






Concepção e validação de um modelo de regressão do módulo de resiliência de solos aplicado no dimensionamento empírico-mecanístico de pavimentos

Design and validation of a regression model for soil resilience modulus applied in empirical-mechanistic pavement design

João Paulo Ferreira de Lacerda¹ , Yasmim Vitória Vanderlei Dias¹ , Flávio Santos Sousa Costa¹ ,
Nayra Maryelle Silva Batista¹ , Antonio Junior Alves Ribeiro¹ 

¹Instituto Federal do Ceará, Laboratório de Mecânica dos Solos, Av. Plácido Aderaldo Castelo, 1646, Planalto, Juazeiro do Norte, CE, Brasil.

e-mail: jpaulolacerda47@gmail.com, diasyasmim@gmail.com, flavio.santos150998@gmail.com, nayramaryellesb@gmail.com, junior.ribeiro@ifce.edu.br

RESUMO

O aparecimento precoce de problemas na estrutura dos pavimentos e o não cumprimento do horizonte de projeto não só provocam desconforto aos usuários devido às más condições de rolamento e a falta de segurança durante o tráfego, como também demandam uma maior quantidade de matéria-prima e capital para restauração, recuperação ou reconstrução das estruturas danificadas. Os métodos de dimensionamento de pavimentos flexíveis empíricos-mecanísticos, como o novo método brasileiro de dimensionamento (MeDiNa), consideram o comportamento mecânico das camadas e do pavimento como um todo e representam de maneira mais apropriada a relação existente entre as cargas solicitantes do tráfego e a resposta apresentada pelo pavimento. O MeDiNa faz uso dos parâmetros de rigidez, como o módulo de resiliência (MR), para realizar uma análise elástico-plástica da estrutura. Este parâmetro, por sua vez, sofre algumas limitações de uso, visto que é obtido em laboratório por meio de ensaios triaxiais dinâmicos que exigem a utilização de equipamentos complexos, mão de obra especializada, além de demandar uma quantidade significativa de material e apresentar uma difícil implementação em situações práticas, tornando a execução do ensaio restrita fora das universidades e instituições acadêmicas. Tendo em vista esta problemática, este artigo propõe um modelo neural de regressão para previsão do módulo de resiliência obtido através dos parâmetros geotécnicos básicos e usuais. Ademais, para comprovar a viabilidade do modelo gerado, foram realizadas simulações considerando os diversos tipos de vias, bem como os modelos constitutivos elásticos do solo linear e não-linear. Demonstrando, assim, que se trata de um modelo satisfatório para previsão do módulo de resiliência, que poderá ser empregado tanto em rodovias com volumes de tráfego moderado quanto em volumes elevados, quando não for possível a realização do ensaio.

Palavras-chave: Pavimentos; Métodos empíricos-mecanísticos; Modelo neural; Simulações.

ABSTRACT

The early appearance of pathologies in sidewalks and failure to meet the design horizon not only cause discomfort for users due to poor road conditions and lack of safety during traffic, but also demand a greater amount of raw materials and capital for restoration, recovery or reconstruction of damaged structures. Empirical-mechanistic flexible sidewalk design methods, such as the new Brazilian design method (MeDiNa), take into account the mechanical behavior of the layers and the sidewalk as a whole and more appropriately represent the relationship between the traffic loads and the sidewalk's response. MeDiNa uses stiffness parameters such as the modulus of resilience (MR) to carry out an elastic-plastic analysis of the structure. This parameter, in turn, suffers some limitations in use, since it is obtained in the laboratory through dynamic triaxial tests that require the use of complex, expensive equipment, specialized labor, in addition to demanding a significant amount of material and being difficult to implement in practical situations, making the test restricted outside universities and academic institutions. In view of this problem, this article proposes a neural regression model for predicting the resilience modulus obtained from basic and usual geotechnical parameters. In addition, to prove the viability of the model generated, simulations were carried out considering different types of roads, as well as linear and non-linear

elastic soil constitutive models. This demonstrates that it is a satisfactory model for predicting the modulus of resilience that can be used on roads with moderate to heavy traffic volumes, when it is not possible to carry out the test.

Keywords: Pavements; Empirical-mechanistic methods; Neural model; Simulations.

1. INTRODUÇÃO

Tradicionalmente, os projetos rodoviários nacionais ainda são realizados por meio de métodos empíricos de dimensionamento que se baseiam nos resultados do ensaio CBR (California Bearing Ratio). No entanto, existe um consenso na literatura de que esses métodos são ultrapassados e não representam de maneira adequada a natureza dinâmica das cargas aplicadas [1], além de não considerar o comportamento mecânico das camadas e do pavimento como um todo [2]. Comprometendo a durabilidade das estruturas e, conseqüentemente, gerando custos adicionais para restauração, recuperação ou reconstrução.

O aparecimento precoce de problemas na estrutura dos pavimentos e o não cumprimento do horizonte de projeto não só provocam desconforto aos usuários devido às más condições de rolamento e a falta de segurança durante o tráfego, como também demandam uma maior quantidade de matéria-prima e capital para conservar as estruturas danificadas. Tornando fundamental o estabelecimento de projetos e métodos mais eficientes que tornem essas estruturas capazes de suportar as solicitações impostas pela ação do tráfego.

LIU *et al.* [3] apontam que a resiliência dos materiais granulares está diretamente ligada ao caminho de tensão aplicada, resultando em variações na sua resposta à carga conforme a aplicação ao longo do tempo. A resposta desses materiais às cargas é influenciada não apenas pela magnitude, como também pela aplicação de carga ao longo do tempo, logo a taxa na qual a carga é aplicada, o número de ciclos e a distribuição em diferentes direções ou caminhos são fatores possíveis que podem ser levados em consideração.

Reconhecendo-se que os projetos, de maneira geral, são elaborados para se construir extensas vias e que o dimensionamento inadequado acarreta prejuízos no âmbito social, ambiental e econômico. Faz-se necessária a adoção de métodos de dimensionamento que utilize os recursos disponíveis para desenvolver um modelo de pavimento que, por meio de simulações, projete de forma adequada uma estrutura de modo a atender às necessidades e condições locais. Essas novas necessidades constituem o princípio base da abordagem empírico-mecanística, atualmente adotada por grande parte dos órgãos rodoviários ao redor do mundo para o dimensionamento de pavimentos flexíveis [4].

O Departamento Nacional de Infraestrutura de Transportes (DNIT) publicou o novo método brasileiro de dimensionamento (MeDiNa), que representa de maneira mais apropriada a relação existente entre as cargas oriundas do tráfego de veículos e a resposta apresentada pelo pavimento. Sendo o módulo de resiliência (MR) e a deformação permanente ou plástica (DP), os principais parâmetros utilizados para avaliar o comportamento de tensão e deformação por meio destes métodos.

Para materiais granulares, o MR é obtido por meio de ensaios triaxiais dinâmicos de cargas repetidas que utilizam equipamentos sofisticados, além de demandar mão de obra especializada, quantidades significativas de material para sua execução e apresentar uma difícil implementação em situações práticas, fato que torna a execução do ensaio restrita fora das universidades e instituições acadêmicas. GHANIZADEH *et al.* [5] cita que o valor aquisitivo demandado e o tempo necessário para a execução do ensaio triaxial dinâmico, demonstram fundamentalmente a necessidade de desenvolvimento de novos métodos e técnicas que resultem em uma estimativa precisa para obtenção do parâmetro.

Portanto, o presente artigo propõe um modelo neural de regressão para previsão do módulo de resiliência obtido através dos parâmetros de caracterização geral dos solos exigidos pelo DNIT nos projetos geotécnicos de obras rodoviárias, bem como os pares de tensão (desvio e confinante) estabelecidos por norma do DNIT [6]. Ademais, para comprovar a viabilidade do modelo no emprego do dimensionamento de rodovias de tráfego moderado e alto, foram realizadas diversas simulações considerando os modelos constitutivos elásticos do solo linear e não-linear.

2. REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

As redes neurais artificiais (RNA) consistem em um sistema de equações projetado para modelar com base no funcionamento do cérebro humano [7]. De maneira geral, constituem-se em técnicas computacionais utilizadas para resolver problemas específicos e complexos que envolvem o reconhecimento de padrões, ainda que seja desconhecido o comportamento das variáveis em questão [7, 8].

HAYKIN [9] define as RNAs como processadores maciçamente e paralelamente distribuídos constituídos de unidades de processamento simples, os neurônios artificiais, que têm a propensão natural para armazenar

conhecimento e torná-lo disponível para o uso posteriormente. Concomitantemente, RODRIGUES DA SILVA *et al.* [7] pontuam que uma rede neural constitui um sistema de elementos de processamento interligados e dispostos em camadas, cujo aprendizado ocorre a partir de exemplos, havendo a alteração dos pesos sinápticos a cada ciclo de iteração de modo a produzir a saída mais adequada para o fenômeno estudado.

A definição da topologia ou arquitetura de uma rede neural, normalmente, é realizada a partir de uma inspeção prévia dos dados e da complexidade do problema. Na prática, a quantidade de neurônio na camada oculta é, usualmente, definida de maneira empírica conforme a distribuição dos padrões de treinamento e validação da rede [7]. HECHT-NIELSEN [10] propôs que a quantidade de nós de uma rede neural pode ser estabelecida a partir da Equação 1.

$$N = (2i + 1) \tag{1}$$

Onde “N” representa a quantidade de neurônios e “i” corresponde a quantidade de variáveis explicativas usadas para prever o fenômeno.

Segundo FLECK *et al.* [8], existem três classes de arquiteturas de rede fundamentalmente diferentes, as redes alimentadas com camada única, as redes alimentadas com múltiplas camadas e as redes recorrentes. Neste artigo será proposta uma rede alimentada com múltiplas camadas estruturada em uma camada de entrada, camadas ocultas (ou intermediárias) e uma camada de saída. A Figura 1 consiste em um exemplo ilustrativo da topologia de uma rede neural artificial de múltiplas camadas de acordo com.

A informação atravessa sucessivas camadas de neurônios que realizam um processamento da rede [7]. Cada nó disposto na camada de entrada leva para a rede o valor de uma variável independente e cada ligação é firmada a partir de um peso que definirá a força de conexão entre os neurônios.

Uma das principais características de uma rede neural é a sua capacidade de aprender com o ambiente ao qual está inserida, extrair conhecimento e generalizar [9]. Assim, no processo de aprendizagem, a rede neural é estimulada pelo ambiente em que está inserida e sofre ajustes sucessivos dos pesos e limiares, obtendo-se a saída mais adequada para explicar o evento estudado. Dessa forma, treinar uma rede consiste em ajustar os pesos sinápticos para que o vetor de saída seja compatível com o valor desejado para cada vetor de entrada [8].

HEIDARABADIZADEH *et al.* [12] cita que estudos anteriores focaram no uso de redes neurais artificiais para desenvolver modelos preditivos para MR. Esses modelos foram desenvolvidos tanto para solos de grãos finos quanto para materiais granulares. ZHANG [13], por meio de uma rede neural radial, constatou que a massa unitária seca e o teor de umidade afetaram significativamente o MR dos solos da sub-base. Além disso, RIAZ e AHMAD [14] observou a eficácia no uso de RNAs através da modelagem envolvendo os limites de Atterberg e os pares de tensões.

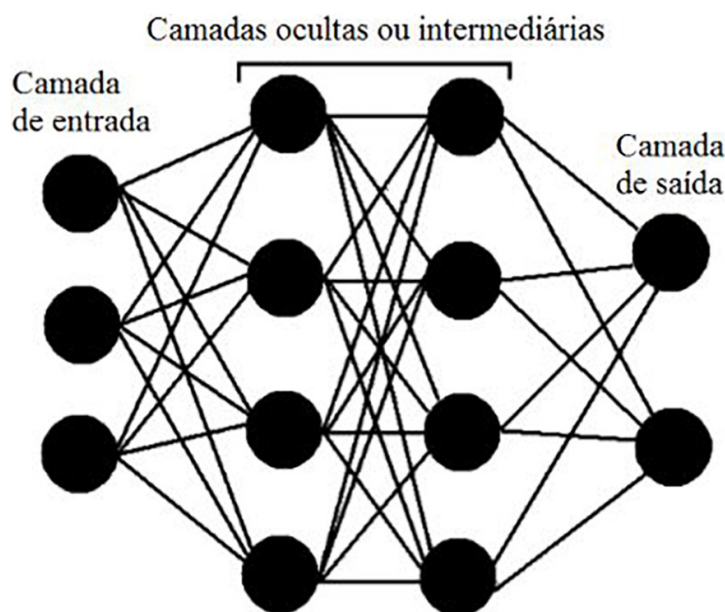


Figura 1: Topologia de uma rede neural artificial de múltiplas camadas [11].

3. MATERIAIS E MÉTODOS

3.1. Área de estudo

O estado do Ceará, localizado na região nordeste brasileira, limita-se a Norte com o Oceano Atlântico; ao Sul com o Estado de Pernambuco; a Leste com os estados do Rio Grande do Norte e Paraíba; e a Oeste com o Estado do Piauí. O estado possui 184 municípios e uma população em torno de 8.794.957 habitantes com uma densidade demográfica de 59,07 hab/km², ocupando um espaço territorial de 148.894,447 km² e 1.594,42 km² de área urbanizada, ademais, o estado conta com 9.111,7 km de rodovias pavimentadas contabilizando 0,06 km/km² do território estadual [15, 16].

O transporte rodoviário é a principal forma de transporte de pessoas e mercadorias, tendo uma ligação direta com a economia. Só no ano de 2022 foram contabilizados cerca de 79.532 caminhões de cargas percorrendo o estado [15], fato que demonstra a necessidade de rodovias resistentes para não haver o comprometimento das condições de rolamento e, conseqüentemente, não comprometam a segurança dos usuários e não exijam novos gastos públicos para sua restauração.

Sabendo-se da necessidade de atualização dos métodos de dimensionamento praticados no país e, concomitantemente, no estado, este artigo propõe o desenvolvimento de um modelo de previsão do módulo de resiliência por meio dos resultados de ensaios geotécnicos básicos, quando não for possível a realização do ensaio de MR. A Figura 2 mostra a distribuição geográfica dos pontos das amostras de solos com ensaios de MR usados neste estudo, os quais foram escolhidos em função das ocorrências de classes pedológicas, a fim de melhor representar os tipos de solos existentes no estado do Ceará.

3.2. Pesquisa e aquisição dos dados

O banco de dados utilizado para o aprendizado da rede é composto por valores de MR extraídos de trabalhos acadêmicos dispostos na literatura e dos resultados de ensaios laboratoriais executados para melhor representar os solos da região. Os dados da literatura foram extraídos de [17–22]. Os pontos amostrais dos solos ensaiados foram coletados nos municípios de Aiuaba, Aracati, Barbalha, Baturité, Beberibe, Camocim, Crateús, Itarema, Mombaça, Limoeiro do Norte, Paraipaba, Santa Quitéria e Várzea Alegre. Os ensaios foram realizados obedecendo às normas estabelecidas para ensaios de granulometria de solos [23], compactação [24], limite de liquidez [25],

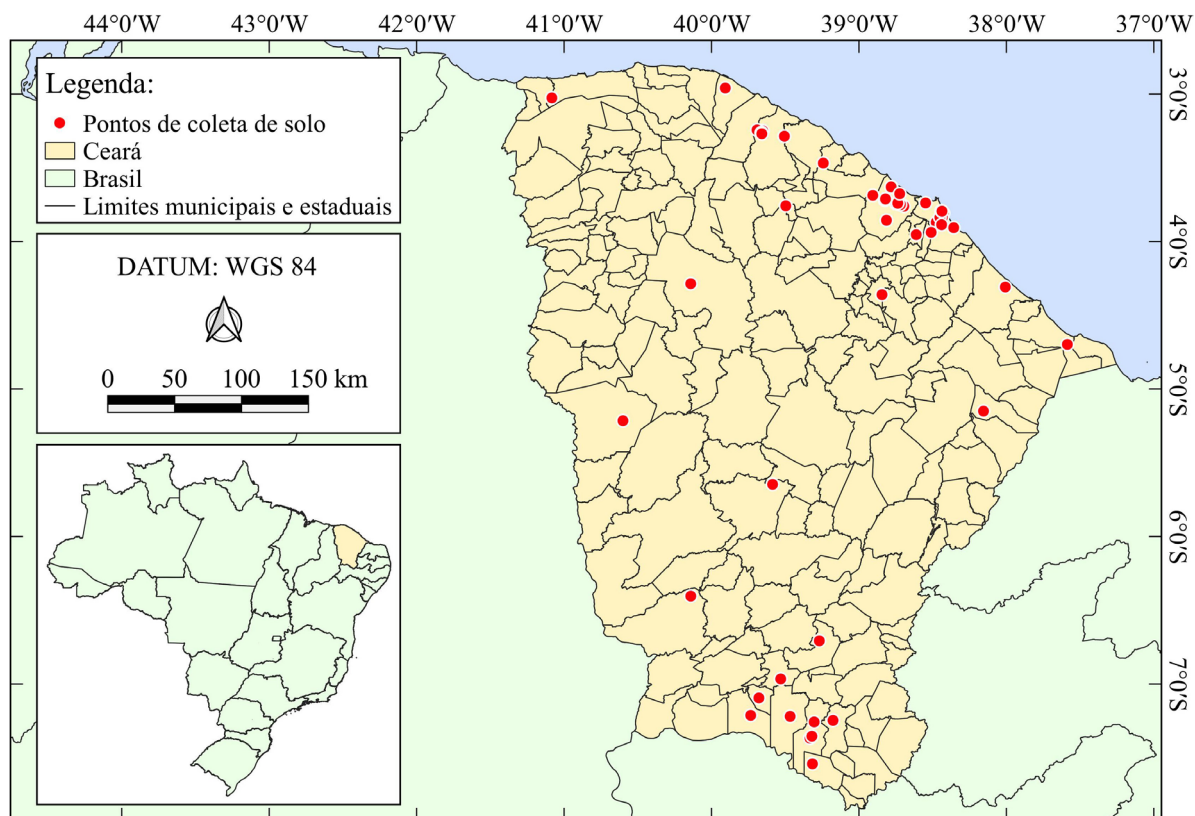


Figura 2: Geolocalização dos pontos de amostragens no Ceará, Brasil.

limite de plasticidade [26], CBR [27] na energia intermediária e módulo de resiliência [6]. Vale ressaltar que o índice de plasticidade foi obtido através da diferença entre o limite de liquidez e o limite de plasticidade.

Em posse dos dados, foi confeccionado um banco de dados com 1673 padrões de resultados, proveniente dos ensaios de caracterização geotécnica, como os dados dos ensaios de compactação (umidade ótima e massa específica aparente), granulometria (peneiras: 25,4 mm, 9,5 mm, 4,76 mm, 2 mm, 0,42 mm e 0,074 mm), limite de plasticidade, limite de liquidez, índice de plasticidade, expansão, CBR, as tensões (desvio e confinante) e o módulo de resiliência. Após definidos os parâmetros, o banco foi separado em diversas configurações de tabelas com diferentes combinações de parâmetros para posterior modelagem.

3.3. Modelagem neural

A modelagem foi realizada por meio do software MATLAB versão R2015a. Esta ferramenta possui um grande poder quando se trata de cálculos numéricos, além de possuir capacidades gráficas cruciais para análise do treinamento e criação de uma rede, permitindo a manipulação de linhas, colunas, elementos individuais e partes de matrizes, visto que os dados de entrada e saída da rede são estruturados por meio das matrizes [28]. Além disso, o programa possibilita a avaliação do desempenho do modelo utilizando o conceito do erro quadrático médio e da análise de regressão.

O modelo proposto foi concebido por meio da ferramenta de treinamento de RNAs que permitiu a criação de uma rede composta por uma camada de entrada, uma camada intermediária e uma camada de saída. O programa separou o banco de dados em três categorias: 60% dos dados foram destinados ao treinamento da rede, 20% foram designados para a etapa de validação e os 20% restantes foram remetidos para os testes. Por fim, foram simuladas diversas configurações de redes, variando-se os nós de entrada e o número de neurônios da camada intermediária, objetivando a obtenção de uma rede com a menor quantidade de parâmetros preditores e um melhor custo de processamento.

3.4. Simulações no MeDiNa

O módulo de resiliência no MeDiNa pode ser utilizado por meio da representação linear e não-linear, sendo o primeiro expresso como a média dos MRs dos 18 pares de tensões estabelecidos pela norma e o segundo consiste em um modelo matemático que relaciona as constantes (k_1 , k_2 , k_3 e k_4) e o MR por meio dos pares de tensões. A determinação das constantes foi realizada por meio do software LABFit. Vale ressaltar que foram utilizadas ambas representações para fins comparativos, conforme realizado por DIAS *et al.* [29].

As simulações foram realizadas adotando os parâmetros referentes aos tipos de vias de sistema arterial principal, primário e secundário do banco de dados do MeDiNa, que representam rodovias com maiores volumes de tráfego, cujos valores máximos permitidos para deformação permanente e área trincada, bem como o nível de confiabilidade estão expressos na Tabela 1. Como revestimento foi adotado o concreto asfáltico (CBUQ) de classe 1 constatado no próprio banco de dados do MeDiNa.

No que se refere à estrutura do pavimento, o material utilizado nas camadas de base e sub-base foram solo-brita e solo areno-siltoso não-laterítico (NA'), extraídos de BASTOS [17] e VASCONCELOS [30]. O material adotado para o subleito consta no banco de dados utilizado para o desenvolvimento de rede, servindo de base para atestar a eficiência da RNA por meio do valor real do MR e o valor calculado para o mesmo solo, com o objetivo de comparar o MR real disposto no banco de dados e o calculado pela rede no dimensionamento de pavimentos.

A Tabela 2 apresenta os parâmetros do tráfego utilizados nas simulações do MeDiNa, dados coletados através de um projeto real de uma rodovia no estado do Ceará. O Fator de Veículo foi adequado para os seguintes tipos de eixo padrão: eixo simples, duplo e triplo com roda dupla, e eixo simples e duplo (direcional) com roda simples.

Os testes no MeDiNa foram realizados utilizando duas estruturas típicas com as espessuras das camadas obedecendo os seguintes critérios: espessura da camada de base com 15 cm, revestimento variando dentro do intervalo de 7,5 cm a 10,0 cm e a camada de sub-base com 20,0 cm, conforme mostra a Figura 3.

Tabela 1: Valores máximos e confiabilidade.

TIPOS DE VIAS	CONFIABILIDADE (%)	ÁREA TRINCADA (%)	DEF. PERMANENTE (mm)
Arterial principal	95	30	10
Arterial primário	85	30	13
Arterial secundário	75	30	20

Tabela 2: Parâmetros do tráfego.

DADOS DO TRÁFEGO	
Volume médio diário (1° ano)	327
Fator de veículo (1° ano)	3,417
Número de passagens anual do eixo padrão (1° ano)	4,08E+05
% de veículos na faixa de projeto	100
Número de passagens anual do eixo padrão na faixa de projeto	3
Período do projeto em anos	10
Número total de passagens do eixo padrão na faixa de pedestres	4,68E+06

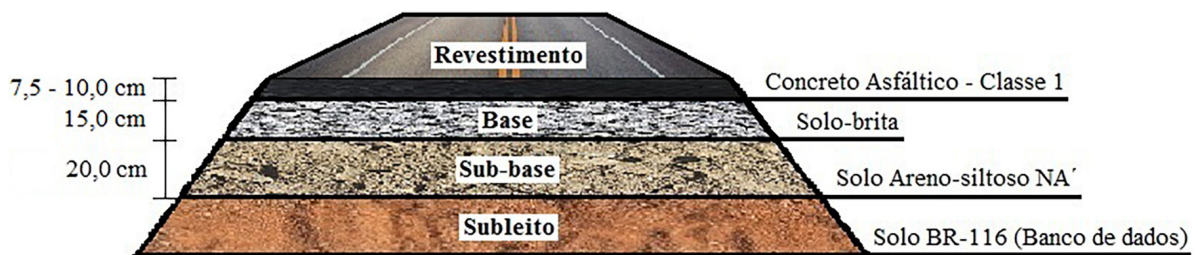


Figura 3: Ilustração das estruturas pavimentares simuladas.

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1. Análise dos dados

O modelo proposto foi obtido através da modelagem de 1673 valores de módulo de resiliência. Foram utilizados como parâmetros explicativos a umidade ótima (OT), o índice de plasticidade (IP) e o percentual passante nas peneiras granulométricas que se apresentaram como melhor conjunto de variáveis para determinação do MR pela RNA. Os parâmetros utilizados e o tratamento estatístico dos dados foram descritos na Tabela 3.

Os resultados obtidos por meio da estatística descritiva demonstram que o banco de dados apresenta uma boa representatividade de dados, visto que, a generalização da rede para amostras fora do banco de dados será possível somente quando as variáveis da amostra a ser calculada estiver dentro do intervalo (maior/igual ao MÍN e menor/igual ao MÁX) de cada variável expressa na Tabela 3. Portanto, quanto maior a amplitude e variações no banco de dados, melhor será a abrangência da RNA para futuras utilizações.

4.2. Rede neural proposta

A rede proposta foi desenvolvida utilizando a função de ativação tangente hiperbólica com intervalo de ativação entre - 1 e 1. A avaliação do desempenho da rede foi realizada analisando os coeficientes de correlação fornecidos pelo MATLAB após a modelagem. O modelo neural foi obtido por meio das seguintes variáveis predictoras: umidade ótima de compactação (OT), índice de plasticidade (IP), percentuais passantes nas peneiras granulométricas (25,4 mm, 9,5 mm, 4,76 mm, 2,0 mm, 0,42 mm e 0,074 mm) e as tensões de desvio e de confinamento. Esse modelo foi estruturado com uma camada de entrada contendo 10 nós, uma camada oculta com 21 neurônios e uma camada de saída (A: 10–21–1), conforme mostrado na Figura 4 [29].

Embora o modelo possua somente uma camada oculta é possível perceber a complexidade da rede proposta através de suas conexões. Cada um dos parâmetros de entrada está conectado com todos os neurônios da camada oculta, estabelecendo uma relação com a camada de saída por meio dos pesos e limiares advindos das conexões estabelecidas, conforme ilustrado na Figura 4. Os pesos e limiares gerados após a modelagem estão ordenados em uma planilha disponibilizada por meio do QR code (Figura 5).

A Figura 6 dispõe de gráficos de dispersão linear que revelam a correlação entre os MRs presentes no banco de dados, tidos como valor real (MR ensaiado) e calculados em todas as etapas do processo de modelagem (treinamento, validação e testes). É importante destacar que o modelo proposto apresentou coeficientes de correlação em torno de 0,99 durante a fase de treinamento da rede e um coeficiente de 0,98 durante as fases de validação e teste. Apontou TIRYAKI [31] o fator de correlação (R) superior a 0,8 como satisfatório na predição a partir da utilização de RNAs.

Tabela 3: Estatística descritiva dos valores representados no banco de dados.

VARIÁVEIS	MÍN.	MÁX.	AMP.	MÉDIA	MODA	MEDIANA	DESV. PAD.	VARIÂNCIA
OT (%)	4	17	13	9,624	9,5	9,5	2,501	6,256
IP (%)	0	20	20	4,666	0	4	4,834	23,368
25,4 mm	80	100	20	95,18	100	100	6,803	46,284
9,5 mm	40	100	60	82,815	100	94	20,37	414,944
4,76 mm	22	100	78	77,692	100	92	25,678	659,335
2,0 mm	18	100	82	74,558	98	86	26,167	684,69
0,42 mm	14	92,95	78,95	56,858	20	60,1	23,964	574,286
0,074 mm	4,31	86,83	82,52	24,263	13	19	16,427	269,838
MR (MPa)	50,069	2038	1987,931	442,87	635	284,216	351,92	123847,526

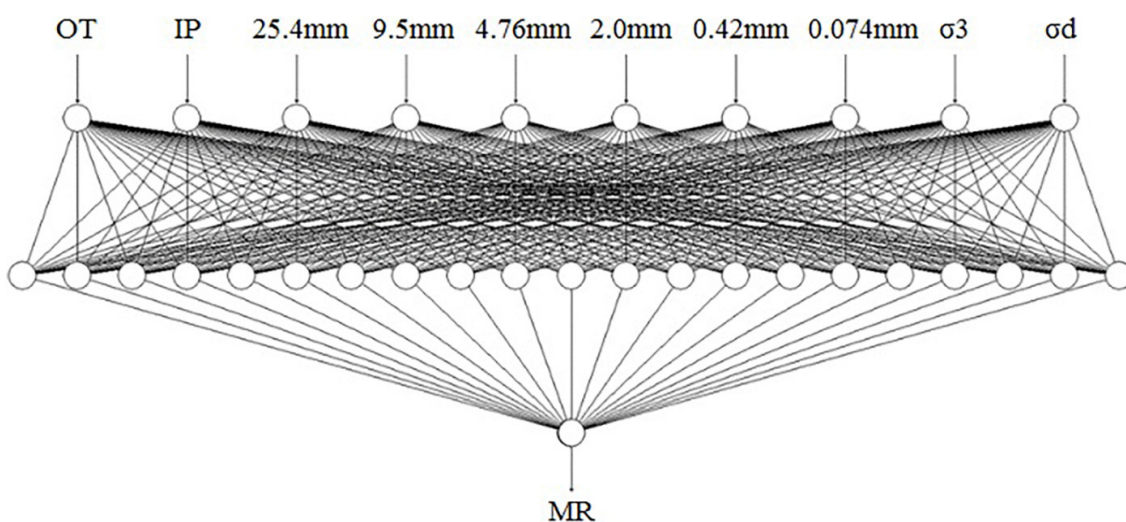


Figura 4: Modelo da rede neural artificial proposta.



Figura 5: QR Code – pesos e limiares (<https://me-qr.com/mobile/pdf/15172028>).

4.3. Simulações MeDiNa

O software MeDiNa foi utilizado para avaliar o desempenho do MR calculado pela rede em situações de tráfego moderado a mais pesado. Para tanto, foram realizadas simulações alterando os tipos de vias, espessura do revestimento e sub-base, alternando o modelo constitutivo do MR do subleito entre o resiliente linear e resiliente

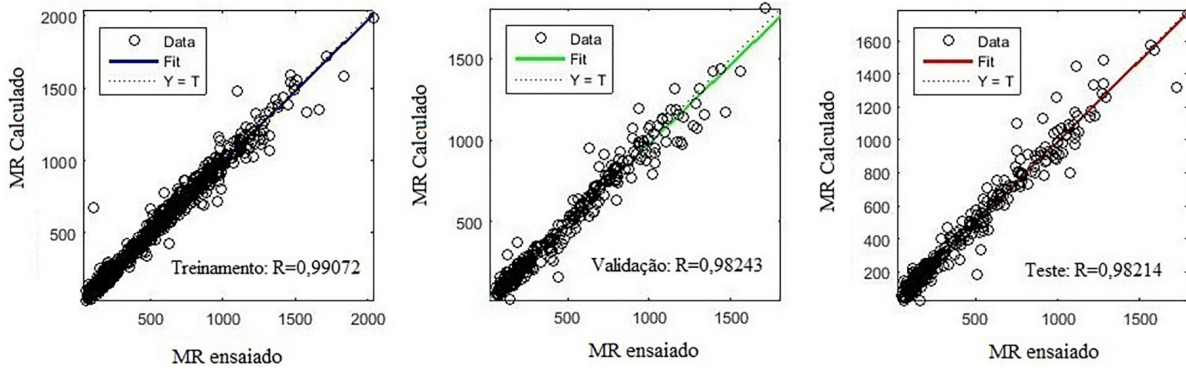


Figura 6: Gráficos de dispersão obtidos durante o treinamento, validação e teste do modelo.

Tabela 4: Afundamento de trilha de roda fornecidos pelo MeDiNa.

TIPOS DE VIAS	MODELO CONSTITUTIVO	SUBLEITO		PAVIMENTO TOTAL	
		ATR MR REAL (mm)	ATR – MR CALCULADO (mm)	ATR MR REAL (mm)	ATR – MR CALCULADO (mm)
Arterial Principal	Linear	3,68	3,65	7,61	7,57
	Não-linear	3,36	3,30	7,06	6,98
Arterial Primário	Linear	3,14	3,12	6,70	6,67
	Não-linear	2,88	2,82	6,24	6,16
Arterial Secundário	Linear	2,83	2,81	5,98	5,96
	Não-linear	2,58	2,52	5,69	5,61

não-linear para avaliar o ATR gerado pela tensão induzida pelo eixo padrão. A Tabela 4 apresenta os resultados dos ATRs totais dos pavimentos analisados com foco no comportamento da camada de subleito.

Diante dos dados obtidos nas simulações, percebeu-se que houve pequenas variações do ATR com diferença máxima de 0,06 mm ao comparar o módulo de resiliência real e o calculado, atendendo-se aos limites máximos de ATR para vias de sistema arterial principal, primário e secundário que devem ser menores que 10 mm, 13 mm e 20 mm, respectivamente, para toda a estrutura e o 5 mm para o subleito. A Figura 7 apresenta graficamente os dados referentes a Tabela 4, comparando o ATR gerado a partir das estruturas dimensionadas com o MR real e calculado em todo o pavimento e no subleito, aplicando diferentes estruturas, variando-se os tipos de vias, espessura das camadas, e modelo resiliente linear e não-linear.

A Tabela 5 apresenta a relação da área trincada estimada do pavimento até o fim do período de 10 anos descrito na Tabela 1, proveniente da carga repetida de tráfego nas simulações dos pavimentos dimensionados para o MR real e o proposto pela rede.

Para esta análise, é notório as pequenas variações entre as simulações testadas, com máximas de 0,5% de diferença entre o módulo real e o proposto pela RNA para todo o pavimento, além de se manter dentro dos limites permitidos para os tipos de vias que devem ser menores que 30%, garantindo a confiabilidade da rede em todos os aspectos testados. Além disso, não houve diferenças significativas em representar o comportamento elástico do material pelo MR médio (linear) ou pelo MR representado por um modelo (não-linear).

SANTOS *et al.* [32] através dos seus resultados indicaram que a não consideração do módulo de resiliência no dimensionamento do pavimento, culminou na redução significativa da vida útil do projeto, tanto para os valores de ATR quanto para trincamento por fadiga. Isso ocorre devido ao superdimensionamento quanto à deformação permanente, presente no método empírico de dimensionamento. Portanto, o MR calculado pela rede ao atender tempo de projeto e pouco diferir do dimensionamento realizado pelo MR real quanto a área trincada, assegura a eficiência da RNA proposta.

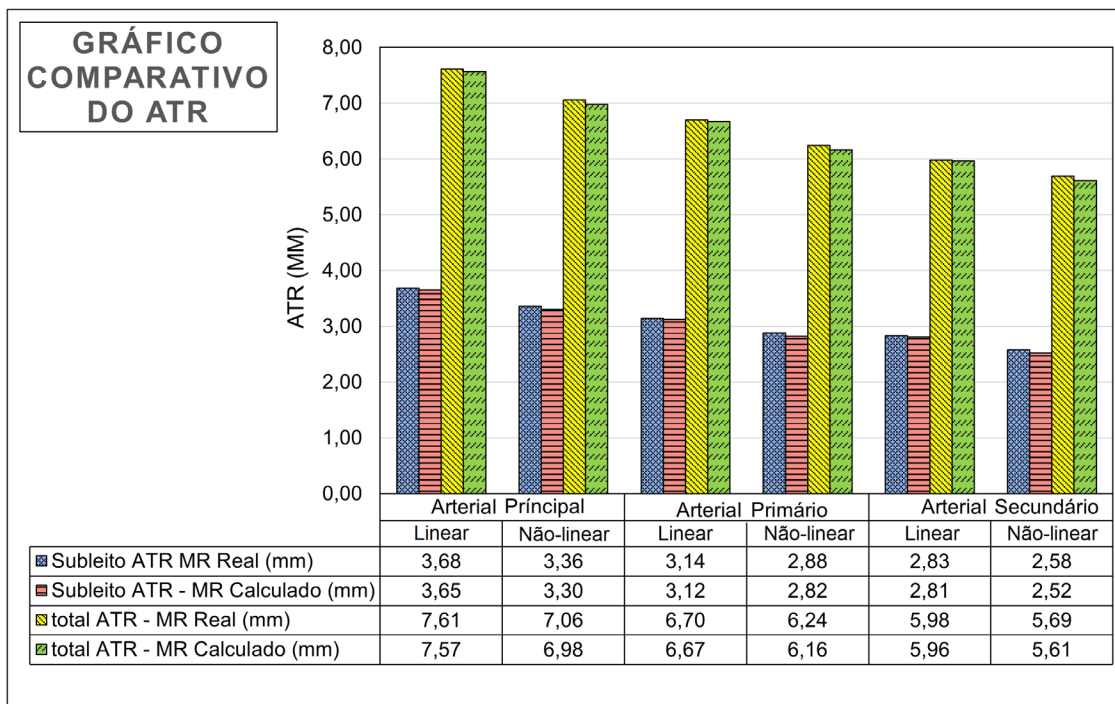


Figura 7: Gráfico comparativo do afundamento de trilhas de roda.

Tabela 5: Área trincada estimada.

TIPOS DE VIAS	MODELO CONSTITUTIVO	ÁREA TRINCADA	
		ATR MR REAL (mm)	ATR - MR CALCULADO (mm)
Arterial Principal	Linear	29,50%	29,80%
	Não-linear	29,40%	29,90%
Arterial Primário	Linear	29,40%	29,70%
	Não-linear	29,20%	29,60%
Arterial Secundário	Linear	28,90%	29,20%
	Não-linear	29,00%	29,50%

5. CONCLUSÕES

O presente artigo propôs um modelo neural de regressão para previsão do módulo de resiliência obtido através dos parâmetros geotécnicos básicos e usuais de caracterização do solo. O modelo proposto apresentou coeficientes de correlação em torno de 0,99 durante a fase de treinamento da rede e um coeficiente de 0,98 durante as fases de validação e teste, indicando que se trata de um modelo de previsão eficiente.

Foram extraídos do modelo os pesos sinápticos e os limiares advindos das conexões existentes entre os neurônios das camadas da rede neural. Estes valores foram dispostos em uma tabela, permitindo assim a posterior aplicação dos dados em planilhas de cálculo.

As simulações, realizadas por meio do software MeDiNa, consideraram tanto o MR calculado pela rede como também o MR real. As simulações permitiram a verificação do afundamento de trilha de roda e a área trincada advindos do fluxo de tráfego. Além disso, as simulações foram realizadas considerando os modelos constitutivos linear e não-linear. Os resultados do ATR demonstraram que houve uma variação máxima de 0,06 mm entre o MR real e o MR calculado, tendo como maior deslocamento vertical do ATR 7,57 mm da estrutura total simulada, valor inferior aos 20 mm permitidos pelo software.

Os resultados obtidos para área trincada demonstram uma oscilação de 0,5% entre os MRs, permanecendo dentro do limite estabelecido. Portanto, o modelo neural se mostrou eficiente e promissor para o dimensionamento de estruturas pavimentares em casos em que não for possível a realização do ensaio.

Em estudos anteriores [33], constataram a alta precisão na predição dos valores de MR através da utilização da RNA usando características do material e pares de tensões. Portanto, a utilização da rede proposta neste estudo traz uma perspectiva prática vantajosa, tendo em vista que contribui para a atualização dos métodos de dimensionamento, tornando a obtenção do módulo de resiliência mais acessível fora das instituições acadêmicas. Assim, o modelo objetiva colaborar com o dimensionamento de pavimentos mais duráveis, seguros e, conseqüentemente, estruturas que demandem menores custos e recursos para restauração ou recuperação.

6. AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem à FUNCAP, ao DNIT e ao IFCE pelo financiamento da pesquisa.

7. BIBLIOGRAFIA

- [1] MAIA, C.L., “Análise comparativa de módulos de resiliência obtidos com o Geogauge para o controle de qualidade de camadas granulares dos pavimentos”, Tese de M.Sc., Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, CE, Brasil, 2016.
- [2] GUABIROBA, J.V.D.O.C., REZENDE, L.R.D., BARROSO, L.X., *et al.*, “Estudo da fadiga e da deformação permanente de misturas asfálticas produzidas em Goiás”, *Matéria (Rio de Janeiro)*, v. 28, n. 1, pp. e13232, 2023. doi: <http://doi.org/10.1590/s1517-707620230001.1332>.
- [3] LIU, STOLLE, D., GUO, P., *et al.*, “Stress-path dependency of resilient behaviour of granular materials”, *The International Journal of Pavement Engineering*, v. 15, n. 7, pp. 614–622, 2014. doi: <http://doi.org/10.1080/10298436.2013.808340>.
- [4] CABRAL, W.S., BARROSO, S.H.D.A., SILVA, S.D.A.T., “Consideração da deformação permanente de solos ocorridos na região nordeste na análise mecânica-empírica de pavimentos”, *Matéria (Rio de Janeiro)*, v. 26, n. 4, pp. e13096, 2022. doi: <http://doi.org/10.1590/s1517-707620210004.1396>.
- [5] GHANIZADEH, A.R., HEIDARABADIZADEH, N., HERAVI, F., “Gaussian Process Regression (GPR) for auto-estimation of resilient modulus of stabilized base materials”, *Journal of Soft Computing in Civil Engineering*, v. 5, pp. 80–94, 2021.
- [6] DEPARTAMENTO NACIONAL DE INFRAESTRUTURA DE TRANSPORTES, *DNIT ME 134: Pavimentação: Solos: Determinação do módulo de resiliência*, Rio de Janeiro, DNIT, 2018.
- [7] RODRIGUES DA SILVA, A.N., RAMOS, R.A.R., SOUZA, L.C.L., *et al.*, *SIG: Uma plataforma para introdução de técnicas emergentes no planejamento urbano, regional e de transportes*, São Carlos, EdUFSCar, 2008.
- [8] FLECK, L., TAVARES, M.H.F., EYNG, E., *et al.*, “Redes neurais artificiais: princípios básicos”, *Revista Eletrônica Científica Inovação e Tecnologia*, v. 1, n. 13, pp. 47–57, 2016. doi: <http://doi.org/10.3895/recit.v7.n15.4330>.
- [9] HAYKIN, S., *Redes neurais: princípios e prática*, 2 ed., Porto Alegre, Bookman Editora, 2001.
- [10] HECHT-NIELSEN, R., *Neurocomputing*, 1 ed., Reading, MA, Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., 1989.
- [11] MATHIAS, I.M., “Aplicação de redes neurais artificiais na análise de dados de molhamento foliar por orvalho”, Tese de D.Sc, Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências Agrônômicas, Botucatu, SP, Brasil, 2006.
- [12] HEIDARABADIZADEH, N., GHANIZADEH, A.R., BEHNOOD, A., “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 & Building Materials*, v. 275, pp. 122140, 2021. doi: <http://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2020.122140>.
- [13] ZHANG, X. “Radial basis function neural network predicting of resilient modulus for Shanxi subgrade soils”, In *Proceedings of the 4th International Conference on Transportation Engineering*, pp. 1734–1739, Chengdu, 2013. doi: <http://doi.org/10.1061/9780784413159.252>.
- [14] RIAZ, K., AHMAD, N., “Predicting resilient modulus: a data driven approach integrating physical and numerical techniques”, *Heliyon*, v. 10, n. 3, pp. e25339, 2024. doi: <http://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e25339>. PubMed PMID: 38327424.
- [15] INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA, <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/ce/panorama>, acessado em janeiro de 2024.
- [16] SUPERINTENDÊNCIA DE OBRAS PÚBLICAS – SOP-CE, <https://www.ceara.gov.br/2024/04/19/com-atualizacao-anual-sop-disponibiliza-novo-mapa-rodoviario-do-ceara/>, acessado em junho de 2024.

- [17] BASTOS, J.B.S., “*Influência da variação da umidade no comportamento de pavimentos da região metropolitana de Fortaleza*”, Tese de M.Sc., Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, CE, Brasil, 2013.
- [18] BENEVIDES, S.A.D., “*Análise comparativa dos métodos de dimensionamento de pavimentos asfálticos: empírico do DNER e da resiliência da COPPE/UFRJ em rodovias do estado do Ceará*”, Tese de M.Sc., Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 2000.
- [19] CHAVES, F.J. “*Caracterização geotécnica de solos da formação Barreiras da Região Metropolitana de Fortaleza para Aplicação em Obras Rodoviárias*”, Tese de M.Sc., Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 2000.
- [20] SOUZA JUNIOR, J.D., “*O efeito da energia de compactação em propriedades dos solos utilizados na pavimentação do estado do Ceará*”, Tese de M.Sc., Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, CE, Brasil, 2005.
- [21] RIBEIRO, A.J.A., “*Um modelo de previsão do módulo de resiliência dos solos no estado do Ceará para fins de pavimentação*”, Tese de D.Sc., Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, CE, Brasil, 2016.
- [22] MASCARENHAS, I.M.N., “*Caracterização geotécnica de solos na região metropolitana do Cariri/CE para uso em pavimentação*”, Tese de M.Sc., Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, CE, Brasil, 2016.
- [23] ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS, *NBR 7181: Solo – Análise granulométrica*, Rio de Janeiro, RJ, ABNT, 1984d.
- [24] ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS, *NBR 7182. Solo - Teste de compactação. Análise de parâmetros que afetam a deformação permanente no pavimento rodoviário*, Rio de Janeiro, ABNT, 1986.
- [25] ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS, *NBR 6459. Solo – Determinação do limite de liquidez*, Rio de Janeiro, RJ, 1984b.
- [26] ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS, *NBR 7180. Solo – Determinação do limite de plasticidade*, Rio de Janeiro, ABNT, 1984.
- [27] ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS, *NBR 9895: Solo – Índice de suporte Califórnia (ISC) - Método de ensaio*, Rio de Janeiro, ABNT, 2017.
- [28] NARDO JUNIOR, A., “*Aplicação de Redes Neurais utilizando o software MATLAB*”, Monografia, Centro Universitário Eurípides de Marília, Marília, SP, Brasil, 2005.
- [29] DIAS, Y.V.V., DE LACERDA, J.P.F., SOUSA, F.S., *et al.*, “Viabilidade do uso do módulo de resiliência do subleito previsto a partir de um modelo neural no dimensionamento de pavimentos”, In: RAPvENACOR – 25º Encontro Nacional de Conservação Rodoviária (ENACOR); 48ª Reunião Anual de Pavimentação (RAPv), pp. 145-156, Paraná, Set. 2023.
- [30] VASCONCELOS, S.D., “*Avaliação das cinzas de carvão mineral produzidas em usina termelétrica para construção de camadas de pavimentos*”, Tese de M.Sc., Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, CE, Brasil, 2018.
- [31] TIRYAKI, B., “Predicting intact rock strength for mechanical excavation using multivariate statistics, artificial neural networks, and regression trees”, *Engineering Geology*, v. 99, n. 1-2, pp. 51–60, 2008. doi: <http://doi.org/10.1016/j.enggeo.2008.02.003>.
- [32] SANTOS, T.A.D., PINHEIRO, R.J.B., SPECHT, L.P., *et al.*, “Análise do desempenho de subleitos rodoviários à luz de conceitos da Mecânica dos Pavimentos”, *Matéria (Rio de Janeiro)*, v. 25, n. 03, pp. e-12817, 2020. doi: <http://doi.org/10.1590/s1517-707620200003.1117>.
- [33] PARK, H.I., KWEON, G.C., LEE, S.R., “Prediction of resilient modulus of granular subgrade soils and subbase materials using artificial neural network”, *Road Materials and Pavement Design*, v. 10, n. 3, pp. 647–665, 2009. doi: <http://doi.org/10.1080/14680629.2009.9690218>.