são calculados os limites inferior (LL) e superior (UL), representados pelas Equações 2 e 3, respectivamente.

$$IQR = Q3 - Q1 \quad (1)$$

$$LL = Q3 + 1{,}5\ IQR \quad (2)$$

$$UL = Q1 - 1{,}5\ IQR \quad (3)$$

2.2 Modelagem com *machine learning*

A modelagem com *machine learning* consiste em utilizar o processamento dos dados do banco, de modo que sejam divididos em dados de treino, dados de teste e dados de validação para que sejam interpretados pela rede neural (ANN – MLP: *Artificial Neural Net – Multilayer Perceptron*, na Figura 4 tem uma representação dela.

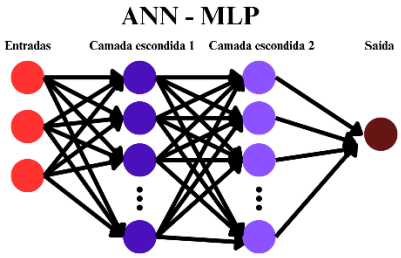


Figura 4. Representação dos modelos de *machine learning*, 2026.

Vale ressaltar que é possível usar cada modelo com vários algoritmos mas o algoritmo utilizado foi o de *backpropagation* (BP), preferiu-se alterar as outras componentes da rede neural, como número de camadas, número de neurônios por camada, otimizador, o número de categorias de entrada e a taxa de aprendizado.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Desse modo, preferiu-se por mostrar apenas o resultado ótimo, que foi uma ANN – MLP (*Multilayer Percepetron*), que consiste em uma ANN de várias camadas escondidas, a rede em questão contou com 6 camadas escondidas, começando com 1024 neurônios e reduzindo até 32 dividindo por 2 para cada camada subsequente; o otimizador utilizado na ótima foi o ADAM com uma taxa de aprendizado de 0,0005; a rede foi definida com 200 épocas, mas apresentou *early stop*, que foi configurado para 10 épocas, o que significa que se em 10 épocas não houver melhora nos parâmetros MAE e MSE, a rede neural para os treinamentos, 1 época configura 1 treinamento.

Vale ressaltar que 25% do total dos dados foi destinado ao treinamento e 20% do restante, ao teste da ANN citada a priori. O *label encoder* foi utilizado para a transformação das variáveis categóricas (Classificações TRB, SUCS, MCT e a Energia) ao passo que o *scaler* foi utilizado para transformar as variáveis numéricas.

3.1 Processamento de dados

Abaixo, na Figura 5 serão mostrados dados acerca do processamento.

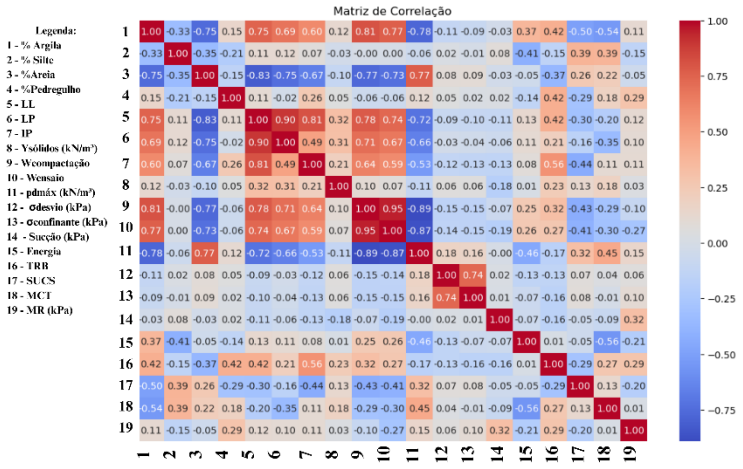


Figura 5. Matriz de Correlação, 2026.

Percebe-se a partir da figura uma forte relação entre 5, 6 e 7, essa relação é explicitada pelo fato de serem os limites de *atterberg*, respectivamente, LL, LP e o índice de plasticidade que é a diferença entre os dois. Além dessa relação, percebe-se alta correlação entre a % de areia e esses mesmos limites; também pode

ser vista a correlação entre a areia e as umidades de compactação e de ensaio; por último, percebe-se que este parâmetro também se relaciona com o peso específico aparente seco máximo do solo. Baseado nessa matriz definiu-se quais categorias seriam excluídas para comparação deste novo modelo com o modelo completo.

Os gráficos 1 e 2 abaixo mostram alguns resultados residuais, de predição de erro e a comparação de dado real com dado previsto. Os gráficos 1(a) e 1(b) utilizaram dados especificamente da ANN, havendo a comparação de dado real apenas na predição de erro com o melhor aproximador (identificado como *best fit*), ao passo que no Gráfico 2, levou em consideração a comparação dos dados previsto após o treino com os reais.

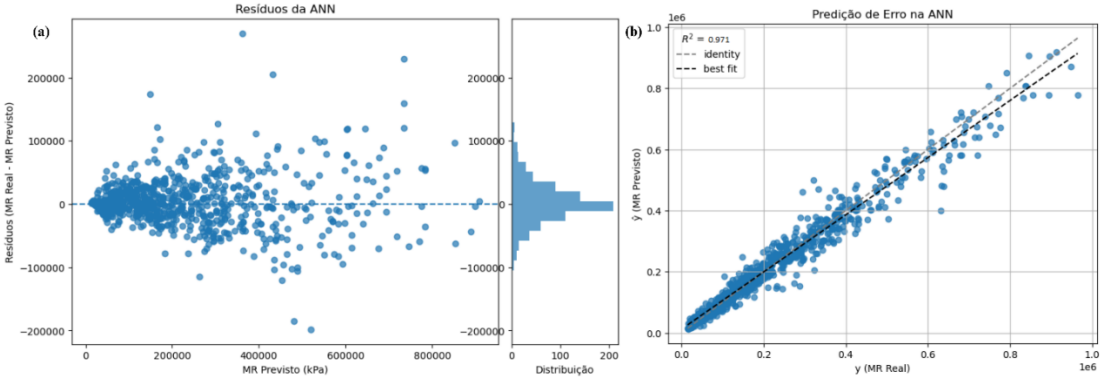


Gráfico 1. (a) – Resíduos da ANN e (b) – Predição de Erro na ANN, 2026.

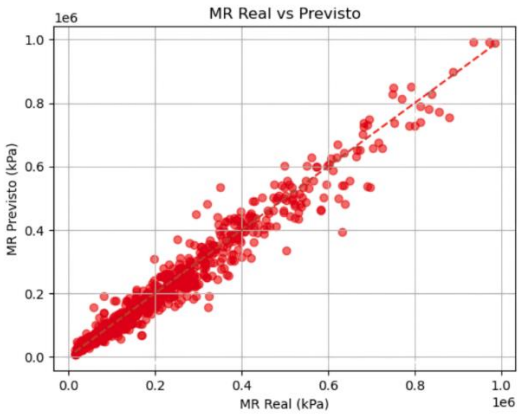


Gráfico 2. MR Real vs Previsto, 2026.

Os parâmetros de desempenho obtidos para o Gráfico 2, são apresentados abaixo na Tabela 1, em uma comparação com o modelo otimizado com menos categorias, sendo elas: 1, 7, 8, 10, 12, 14, 15, 17 e 18.

Identificação	Modelo completo	Modelo otimizado
R^2	0,971	0,863
MAE (kPa)	25256,65	48883,11
MSE $(kPa)^2$	1436468199	4613092590
RMSE (kPa)	37900,77	67919,75
MAPE (%)	14	30

Tabela 1. Comparação dos modelos, 2026.

Percebe-se que os valores dos modelos são bem díspares, sendo o melhor modelo o completo com todos os parâmetros analisados. Com esse desempenho, o valor previsto de MR foi de 54,45 MPa, enquanto o correspondente na base de dados, foi de 57,83 MPa, resultando em um coeficiente de variação relativo de 5,84% e um erro absoluto de 3,38 MPa.

Esse valor de coeficiente de variação é extremamente baixo para uma rede neural, além do que o R^2 de 0,97 pode explicar esse fato, pois significa que os dados treinados estão se aproximando dos reais com um R maior que 0,9848, ou seja, linearmente essa aproximação é de 98,5%, ao passo que quadraticamente é de 97%. Então, o modelo é bem representativo para a base de dados em questão, englobando mais de 3000 linhas de dados.

Desse modo, pode-se perceber que a ANN em questão, com MAE de 25256,65 kPa; MSE de 1436468199,34 $(kPa)^2$; RMSE de 37900,77 kPa; MAPE de 14% e R^2 de 0,97 resolve de maneira assertiva a problemática da estimativa do MR para solos não saturados brasileiros. Além disso, o modelo com 9 categorias totais também apresenta um R^2 elevado, de 0,86, podendo também ser utilizado para essa estimativa.

4 CONCLUSÃO

Em função da predição do MR em solos não saturados brasileiros considerando a sucção em sua previsão ser pouco abordado ou não ser abordado pelas pesquisas recentes, vale-se ressaltar que é possível realizar essa previsão por meio das ferramentas supracitadas.

Assim, utilizando o algoritmo de *backpropagation*, o otimizador que apresentou melhor desempenho foi o ADAM (Adaptive Moment Estimation), com taxa de aprendizado de 0,0005 e $R^2 = 0,97$. Esse otimizador é muito usado quando se espera um resultado mais linear (Almeida *et al*., 2023; Lunardi *et al*., 2025). Com esse desempenho, o valor previsto de MR foi de 54,45 MPa, enquanto o valor correspondente na base de dados, para as mesmas variáveis de entrada, foi de 57,83 MPa, resultando em um coeficiente de variação relativo de 5,84% e um erro absoluto de 3,38 MPa.

Desse modo, pode-se concluir que a ANN em questão resolve de maneira assertiva a problemática da estimativa do MR para solos não saturados brasileiros, tanto no modelo total (18 entradas) quanto no modelo otimizado com metade dos *inputs*. Além de possibilitar uma incalculável quantidade de simulações, a depender do operador, para que sejam feitas análises acerca de limites superiores e inferiores para solos, cujos quais ele deve fornecer os dados de entrada, podendo manter alguns parâmetros fixos, como as porcentagens granulométricas, e simular umidades ótimas e variações no fator sucção.

A inteligência artificial também permite a criação de novos modelos baseados neste, a fim de mudar os dados de entrada ou a combinação de modelos por *ensemble learning*, por exemplo. Pelas motivações explicitadas é altamente recomendada a utilização de *machine learning* para previsões ou simulações de situações de engenharia, no caso explicitado, do Módulo Resiliência.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus; segundamente a minha família, amigos, professores e orientadores; e terceiramente ao CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior) por financiar minha bolsa de mestrado desde 2025.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABU-FARSAKH, M. Y. *et al.* (2015) Incorporating the effect of moisture variation on resilient modulus for unsaturated fine-grained subgrade soils. *Transportation Research Record*, 2510 (1), p. 44-53.

ALMEIDA, T. A. C. *et al*. (2023) Influence of the ANN Hyperparameters on the Forecast Accuracy of RAC's Compressive Strength. *Materials*, 16 (24), p. 7683.

BLACKMORE, L. *et al*. (2020) Saturation and its effect on the resilient modulus of a pavement formation material. *Géotechnique*, 70 (4), p. 292-302.

DE FREITAS, J. B.; DE REZENDE, L. R.; DE FN GITIRANA JR, G. (2020) Prediction of the resilient modulus of two tropical subgrade soils considering unsaturated conditions. *Engineering Geology*, 270, p. 105580.

Departamento Nacional de Infraestrutura de Transportes (2016). DNIT 172/2016-ME. *Solos – Determinação do Índice de Suporte Califórnia utilizando amostras não trabalhadas – Método de ensaio*. Brasília.

Departamento Nacional de Infraestrutura de Transportes (2018). DNIT 134/2018-ME. *Pavimentação – Solos – Determinação do módulo de resiliência – Método de ensaio*. Rio de Janeiro.

DOS SANTOS, T. A. *et al*. (2019) Avaliação da resistência e da deformação resiliente de quatro solos de subleitos rodoviários no estado do Rio Grande do Sul. *Transportes*, 27 (1), p. 48-64.

DOS SANTOS PEREIRA, S. A. *et al.* (2024) Prediction of soil–water characteristic curves in bimodal tropical soils using artificial neural networks. *Geotechnical and Geological Engineering*, 42 (5), p. 3043-3062.

FREDLUND, D. G.; MORGENSTERN, N. R. (1977) Stress state variables for unsaturated soils. *Journal of the Geotechnical Engineering Division*, 103 (5), p. 447-466.

FREDLUND, D. G.; RAHARDJO, H. (1993) *Soil Mechanics for Unsaturated Soils*. John Wiley & Sons, New York.

FREDLUND, D. G.; RAHARDJO, H.; FREDLUND, M. D. (2012) *Soil-water characteristic curves for unsaturated soils*. Unsaturated Soil Mechanics in Engineering Practice, p. 184-272.

HAN, Z.; VANAPALLI, S. K. (2016) Relationship between resilient modulus and suction for compacted subgrade soils. *Engineering Geology*, 211, p. 85-97.

HEIDARABADIZADEH, N.; GHANIZADEH, A. R.; BEHNOOD, A. (2021) Prediction of the resilient modulus of non-cohesive subgrade soils and unbound subbase materials using a hybrid support vector machine method and colliding bodies optimization algorithm. *Construction and Building Materials*, 275, p. 122140.

KHAWAJA, L. *et al.* (2024) Development of machine learning models for forecasting the strength of resilient modulus of subgrade soil: genetic and artificial neural network approaches. *Scientific Reports*, 14 (1), p. 18244.

LEONG, E. C.; RAHARDJO, H. (1997) Review of soil-water characteristic curve equations. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, 123 (12), p. 1106-1117.

LIANG, R. Y.; RABAB'AH, S.; KHASAWNEH, M. (2008) Predicting moisture-dependent resilient modulus of cohesive soils using soil suction concept. *Journal of Transportation Engineering*, 134 (1), p. 34-40.

LIMA, C. D. A. *et al.* (2018) *Contribution to the study of Brazilian tropical soils as pavement materials*. Proceedings of the 13th Conference on Asphalt Pavements – ISAP. p. 1-10.

LUNARDI, L. R. *et al.* (2025) Hybrid machine learning model for predicting the fatigue life of plain concrete under cyclic compression. *Buildings*, 15 (10), p. 1618.

NOGAMI, J. S.; VILLIBOR, D. F. (1995) *Pavimentação de Baixo Custo com Solos Lateríticos*. São Paulo.

SALOUR, F.; ERLINGSSON, S. (2015) Resilient modulus modelling of unsaturated subgrade soils: laboratory investigation of silty sand subgrade. *Road Materials and Pavement Design*, 16 (3), p. 553-568.

SALOUR, F.; ERLINGSSON, S.; ZAPATA, C. E. (2014) Resilient modulus modeling of unsaturated subgrade soils with matric suction control. *Canadian Geotechnical Journal*, 51 (12), p. 1413-1422.

YANG, S.-R. *et al.* (2008) Suction-controlled laboratory test on resilient modulus of unsaturated compacted subgrade soils. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, 134 (9), p. 1375-1384.

YAO, Y. *et al*. (2018) Model for predicting resilient modulus of unsaturated subgrade soils in south China. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 22 (6), p. 2089-2098.

ZHANG, J. *et al.* (2021) Predicting resilient modulus of fine-grained subgrade soils considering relative compaction and matric suction. *Road Materials and Pavement Design*, 22 (3), p. 703-715.