DOI: 10.47094/COBRAMSEG2026.2/19

Modelagem Preditiva da Deformação Permanente de Subleitos de Solos Tropicais através de Regressão Polinomial Evolucionária Orientada por Sensibilidade

Bruno Oliveira da Silva
Doutorando, Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, Brasil, bruno.silva1@aluno.ufop.edu.br

Guilherme José Cunha Gomes
Docente, Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, Brasil, guilhermejcg@ufop.edu.br

RESUMO: Este trabalho propõe e valida uma abordagem de Regressão Polinomial Evolucionária orientada à sensibilidade para prever a deformação permanente (DP) de subleitos em solos tropicais, buscando conciliar capacidade preditiva e interpretabilidade por meio de equações explícitas, parcimoniosas e de um critério de seleção baseado na consistência paramétrica. O banco de dados foi composto por resultados de ensaios triaxiais de cargas repetidas extraídos de teses e dissertações brasileiras, complementados por simulações controladas no MeDiNa, que representaram diferentes níveis de tráfego e configurações estruturais do pavimento. O algoritmo utilizado foi configurado com uma estratégia de busca híbrida para identificar a estrutura ótima dos modelos, combinando Algoritmo Genético e Evolução Diferencial. Paralelamente, foram conduzidas análises de sensibilidade baseadas em simulações de Monte Carlo para quantificar a resposta da DP às variáveis preditoras; essa etapa também foi incorporada como critério adicional na seleção dos modelos ótimos, privilegiando tendências fisicamente coerentes. O desempenho foi avaliado por validação cruzada com três repetições, resultando em modelos com boa acurácia ($R^2 \approx 0{,}80$ e erro absoluto médio em torno de 0,40 mm em teste) e comportamento consistente entre os *batches* de validação cruzada, indicando robustez e potencial de aplicação prática com parâmetros de fácil obtenção.

PALAVRAS-CHAVE: Deformação permanente, Subleito, Solos tropicais, Regressão Polinomial Evolucionária (EPR).

ABSTRACT: This study proposes and validates a sensitivity-driven Evolutionary Polynomial Regression (EPR) approach to predict permanent deformation (PD) of subgrades in tropical soils, aiming to reconcile predictive capability and interpretability through explicit, parsimonious equations and a selection criterion based on parametric consistency. The dataset comprises results from repeated load triaxial tests extracted from Brazilian theses and dissertations, complemented by controlled MeDiNa simulations representing different traffic levels and pavement structural configurations. The algorithm was configured with a hybrid search strategy to identify the optimal model structure, combining a Genetic Algorithm and Differential Evolution. In parallel, Monte Carlo–based sensitivity analyses were performed to quantify the PD response to the predictor variables; this step was also incorporated as an additional criterion for selecting optimal models, prioritizing physically coherent trends. Model performance was assessed using cross-validation with three repetitions, yielding models with good accuracy ($R^2 \approx 0.80$ and a mean absolute error of about 0.40 mm in testing) and consistent behavior across the cross-validation batches, indicating robustness and strong potential for practical application using readily obtainable parameters.

KEYWORDS: Permanent deformation; Subgrade; Tropical soils; Evolutionary Polynomial Regression (EPR).

1 INTRODUÇÃO

Em conjunto com o trincamento da camada superior de concreto asfáltico por fadiga, o afundamento de trilha de roda (ATR) consiste em um dos principais defeitos estruturais de pavimentos flexíveis (Medina e Motta, 2015). O ATR resulta do acúmulo de deformações permanentes (DP) nas diferentes camadas do pavimento ao longo da vida em serviço e compromete as características funcionais, reduzindo o conforto e a segurança dos usuários, e aumentando os custos operacionais e de manutenção (Guimarães, 2009; M. F. da Silva et al., 2021). Trata-se de um mecanismo de deterioração de evolução progressiva, governado por uma interação complexa entre tráfego, estado de tensões, propriedades dos materiais e condições ambientais (Liu et al., 2024; Saraiva et al., 2026; Singh e Sahoo, 2021).

A contribuição da DP do subleito no ATR varia significativamente em função das condições estruturais do pavimento e do tipo de solo empregado e, portanto, deve ser analisada de forma sistemática (Romanoschi, 2017). Conforme relatado por Medina e Motta (2015), ensaios realizados em uma pista experimental da *American Association of State Highway Officials* (AASHO) indicaram que o subleito contribuiu com menos de 20% da DP total do pavimento. Em contrapartida, Salour et al. (2016) apontam que, em pavimentos esbeltos, é comum o subleito contribuir com mais de 40% no ATR.

Além disso, condições ambientais e particularidades do meio físico tropical influenciam a deformabilidade de solos e agregados de forma significativa. Em grande parte do território brasileiro, predominam condições climáticas tropicais, associadas à intensa atuação dos diferentes mecanismos de intemperismo, o que tende a gerar solos com características e respostas mecânicas frequentemente distintas daquelas observadas em ambientes temperados (Nogami e Villibor, 1991). Como consequência, podem ocorrer diferenças relevantes na deformabilidade dos materiais empregados em pavimentos, tanto no regime elástico quanto no plástico (de Carvalho et al., 2015; Guimarães, 2001; Sousa et al., 2023).

O método mecanístico-empírico implementado no Brasil (MeDiNa) inclui a DP como parâmetro de dimensionamento de pavimentos flexíveis (DNIT, 2021). Para investigar o comportamento de deformabilidade dos materiais, a realização de ensaios de cargas repetidas tem sido amplamente empregada (Cabral et al., 2021; Guimarães, 2009; Pascoal, 2024). No entanto, o equipamento e a mão de obra especializada necessários à sua realização são pouco acessíveis, sobretudo na realidade brasileira. Além disso, trata-se de um ensaio de alto custo e longa duração, podendo exigir cerca de uma semana para a execução completa em uma única amostra (de Lima et al., 2021; Mota et al., 2026; Saraiva et al., 2026).

Como alternativa aos ensaios de cargas repetidas, diferentes técnicas de aprendizado de máquina têm sido empregadas para estimativa da DP, reduzindo custos, tempo de obtenção de resultados e a dependência de infraestrutura laboratorial especializada (Liu et al., 2024). Nesse contexto, a Regressão Polinomial Evolucionária (*Evolutionary Polynomial Regression* - EPR) se apresenta como uma alternativa promissora para a modelagem preditiva da DP. A técnica combina regressão polinomial e algoritmos evolutivos para selecionar a estrutura ótima dos modelos, aliando capacidade preditiva, simplicidade e interpretabilidade física (Giustolisi e Savic, 2006; G. J. C. Gomes et al., 2021; Rezania et al., 2010). A EPR gera equações explícitas e transparentes, facilitando a análise da influência das variáveis de entrada na resposta, a verificação de coerência física e a inclusão do conhecimento de engenharia, ao contrário de modelos do tipo ‘caixa-preta’, como as redes neurais artificiais (B. O. da Silva e Gomes, 2025; R. G. S. Gomes et al., 2022).

A partir de buscas em bases de dados e repositórios de ampla utilização na Engenharia, não foram identificados estudos que apliquem a técnica EPR à previsão da DP de materiais empregados na pavimentação. Assim, este trabalho tem como objetivo propor e validar uma abordagem de EPR orientada por sensibilidade, com desempenho avaliado por validação cruzada, de modo a combinar capacidade preditiva e interpretabilidade por meio de equações explícitas e critérios de seleção que privilegiem consistência paramétrica. A modelagem é conduzida a partir de um banco de dados composto por resultados de ensaios de cargas repetidas extraídos de teses e dissertações publicadas nacionalmente, abrangendo 11 solos de diferentes localidades. Adicionalmente, são realizadas simulações controladas no software MeDiNa para representar o efeito de diferentes níveis de tráfego, características dos materiais de subleito e espessuras das camadas do pavimento sobre a DP do subleito. Adicionalmente, discute-se o papel relativo das variáveis de entrada na DP, oferecendo suporte consistente à compreensão do fenômeno modelado.

2 METODOLOGIA

A pesquisa foi estruturada nas etapas apresentadas no fluxograma da Figura 1. Não foram incluídas no fluxograma etapas gerais, comuns a qualquer estudo, como a revisão bibliográfica do tema ou a definição dos objetivos. Na sequência desta seção, cada etapa do fluxograma é descrita em detalhe para facilitar a compreensão do percurso metodológico adotado.

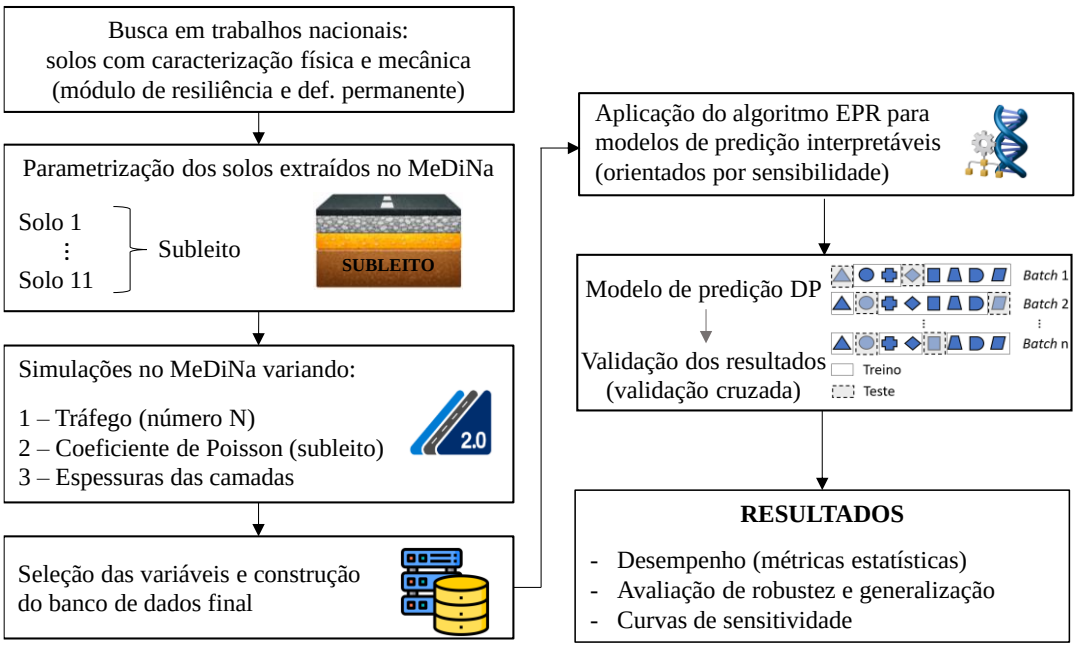


Figura 1. Fluxograma da metodologia para desenvolvimento de modelos de predição de deformação permanente (DP) de solos empregado no subleito.

A etapa de levantamento dos dados dos materiais de subleito utilizada neste trabalho baseou-se em uma busca na literatura nacional por dissertações e teses que disponibilizassem resultados experimentais para solos compatíveis com aplicação em subleito. Foram considerados elegíveis os estudos que reportassem resultados de caracterização física, parâmetros ótimos de compactação, caracterização resiliente e avaliação da deformação permanente por meio de ensaios triaxiais de carga repetida. Além disso, exigiu-se que a deformação permanente estivesse apresentada segundo o modelo proposto por Guimarães (2009), adotado no programa MeDiNa.

Com base nesse levantamento, foram selecionados 11 solos. Parte desses materiais, inclusive, já integra o banco de dados nativo do MeDiNa. A Tabela 1 apresenta a descrição textural dos materiais, sua origem e as respectivas referências utilizadas para a obtenção dos dados.

Tabela 1. Descrição, origem e referências utilizadas para seleção dos solos utilizados.

Identificação	Descrição textural	Origem da coleta	Autoria
S1	Solo argiloso	Ribeirão Preto - SP	Guimarães (2009)
S2	Solo siltoso	Cachoeiras de Macacu - RJ	Guimarães (2009)
S3	Argila siltosa	Tapes - RS	Pascoal (2024)
S4	Solo argiloso	São Lourenço do Sul - RS	Pascoal (2024)
S5	Solo argiloso	Pelotas - RS	Pascoal (2024)
S6	Argila arenosa	Cruz Alta - RS	Santos (2020)
S7	Solo argiloso	Cruz Alta - RS	Pascoal (2020)
S8	Solo areno-argiloso	Santa Maria - RS	Zago (2016)
S9	Solo argiloso	Magé - RJ	Norback (2018)
S10	Solo arenoso	Magé - RJ	Norback (2018)
S11	Solo argiloso	Magé - RJ	Norback (2018)

De posse dos resultados dos ensaios de caracterização física e caracterização mecânica mencionados, procedeu-se à configuração dos 11 materiais no MeDiNa, atribuindo sua utilização como materiais de subleito. Para as demais camadas do pavimento (revestimento asfáltico, base e sub-base), adotaram-se materiais fixos já presentes no banco de dados do MeDiNa: revestimento em concreto betuminoso usinado a quente (CBUQ) com CAP 30/45 e diâmetro máximo nominal dos agregados de 12,5 mm, base em brita graduada tratada com cimento (BGTC) e sub-base composta por um solo argiloso com comportamento laterítico. O subleito, por sua vez, foi simulado utilizando os onze solos selecionados.

Com os materiais parametrizados, foram realizadas simulações controladas no MeDiNa combinando níveis de tráfego, resposta elástica do subleito e arranjos estruturais. O planejamento considerou cinco níveis de tráfego, cinco valores de ν e três estruturas diferentes em relação às espessuras das camadas. A variação de ν foi motivada pelo fato de não ser comum a investigação desse parâmetro no meio rodoviário, sendo recomendada a faixa de valores mencionada (DER - SP, 2025). O esquema completo do planejamento das simulações é apresentado na Tabela 2.

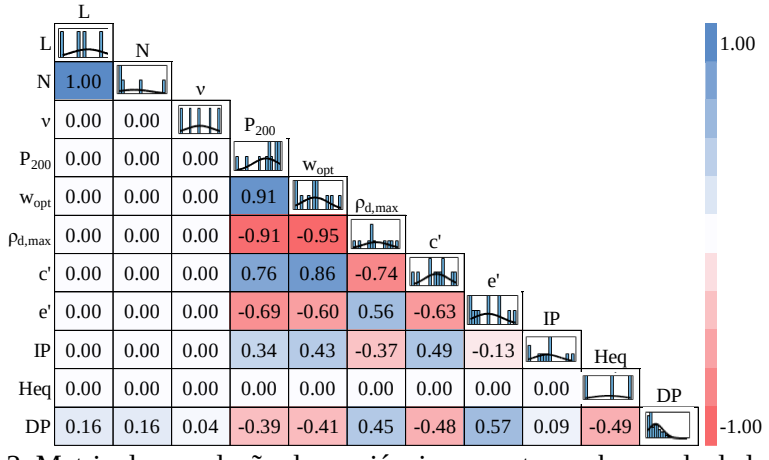
Tabela 2. Combinações usadas para a realização das simulações no MeDiNa.

Camadas	Material	Espessuras			Poisson
		Arranjo 1	Arranjo 2	Arranjo 3	
Revestimento asfáltico	CBUQ - CAP 30/45, #12,5 mm	5 cm	10 cm	12.5 cm	0.30 (fixo)
Base	BGTC	15 cm	20 cm	25 cm	0.25 (fixo)
Sub-base	Solo argiloso laterítico	15 cm	20 cm	25 cm	0.45 (fixo)
Subleito	11 solos (variável)	Não se aplica*			0.30 a 0.50
Tráfego - Número N	1×10^6 - 5×10^6 - 1×10^7 - 5×10^7 - 1×10^8				

* Para fins de simulação numérica, a espessura do subleito é considerada infinita.

Após as simulações, os resultados foram organizados e consolidados para compor o banco de dados final. As variáveis preditoras iniciais foram selecionadas com base na literatura, que aponta a relevância de atributos ligados à granulometria, índices de consistência, compactação, carregamento e estado de tensões (Liu et al., 2024; Mota et al., 2026; Saraiva et al., 2026), embora não haja consenso absoluto sobre o conjunto ideal de preditores. O banco de dados bruto continha as seguintes variáveis: carga por eixo, em ton. (L), número de repetições do eixo padrão (N), coeficiente de Poisson (ν), percentagem passante na peneira N°200, em % (P_{200}), teor de umidade ótimo, em % (w_{opt}), densidade aparente seca máxima, em g/cm³ ($\rho_{d,max}$), coeficiente de argilosidade (c'), índice de laterização (e'), índice de plasticidade, em % (IP), espessura equivalente sobre o subleito, em cm (Heq) e a variável resposta, deformação permanente, em mm (DP). A variável Heq consiste na soma das espessuras de cada camada ponderadas pelo respectivo fator de equivalência estrutural, conforme Manual de Pavimentação (DNIT, 2006). Em conjunto com o Número N, a variável Heq representa, de forma indireta, o estado de tensões atuante no subleito.

A Figura 2 apresenta a matriz de correlação aplicada ao conjunto de dados brutos. Para otimizar o modelo e evitar variáveis redundantes, foram excluídas as variáveis preditoras que apresentaram alta colinearidade entre si (r > 0,90) e baixa força de associação com a variável dependente (r < 0,10).



	L	N	ν	P_{200}	w_{opt}	$\rho_{d,max}$	c'	e'	IP	Heq	DP
L											
N	1.00										
ν	0.00	0.00									
P_{200}	0.00	0.00	0.00								
w_{opt}	0.00	0.00	0.00	0.91							
$\rho_{d,max}$	0.00	0.00	0.00	-0.91	-0.95						
c'	0.00	0.00	0.00	0.76	0.86	-0.74					
e'	0.00	0.00	0.00	-0.69	-0.60	0.56	-0.63				
IP	0.00	0.00	0.00	0.34	0.43	-0.37	0.49	-0.13			
Heq	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00		
DP	0.16	0.16	0.04	-0.39	-0.41	0.45	-0.48	0.57	0.09	-0.49	

Figura 2. Matriz de correlação das variáveis presentes no banco de dados bruto.

Pelo critério de exclusão mencionado e priorizando a manutenção de w_{opt} e N em função da recorrência destes parâmetros nos modelos consultados na literatura, restaram as seguintes preditoras para composição do banco de dados final: N, w_{opt}, c', e' e Heq. A exclusão de *outliers* não foi realizada de forma intencional com o objetivo de preservar amostras associadas a maiores valores de DP, que ocorrem em menor frequência em comparação à maior parte dos registros (DP < 5,0 mm). O banco de dados resultante contém 825 instâncias (linhas) e 5775 registros de dados. A Tabela 3 apresenta as estatísticas descritivas do banco de dados final.

Tabela 3. Estatística descrita do banco de dados final.

Variável	Média	Desvio Padrão	Mínimo	1° quartil	Mediana	3° quartil	Máximo	Assimetria	Curtose
N	3.32E+07	3.77E+07	1.00E+06	5.00E+06	1.00E+07	5.00E+07	1.00E+08	0.88	2.17
w_{opt}	19.85	4.75	13.00	15.40	19.50	24.00	28.90	0.31	2.26
c'	1.69	0.48	0.80	1.47	1.72	1.96	2.45	-0.26	2.43
e'	1.06	0.34	0.68	0.72	1.07	1.30	1.68	0.47	1.89
Heq	72.33	17.20	50.50	50.50	74.00	92.50	92.50	-0.14	1.50
DP	1.39	1.24	0.06	0.45	1.02	1.96	6.67	1.63	6.17

Em termos globais, a tabela evidencia não normalidade do conjunto de dados, com assimetria e curtose indicando distribuições assimétricas com caudas longas. Nesse contexto, o uso de técnicas como a EPR se justifica pela flexibilidade para capturar relações complexas e acomodar padrões de assimetria dos dados.

Para a modelagem por meio da EPR, adotou-se uma configuração de algoritmo com busca híbrida da estrutura ótima, combinando Algoritmo Genético e Evolução Diferencial, visando maximizar o ajuste e manter a parcimônia (menor número de termos polinomiais). A sensibilidade da variável resposta a cada variável foi avaliada por simulações de Monte Carlo, e o modelo final foi selecionado pelos critérios previamente definidos, incorporando também a análise de sensibilidade, de modo a assegurar modelos robustos, com bom desempenho e coerência física. Detalhes do algoritmo podem ser encontrados em (B. O. da Silva e Gomes, 2025; R. G. S. Gomes et al., 2022). O *software* MATLAB – versão R2024b foi utilizado nesta etapa.

O procedimento de treinamento incluiu a divisão dos dados em conjuntos de treinamento e teste, na proporção 75% - 25%. O processo envolveu 1000 gerações e 100 simulações de Monte Carlo para avaliação da análise de sensitividade. O número máximo de termos polinomiais foi definido em 5 e utilizou-se um *range* de expoentes de -3 a 3. Para avaliar robustez e capacidade de generalização do modelo, adotou-se um procedimento de validação cruzada do tipo Monte Carlo, com 3 repetições (denominadas *batches*).

O desempenho preditivo foi quantificado ao longo dos 3 *batches* por meio das métricas estatísticas: coeficiente de determinação (R^2), raiz do erro quadrático médio (RMSE), coeficiente de correlação (r) e erro médio absoluto (MAE). Os modelos foram também foram avaliados por curvas de sensibilidade da DP em função das variáveis de entrada, conferindo importância também à coerência das tendências paramétricas.

3 RESULTADOS E DISCUSSÕES

A Tabela 4 sintetiza o desempenho dos modelos selecionados nos três batches da validação cruzada, com base nas métricas de ajuste e de erro. A Figura 3, por sua vez, reúne: (a) o gráfico de dispersão entre os valores observados e os valores simulados; (b) a variação das métricas ao longo dos três batches de validação cruzada; e (c) os gráficos de sensibilidade da variável resposta (DP) em relação às cinco variáveis preditoras. Ressalta-se que as discussões a seguir devem ser interpretadas à luz do conjunto de amostras analisado, sendo sua validade restrita a materiais com características similares às consideradas neste estudo.

Tabela 4. Métricas de avaliação de desempenho dos modelos.

Métricas	*Batch* #1		*Batch* #2		*Batch* #3	
	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste
R^2	0.833	0.797	0.802	0.797	0.798	0.798
RMSE (mm)	0.508	0.560	0.551	0.567	0.567	0.531
r	0.913	0.892	0.895	0.893	0.894	0.894
MAE (mm)	0.377	0.427	0.401	0.408	0.411	0.375

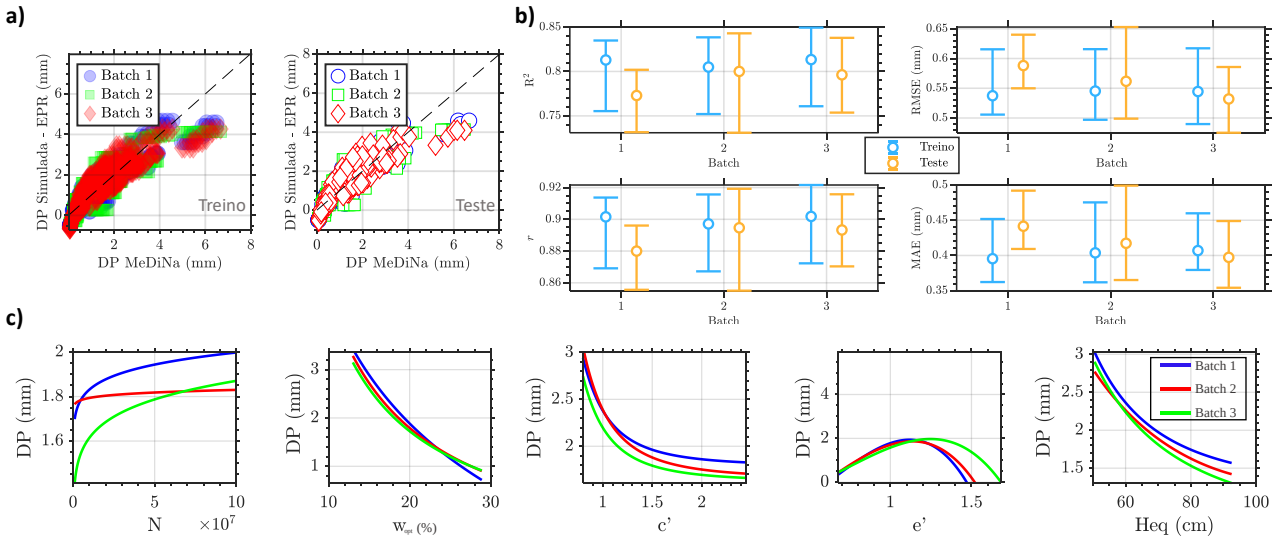


Figura 3. Desempenho e interpretação do modelo EPR para previsão da DP.

A Figura 3a mostra a relação entre os valores de DP obtidos no MeDiNa e as estimativas produzidas pelos modelos EPR, para treino e teste nos três *batches* de validação cruzada. Observa-se boa aderência dos pontos à linha 1:1 até cerca de DP ≈ 5 mm. Para valores superiores, nota-se uma tendência de subestimação, o que leva a uma subavaliação do dano por DP. Esse comportamento tem relação com a própria composição do banco de dados, uma vez que mais de 90% dos registros apresentam DP < 5 mm, de modo que o processo de calibração fica naturalmente mais "informado" nessa região. Assim, duas estratégias tendem a melhorar o desempenho global: a primeira seria complementar o banco com mais amostras na faixa DP > 5 mm, reduzindo o viés amostral; ou restringir o domínio de aplicação, o que pode aumentar a precisão e a consistência do modelo dentro do intervalo de interesse.

A Figura 3b, em conjunto com a Tabela 4, evidencia que os três modelos obtidos nos *batches* apresentaram desempenho muito semelhante, tanto em treino quanto em teste, além de variabilidade comparável ao longo das simulações. Os valores de treino e teste são próximos em todos os *batches*, sugerindo baixa tendência a sobreajuste e boa capacidade de generalização dentro do domínio amostral considerado.

Por fim, a Figura 3c sintetiza as análises de sensibilidade, permitindo verificar a consistência paramétrica dos modelos nos três *batches*. De modo geral, as curvas indicam tendências coerentes e, em grande parte, semelhantes entre si, o que reforça a estabilidade da configuração algorítmica adotada. A variável N apresentou relação positiva com a DP em todos os *batches*, como esperado, embora com diferenças de forma entre as curvas, indicando maior sensibilidade a efeitos de amostragem nessa variável. O parâmetro e' também exibiu tendência predominantemente positiva com a DP até cerca de e' ≈ 1,3, com alteração de comportamento a partir desse ponto, atribuída à baixa densidade de dados nessa faixa, o que reduz a confiabilidade local da sensitividade. Valores de e' acima de aproximadamente 1,15, indicam comportamento não laterítico para solos finos, em geral associado a menor resistência e maior deformabilidade (Nogami e Villibor, 1991). O padrão observado é compatível com evidências recentes obtidas por modelagem desenvolvida por Saraiva et al. (2026).

As demais variáveis apresentaram relação negativa com a DP. Para w_{opt}, apesar de diversos autores associarem maiores teores de umidade (estado) a maiores deformações permanentes (Pascoal, 2024; Santos, 2020; M. F. da Silva et al., 2021), aqui discute-se o efeito da umidade ótima entre solos distintos: valores mais elevados de w_{opt} tendem a indicar maior fração de finos (Elkady et al., 2013). Em condição não saturada, comum em subleitos tropicais operando próximos ao teor ótimo (Medina e Motta, 2015), isso pode favorecer valores de sucção mais elevados, aumentando a tensão efetiva e reduzindo a deformabilidade plástica, em concordância com achados reportados por Everton e Erlingsson (2024) e Santos et al. (2024). O comportamento de c' acompanha essa interpretação, uma vez que maiores valores de c' também indicam materiais mais finos/argilosos e, portanto, maior propensão a w_{opt} mais alto. Por sua vez, Heq apresentou o comportamento mecanístico esperado: maiores espessuras equivalentes implicam maior atenuação das tensões transmitidas ao subleito, resultando em menores valores de DP. A equação a seguir apresenta o modelo obtido

no *batch* #3, o qual apresentou o melhor desempenho segundo as métricas estatísticas avaliadas. A equação apresenta apenas quatro termos polinomiais e permite a obtenção rápida de estimativas de DP.

$$\mathrm{DP} = -2{,}15 + \frac{0{,}54}{c'^{3{,}0}}. + \frac{1026{,}43.\mathrm{N}^{0{,}1}}{\mathrm{Heq}^{2.0}} - \frac{413{,}86}{w_{opt}} e'^{3{,}0} + \frac{463{,}47}{w_{opt}} e'^{2.8} \quad (1)$$

4 CONCLUSÃO

Os resultados indicam que a abordagem proposta produziu modelos robustos, com boa capacidade de predição, generalização e desempenho consistente sob validação cruzada. O diferencial do modelo está na possibilidade de obteção de estimativas confiáveis de DP a partir de parâmetros de fácil obtenção. Além disso, a equação produzida é transparente e fisicamente interpretável. Em conjunto, esses atributos permitem a compreensão do fenômeno modelado e favorecem o uso prático do modelo, aspecto corroborado pelas curvas de sensitividade. Como principal limitação, observou-se redução da precisão para DP > 5 mm, com tendência de subestimação, associada à baixa representatividade dessa faixa no banco de dados. Como trabalhos futuros, recomenda-se ampliar e balancear o banco com mais observações em níveis elevados de DP, investigar modelos específicos por faixa de DP e avaliar a transferência dos modelos para bases independentes.

AGRADECIMENTOS

O primeiro autor agradece o Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq).

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Cabral, W. S., De Barroso, S. H. A., e De E Silva, S. A. T. (2021). Consideration of the permanent deformation of soils that occurred in the northeast region in the mechanistic-empirical analysis of pavements. *Revista Materia*, *26*(4). https://doi.org/10.1590/S1517-707620210004.1396

da Silva, B. O., e Gomes, G. J. C. (2025). Resilient modulus of fine-grained tropical soils from sensitivity-driven evolutionary polynomial regression. *Transportation Geotechnics*, *55*. https://doi.org/10.1016/j.trgeo.2025.101709

de Carvalho, J. C., de Rezende, L. R., Cardoso, F. B. da F., Lucena, L. C. de F. L., Guimarães, R. C., e Valencia, Y. G. (2015). Tropical soils for highway construction: Peculiarities and considerations. *Transportation Geotechnics*, *5*, 3–19. https://doi.org/10.1016/j.trgeo.2015.10.004

de Lima, C. D. A., da Motta, L. M. G., e Aragão, F. T. S. (2021). Permanent deformation tests: Effect of the number of loading cycles on the interpretation of the behavior of soils and gravels. *Revista Materia*, *26*(3). https://doi.org/10.1590/S1517-707620210003.13044

DER - SP. (2025). Instrução de Projeto - IP-DE-P00/001 D. Em *Departamento de Estradas de Rodagem do Estado de São Paulo* (p. 1–86).

DNIT. (2006). Manual de Pavimentação - Publicação IPR-719. Em *Departamento Nacional de Infraestrutura de Transportes* (IPR-719; p. 1–274).

DNIT. (2021). Instrução de Serviço-IS-247: Estudos para Elaboração de Projetos de Implantação usando o Método de Dimensionamento Nacional – MeDiNa. Em *DNIT* (p. 1–22). DNIT.

Elkady, T. Y., Dafalla, M. A., Al-Mahbashi, A. M., e Al Shamrani, M. (2013). Evaluation of Soil Water Characteristic Curves of Sand-Clay Mixtures. *International Journal of GEOMATE*, *4*, 528–532.

Everton, J. H. C., e Erlingsson, S. (2024). Characterising the permanent deformation of subgrade soils under seasonal variation. *Canadian Journal of Civil Engineering*, *52*(3), 317–333. https://doi.org/10.1139/cjce-2024-0077

Giustolisi, O., e Savic, D. A. (2006). A symbolic data-driven technique based on evolutionary polynomial regression. *Journal of Hydroinformatics*, *8*(4), 235–237. https://doi.org/10.2166/hydro.2006.020

Gomes, G. J. C., Gomes, R. G. de S., e Vargas, E. do A. (2021). A dual search-based EPR with self-adaptive offspring creation and compromise programming model selection. *Engineering with Computers*, *38*, 2155–2173. https://doi.org/10.1007/s00366-021-01313-x

Gomes, R. G. S., Gomes, G. J. C., e Vrugt, J. A. (2022). A hybrid multi-step sensitivity-driven evolutionary polynomial regression enables robust model structure selection. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. https://doi.org/10.1016/j.engappai.2022.105421

Guimarães, A. C. R. (2001). *Estudo de Deformação Permanente em Solos e a Teoria do Shakedown Aplicada à Pavimentos Flexíveis*. Universidade Federal do Rio de Janeiro.

Guimarães, A. C. R. (2009). *Um Método Mecanístico-Empírico para a Previsão da Deformação Permanente em Solos Tropicais Constituintes de Pavimento*. Universidade Federal do Rio de Janeiro.

Liu, X., Li, J., Liu, J., Huang, C., e Liu, L. (2024). Prediction of permanent deformation of subgrade soils under F-T cycles using SABO-optimized CNN-BiLSTM network. *Case Studies in Construction Materials*, *21*. https://doi.org/10.1016/j.cscm.2024.e03807

Medina, J. de, e Motta, L. M. G. da. (2015). *Mecânica dos pavimentos* (3a). Editora Interciência.

Mota, B. C., da Silva, G. V., Ubaldo, M. de O., de Lima, C. D. A., Espíndola, R. P., do Nascimento, L. A. H., e Aragão, F. T. S. (2026). A data-driven approach to optimize the permanent deformation analysis of soils and granular materials based on the construction of master curves. *International Journal of Pavement Engineering*, *27*(1). https://doi.org/10.1080/10298436.2026.2613101

Nogami, J. S., e Villibor, D. F. (1991). Use of lateritic fine-grained soils in road pavement base courses. *Geotechnical and Geological Engineering*, *9*, 167–182. https://doi.org/https://doi.org/10.1007/BF00881739

Norback, C. (2018). *Caracterização do Módulo de Resiliência e da Deformação Permanente de Três Solos e Misturas Solos-Brita*. Universidade Federal do Rio de Janeiro.

Pascoal, P. T. (2020). *Estudo da Influência da Compactação no Comportamento Resiliente e Deformação Permanente de Solo Laterítico do Rio Grande do Sul*. Universidade Federal de Santa Maria.

Pascoal, P. T. (2024). *Deformabilidade de subleitos de trechos monitorados da BR-116 considerando variações de umidade em laboratório e campo*. Universidade Federal de Santa Maria.

Rezania, M., Javadi, A. A., e Giustolisi, O. (2010). Evaluation of liquefaction potential based on CPT results using evolutionary polynomial regression. *Computers and Geotechnics*, *37*(1–2), 82–92. https://doi.org/10.1016/j.compgeo.2009.07.006

Romanoschi, S. A. (2017). Empirical Models for Permanent Deformation of Subgrade Soils from the Data Collected at the Pavement Subgrade Performance Study. *Journal of Materials in Civil Engineering*, *29*(3). https://doi.org/10.1061/(asce)mt.1943-5533.0001785

Salour, F., Rahman, M. S., e Erlingsson, S. (2016). Characterizing Permanent Deformation of Silty Sand Subgrades by Using a Model Based on Multistage Repeated-Load Triaxial Testing. Em *Transportation Research Record* (Vol. 2578, Número 1, p. 47–57). SAGE Publications Ltd. https://doi.org/10.3141/2578-06

Santos, T. A. dos, Pinheiro, R. J. B., e Specht, L. P. (2024). Effects of moisture content and soil suction on the permanent deformation of tropical subgrade soils: experimental investigations and modelling. *Road Materials and Pavement Design*, *25*(11), 2358–2381. https://doi.org/10.1080/14680629.2024.2310823

Santos, T. A. (2020). *A influência da sucção na deformabilidade de subleitos rodoviários: efeitos da variação de umidade, método de compactação e gênese dos solos*. Universidade Federal de Santa maria.

Saraiva, F. M. G., Guimarães, A. C. R., Júnior, O. S. da S., Monteiro, S. N., e Coelho, L. M. (2026). Performance analysis of Gradient Boosting Regressor Using K-fold and Group K-fold for Predicting Permanent Deformation in Tropical Soils. *Journal of Materials Research and Technology*. https://doi.org/10.1016/j.jmrt.2025.12.152

Silva, M. F. da, Ribeiro, M. M. P., Furlan, A. P., e Fabbri, G. T. P. (2021). Effect of compaction water content and stress ratio on permanent deformation of a subgrade lateritic soil. *Transportation Geotechnics*, *26*. https://doi.org/10.1016/j.trgeo.2020.100443

Singh, A. K., e Sahoo, J. P. (2021). Rutting prediction models for flexible pavement structures: A review of historical and recent developments. Em *Journal of Traffic and Transportation Engineering (English Edition)* (Vol. 8, Número 3, p. 315–338). Chang'an University. https://doi.org/10.1016/j.jtte.2021.04.003

Sousa, M. A. da S., Coutinho, R. Q., e Motta, L. M. G. da. (2023). Analysis of the unsaturated behaviour of compacted lateritic fine-grained tropical soils for use in transport infrastructure. *Road Materials and Pavement Design*, *24*(1), 31–58. https://doi.org/10.1080/14680629.2021.2009008

Zago, J. P. (2016). *Estudo da Deformação Permanente de Três Solos Típicos de Subleitos Rodoviários de Santa Maria - RS*. Universidade Federal de Santa Maria.