

DOI: 10.47094/COBRAMSEG2024/114

Regressão logarítmica na Estimativa da Resistência Não Drenada de Rejeitos de Minério de Ferro e Comparação com Metodologias Convencionais

Fernanda Yamaguchi Matarazo

Mestranda, Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, Brasil, fernandaymatarazo@gmail.com

Tatiana dos Santos Barreto

Professora Adjunta, Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, Brasil, tatiana.santos@ufop.edu.br

RESUMO: A definição da resistência não drenada desempenha um papel fundamental nos estudos geotécnicos, principalmente em contextos críticos, como aqueles relacionados à barragens e pilhas de rejeitos. Este parâmetro é essencial para avaliar a capacidade do material em suportar carregamentos rápidos, sem permitir a saída de água de seus poros. Historicamente, o ensaio de palheta tem sido a principal ferramenta de avaliação in situ, no entanto, este método, quando utilizado isoladamente, apresenta desafios significativos, uma vez que demanda informações adicionais sobre o perfil geológico e das condições de saturação. Esta situação leva os geotécnicos a integrar o ensaio de palheta ao CPTu, junção esta, que resulta em uma compressão mais abrangente do perfil do subsolo. Apesar de sua eficácia, as correlações derivadas do CPTu, predominantemente desenvolvidas para solos naturais, podem não ser totalmente aplicáveis a materiais manufaturados, como os rejeitos de mineração. Diante desta complexidade, desenvolveu-se um modelo de regressão logarítmica para prever a resistência não drenada dos rejeitos de minério de ferro. Os resultados apresentam-se promissores quando comparados às metodologias convencionais, apresentando melhor ajuste ao banco de dados estudado e métricas de erro menores.

PALAVRAS-CHAVE: Regressão logarítmica, resistência não drenada, rejeito de minério de ferro.

ABSTRACT: The definition of undrained strength plays a key role in geotechnical studies, especially in critical contexts such as those related to dams and tailings piles. This parameter is essential for assessing the material's ability to withstand rapid loads without allowing water to escape from its pores. Historically, the vane test has been the primary tool for in situ assessment; however, when used alone, this method presents significant challenges as it requires additional information about the geological profile and saturation conditions. This situation leads geotechnical engineers to integrate the vane test with the CPTu, a combination that results in a more comprehensive understanding of the subsurface profile. Despite its effectiveness, the correlations derived from the CPTu, predominantly developed for natural soils, may not be entirely applicable to manufactured materials, such as mining tailings. Given this complexity, a logarithmic regression model has been developed to predict the undrained strength of iron ore tailings. The results are promising when compared to conventional methodologies, showing a better fit to the studied database and lower error metrics.

KEYWORDS: Logarithmic regression, undrained shear strain, iron ore tailings.

1 INTRODUÇÃO

Com o aumento substancial na produção mundial de minério de ferro (USGS, 2023), surgem desafios significativos para gestão ambiental, particularmente no que se refere ao manejo de rejeitos. O aumento no volume de rejeitos gerados pela indústria mineral amplia as responsabilidades atribuídas à Engenharia Geotécnica, especialmente à luz de eventos de ruptura de barragens ocorrido nos últimos anos, exigindo uma reavaliação das práticas usualmente aplicadas à verificação e manutenção das estruturas de rejeitos. Sendo assim, a segurança das estruturas de disposição de rejeitos (TSFs – Tailings Storage Facilities) tornou-se uma questão de urgência, conforme destacado por Hu et al. (2017).

Este cenário intensificou a necessidade de uma compreensão aprofundada das propriedades dos rejeitos, onde a determinação acurada da resistência não drenada assume um papel importante, dadas implicações

críticas na estabilidade de uma TSF, refletindo a capacidade do material em suportar tensões e resistir à falhas que podem resultar em impactos ambientais consideráveis (Kuranchie et al., 2014; Padovani & Bretas, 2023).

O ensaio de palheta, conhecido também como Vane Test, é um ensaio convencional de campo que, conforme destacado por Schnaid e Odebrecht (2012), oferece uma medida direta da resistência não drenada in situ. Entretanto, o teste possui aplicabilidade restrita a um ponto de medição por vez, não fornecendo informações detalhadas sobre o perfil do subsolo estudado. Já o ensaio de CPTu (Cone Penetration Test com medição de poropressão) tem sido amplamente utilizado para caracterização de rejeitos de mineração e estimativa da resistência não drenada por correlações empíricas devido a precisão de suas medidas, confiabilidade, rapidez e formação de um banco de dados robusto (Fu et al., 2019).

É crucial salientar que, como Brown & Gillani (2016) observaram, as correlações empíricas comumente empregadas para interpretar os dados do CPTu são baseadas em solos naturais. Quando se trata de materiais manufaturados, como os rejeitos de mineração, essa abordagem pode não refletir adequadamente as características mecânicas específicas destes materiais. Este aspecto, ressaltado por Pinto et al. (2021), reafirma a necessidade de desenvolver modelos que ofereçam uma avaliação mais precisa dos rejeitos de mineração. Estes modelos devem ser capazes de capturar as propriedades únicas desses materiais, garantindo assim uma análise mais confiável e eficaz para aplicações.

Em resposta à este desafio, aplicado aos rejeitos de minério de ferro do Quadrilátero Ferrífero, propõem-se a aplicação de técnicas de estatística multivariada, com sua capacidade de evidenciar as relações intrincadas entre múltiplas variáveis independentes e uma variável dependente, para buscar compreensão das interações entre as medidas do ensaio CPTu e a resistência não drenada (S_u), advinda do ensaio Vane Test.

É importante ressaltar que a eficácia dessa metodologia está diretamente ligada à qualidade e representatividade do banco de dados utilizado. Um banco de dados bem estruturado e abrangente é essencial para garantir a precisão e a confiabilidade do modelo. Dhar (2013) enfatiza que modelos desenvolvidos com base em dados inadequados ou não representativos podem resultar em conclusões imprecisas ou até mesmo incorretas. Portanto, a seleção cuidadosa e organização dos dados são cruciais para o sucesso da modelagem.

O presente estudo tem como objetivo a organização de um banco de dados robusto e o desenvolvimento de um modelo de regressão logarítmica multivariada que relacione as leituras do CPTu - resistência de ponta corrigida (q_t), atrito lateral (f_s) e excesso de poropressão (u_2) — para aprimorar a previsão da resistência não drenada em rejeitos de minério de ferro.

2 METODOLOGIA

O banco de dados utilizado neste estudo é composto por observações de rejeitos de minério de ferro coletadas em quatro TSFs localizadas no Quadrilátero Ferrífero, em Minas Gerais, Brasil. Devido à confidencialidade dos dados, os locais de coleta não serão mencionados.

As amostras foram coletadas em profundidade variável por meio de amostragem tipo Shelby ou Denisson e sua caracterização foi realizada por ensaios laboratoriais, sendo eles: teor de umidade natural, limites de consistência, distribuição granulométrica e densidade relativa dos grãos.

O banco de dados total apresenta cerca de 72 CPTus com medidas a cada 1 ou 5 cm, totalizando aproximadamente 1.345 m de ensaio e cerca de 66.581 leituras. Entretanto, tem-se apenas 137 medições de resistência não drenada pelo ensaio de palheta. Portanto, após a compatibilização geográfica dos resultados, o banco foi composto por 137 amostras que correlacionam as medidas do CPTu, isto é, resistência de ponta corrigida (q_t), atrito lateral (f_s) e excesso de poropressão (u_2), com as medidas de resistência não drenada advindas do ensaio de palheta.

Para a avaliação do comportamento dos rejeitos, foram avaliados os índices de classificação de comportamento propostos por Robertson (1990), Robertson & Wride (1998) e Robertson (2016).

Previamente à determinação da resistência não drenada (S_u) do rejeito sob investigação, torna-se necessário caracterizar o comportamento não drenado inerente ao referido material. Para esta avaliação adotou-se a metodologia proposta por Robertson (2018), uma vez que os dados dos ensaios de dissipação não se encontravam disponíveis. A fim de comparação, as amostras foram avaliadas pelas metodologias propostas por Schnaider et al. (2008) e Torrez-Cruz (2015).

Conforme proposto por Robertson (2018), o diagrama de classificação comportamental de Robertson (2016) estabelece critérios claros para a cravação do cone em relação ao índice I_c , no qual valores inferiores à 2,50 sugere a cravação drenada, entre 2,5 e 2,7 cravação parcialmente drenada e valores iguais ou superiores

à 2,70, cravação não drenada. Destaca-se que na atualização de 2016, Robertson converte o índice I_c para I_B , ampliando a interpretação do comportamento não drenado para solos que apresentem valores de I_B inferiores à 22, conforme apresentado na Figura 1. Após a aplicação da verificação mencionada, foram consideradas 98 amostras.

Algumas amostras situam-se no trecho inferior do limite próximo ao I_B igual à 22, indicando drenagem parcial. Entretanto, como estas amostras apresentam valores de resistência não drenada próximas às amostras com comportamento completamente não drenado, optou-se por considerá-las neste estudo (Figura 5).

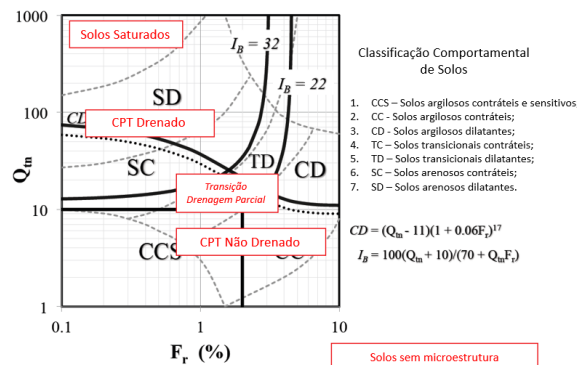


Figura 1. Ábaco de classificação comportamental apresentado por Robertson (2018) adaptado

Neste conjunto de 98 amostras, foram removidos os *outliers* pela distância de Mahalanobis, adotando-se o percentil 95 como limite, no qual resultou em 93 amostras para elaboração dos modelos.

Em contraste com os ensaios de palheta, que foram realizados com coletas de dados a cada metro de profundidade, os ensaios CPTus tiveram registros feitos em intervalos de 1 ou 5 cm. Esta diferença na densidade de pontos de dados entre os métodos exigiu uma etapa adicional de padronização para alinhar os conjuntos de dados brutos. Para padronizar os dados, adotou-se uma abordagem semelhante à descrita por Abu Farsakh & Mojumder (2020) e Pinto (2023). Especificamente, empregou-se a média dos valores do ensaio de CPTu coletados em um intervalo de um metro, considerando dados situados 0,50 m acima e 0,50 m abaixo do ponto coincidente com o resultado do ensaio Vane Test, conforme apresentado na Figura 2.

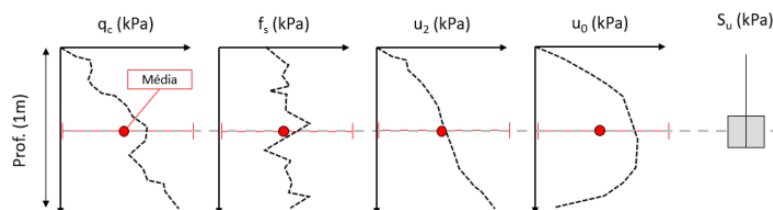


Figura 2. Representação esquemática da compatibilização dos resultados dos ensaios (adaptado de Pinto, 2023)

Antes do início da elaboração dos modelos, o banco de dados foi avaliado descritivamente, obtendo-se a média, desvio padrão, mínimo e máximo das variáveis utilizadas no estudo. Posteriormente, as variáveis independentes (q_t , f_s e u_2) foram normalizadas, este processo ajusta diferentes escalas de medidas para uma faixa comum, eliminando assim os vieses inerentes à disparidade de unidades ou magnitudes, como por exemplo, as leituras da resistência de ponta em MPa e as leituras de atrito lateral e excesso de poropressão em kPa. Tal padronização além de permitir comparações justas entre os coeficientes, facilita a interpretação na variável resposta, evitando multicolinearidade, sobreajuste e violação da suposição de normalidade, como identificado por Montgomery et al. (1993) e Chowdhury et al. (2021).

Utilizou-se os testes Shapiro-Wilk, Kolmogorov-Smirnov e Mardia para avaliação da normalidade dos dados. E para avaliar a homogeneidade das variâncias adotou-se o Teste de Bartlett e o Teste de Levene, os quais são similares, mas o último mostra-se menos sensível a dados que não seguem estritamente uma distribuição normal.

A validação dos modelos elaborados no *software* R foi realizada por meio da técnica de validação cruzada k-fold, com k variando de 2 a 10, a fim de garantir a robustez do modelo e a confiabilidade das previsões.

O ajuste dos modelos foi avaliado estatisticamente pelo coeficiente de determinação R^2 , que indica a variância dos dados que é explicada pelo modelo, com valores entre 0 e 1. Quanto maior o R^2 , mais explicativo é o modelo. No entanto, para uma avaliação mais abrangente, foram aplicadas também as métricas de Erro Absoluto Médio (MAE) e a Raiz do Erro Quadrático (RMSE). O MAE quantifica a média dos valores absolutos das discrepâncias entre as previsões e os valores observados, proporcionando uma medida intuitiva e direta da média dos erros, independentemente da sua direção (positivo ou negativo). Por outro lado, o RMSE avalia a raiz quadrada da média dos quadrados dos erros, atribuindo assim, um peso maior para as discrepâncias mais significativas.

Após a construção e validação dos modelos, comparou-se a performance com as equações existentes na literatura para determinação de S_u , especificamente as equações que utilizam os fatores de carga N_{kt} , N_{ke} , $N_{\Delta u}$ (Equação 1) com calibração com as leituras advindas do Vane Test e cálculo do N_{kt} propostas por Robertson (2012) e Mayne & Peuchen (2022), conforme apresentam a Equação 2 e a Equação 3.

$$S_u = \frac{q_t - \sigma_{v0}}{N_{kt}} = \frac{q_t - u_2}{N_{ke}} = \frac{\Delta u}{N_{\Delta u}} \quad (1)$$

$$N_{kt} = 10,5 + 7 \log(Fr) \quad (2)$$

$$N_{kt} = 10,5 + 4,6 \ln(B_q + 0,1) \quad (3)$$

Onde, q_t é a resistência de ponta corrigida, σ_{v0} é tensão vertical total, u_2 é o excesso de poropressão medido no cone, Δu é a variação de poropressão, $N_{\Delta u}$ é o produto entre B_q e N_{kt} , N_{ke} é fator de capacidade de carga baseado na resistência de ponta efetiva, Fr é o atrito normalizado e B_q é o índice de poropressão.

3 RESULTADOS

As curvas granulométricas das amostras estudadas são apresentadas na Figura 3. Ressalta-se que não foram realizados ensaios de caracterização para todos os pontos de aferição do Vane Test, por esta razão, a distribuição granulométrica não foi considerada como uma variável independente. Observa-se uma variabilidade granulométrica considerável dos rejeitos estudados, fator esperado devido às diferentes frentes de lavra e processos de beneficiamento em localizações distintas.

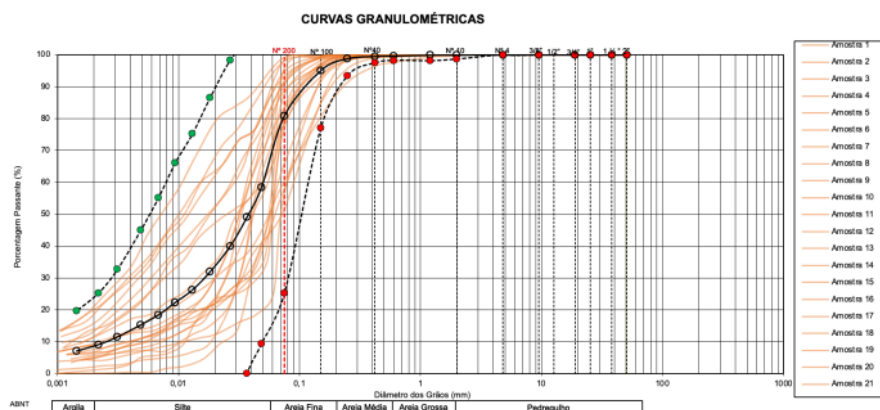


Figura 3. Curvas granulométricas das amostras ensaiadas

Todas as amostras estudadas foram classificadas com comportamento não plástico (NP). Portanto, apresentam índice de plasticidade igual à zero. Por essa razão, não foi aplicado o fator de correção μ_R como proposto por Bjerrum (1973) para os resultados dos ensaios de palheta realizados.

A densidade relativa dos grãos (G_s) situa-se entre 2,902 g/cm³ e 4,352 g/cm³, com média 3,552 g/cm³ e desvio padrão de 0,43 g/cm³.

A Tabela 1 apresenta as métricas estatísticas descritivas das variáveis independentes e dependente consideradas no modelo.

De acordo com a matriz multivariada das variáveis, Figura 4, há uma relação positiva entre S_u e u_2 , indicando que à medida que o excesso de poropressão aumenta, a resistência não drenada tende a aumentar. Quando observa-se S_u e f_s e S_u e q_t , nota-se pontos dispersos em altos valores e uma relação mais forte até 50 kPa. Ainda no diagrama, há uma correlação positiva moderada entre S_u e u_2 e uma relação positiva forte entre S_u e q_t e S_u e f_s . Isto sugere que q_t e f_s tem maiores correlações lineares e podem ser bons preditores para S_u , enquanto u_2 pode ter um poder preditivo mais fraco, mas ainda significativo.

Tabela 1. Métricas estatísticas das variáveis

	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
S_u (kPa)	72,91	64,17	7,14	342,42
q_t (Mpa)	2,91	3,08	0,23	12,93
f_s (kPa)	67,18	75,97	2,90	335,90
u_2 (kPa)	329,49	203,14	3,59	953,52

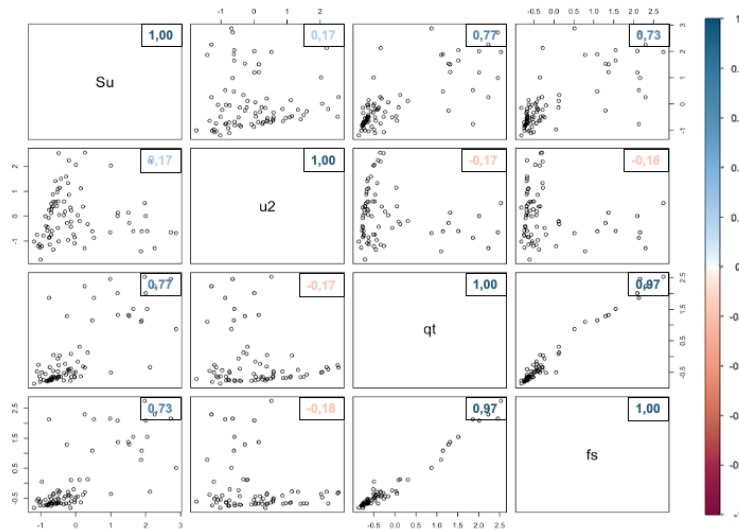


Figura 4. Matriz de correlação

Dada a natureza confidencial das informações, conforme mencionado anteriormente, os conjuntos de dados completos não serão divulgados. Entretanto a Figura 6 apresenta uma visão geral das leituras advindas do ensaio CPTu com os pontos utilizados neste estudo destacados em azul.

A Figura 5 apresenta o diagrama *Soil Behavior Type* (SBT) proposto por Robertson (2018), no qual os pontos em cinza apresentam todas as amostras ensaiadas e os pontos em azul as amostras utilizadas neste estudo, observa-se que as amostras utilizadas no modelo RLM situam-se na região de solos transicionais e *clay-like*.

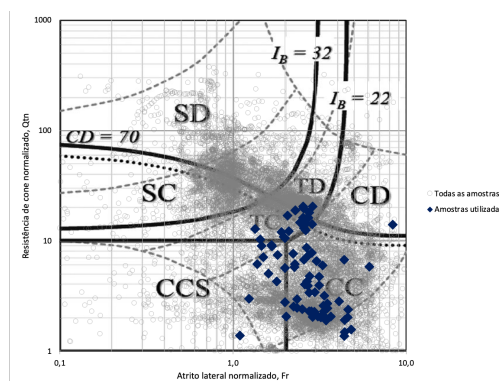


Figura 5. Diagrama de Classificação adaptado de Robertson (2018)

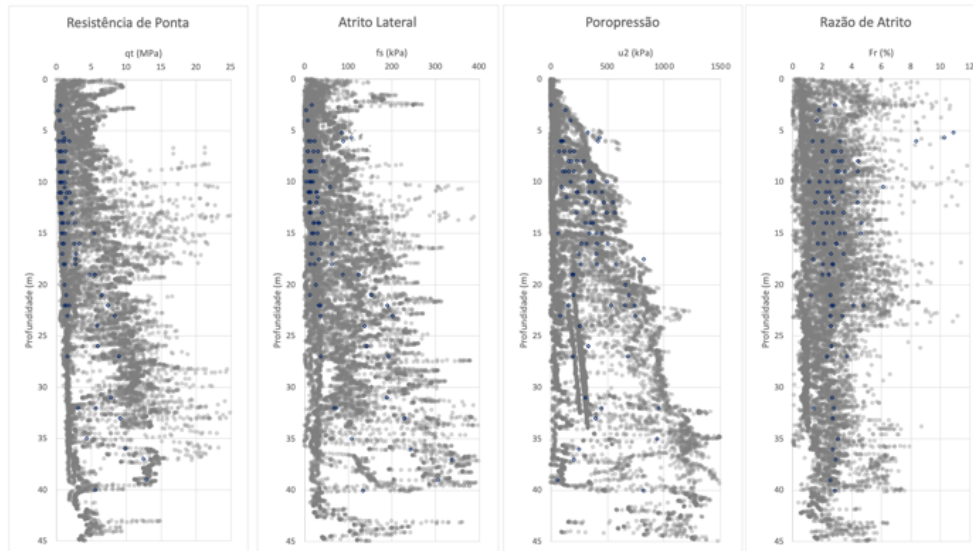


Figura 6. Leituras de resistência de ponta corrigida, atrito lateral, excesso de poropressão e razão de atrito

Os resultados do modelo logarítmico, com validação cruzada k-fold variando de 2 a 10, são apresentados na Tabela 2, com a validação cruzada mais promissora destacada e os seus coeficientes apresentados na Equação 4.

Tabela 2. Resultados obtidos pelos modelos logarítmicos

Modelo	k-fold	R ²	MAE	RMSE
Logarítmico	2	0,68	29,38	44,32
	3	0,71	25,82	38,5
	4	0,68	26,5	38,24
	5	0,67	25,64	36,47
	6	0,7	26,97	37,76
	7	0,71	25,76	35,88
	8	0,72	26,57	35,7
	9	0,71	26,27	35,85
	10	0,75	26,13	36,55

$$Su = 221,77 (\log qt + 3) - 42,32 (\log fs + 3) + 53,13 (\log u2 + 3) + 171,70 \quad (4)$$

Adicionou-se uma constante igual à 3 a fim de evitar valores negativos após a normalização das variáveis independentes.

A validação cruzada demonstra a homogeneidade no coeficiente de determinação múltipla (R²) e nas métricas de erro (MAE e RMSE) em diferentes subdivisões do conjunto de dados. Isto sugere robustez dos modelos frente as variações no volume de dados de treinamento, embora aprimoramentos possam ser feitos, como por exemplo, o aumento do banco de dados.

Não foram detectadas evidências de heteroscedasticidade ou padrões anômalos nos resíduos, o que aponta para a adequação do modelo aos dados analisados.

A Tabela 3 apresenta os resultados obtidos pelas metodologias usuais com os melhores resultados destacados.

Tabela 3. Resultados obtidos pelas metodologias usuais

K-fold	Nkt			Nke			NΔu			Robertson (2016)			Mayne &Peuchen (2022)		
	k	R2	RMSE	MAE	R2	RMSE	MAE	R2	RMSE	MAE	R2	RMSE	MAE	R2	RMSE
2	0,57	95,21	59,24	0,56	104,49	65,88	0,03	76,59	51,95	0,58	203,13	122,23	0,62	109,74	67,76
3	0,59	95,42	59,44	0,58	104,70	66,10	0,01	76,31	51,76	0,59	203,39	122,58	0,64	110,00	67,99
4	0,60	95,32	59,43	0,59	104,59	66,07	0,15	76,74	51,85	0,60	203,40	122,54	0,63	109,95	68,03
5	0,64	94,59	58,95	0,63	103,75	65,48	0,10	76,41	51,68	0,65	202,06	121,91	0,68	109,21	67,56
6	0,55	94,41	58,80	0,54	103,62	65,41	0,10	76,55	51,87	0,55	201,69	121,54	0,60	108,91	67,31
7	0,59	95,54	59,49	0,59	104,84	66,19	0,10	76,78	52,06	0,60	203,63	122,65	0,63	110,04	67,93

K-fold	Nkt		Nke		Ndu		Robertson (2016)		Mayne &Peuchen (2022)						
8	0,56	96,48	60,01	0,56	105,85	66,70	0,27	76,95	52,13	0,57	205,31	123,86	0,59	111,05	68,65
9	0,63	93,46	58,35	0,61	102,56	65,04	0,18	75,68	51,04	0,63	199,37	119,64	0,68	107,83	66,36
10	0,57	95,31	59,77	0,56	104,54	66,41	0,17	75,12	51,07	0,58	202,65	122,50	0,62	109,93	68,23

Em comparação com as equações de resistência não drenada, o modelo proposto neste estudo apresentou um desempenho superior, observado pelo coeficiente R^2 superior e métricas de erro RMSE e MAE inferiores, conforme apresenta a Figura 7.

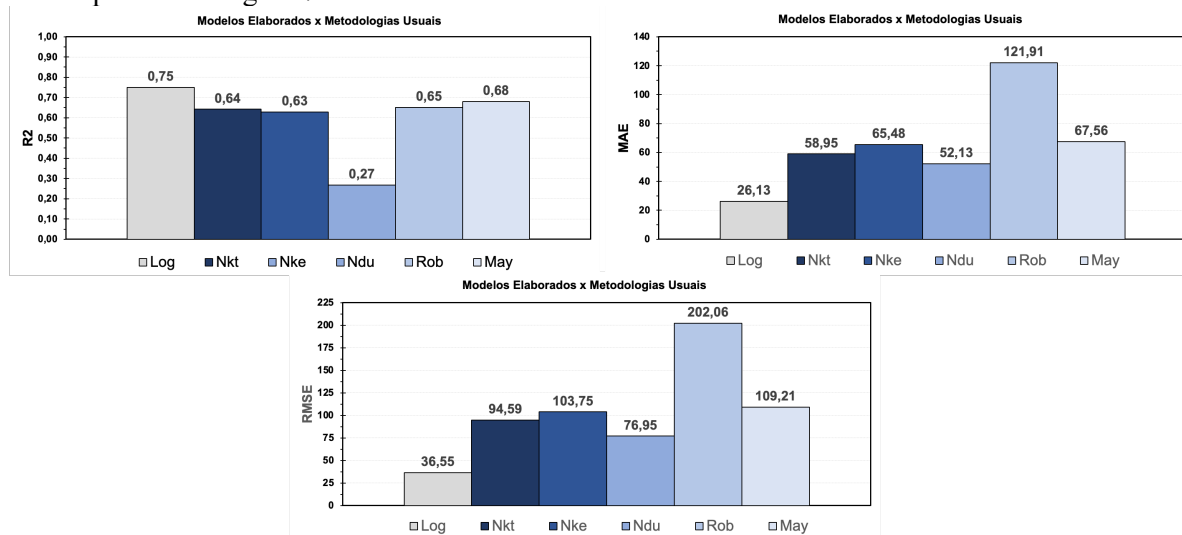


Figura 7. Comparação modelo logarítmico e metodologias usuais

Os resultados obtidos corroboram tendências previamente observadas na literatura, evidenciando a viabilidade dos modelos estatísticos na predição de parâmetros geotécnicos, podendo citar os trabalhos de Zhang e Goh (2013), Waziri et al. (2020), Pinto (2023, dentre outros. Contudo, também ressalta-se a necessidade contínua de refinamento desses modelos, considerando a heterogeneidade dos contextos geológicos e as variáveis consideradas.

5 CONCLUSÕES

O modelo logarítmico desenvolvido neste estudo demonstrou uma capacidade satisfatória de prever a resistência não drenada dos rejeitos de minério de ferro, como indicado pelo coeficiente de determinação (R^2) de 0,75 e o menor valor de MAE e RMSE indica uma precisão preditiva melhorada, o que é essencial para aplicações na engenharia geotécnica, onde as estimativas precisas são vitais para a segurança e estabilidade das estruturas de rejeitos.

A melhor precisão do modelo frente às metodologias convencionais tem impactos importantes na etapa de projeto e gestão de barragens de rejeitos e outras infraestruturas geotécnicas, melhorando a exatidão das avaliações de risco e apoiando decisões mais fundamentadas sobre a segurança dessas construções. Adicionalmente, uma melhor previsão da resistência não drenada pode ajudar na otimização de métodos de empilhamento e drenagem, bem como na aplicação de estratégias eficazes para a redução de riscos.

A aplicabilidade limitada das equações convencionais aos rejeitos de minério de ferro ressalta a necessidade de modelos específicos que considerem as propriedades distintas destes materiais. Assim, o modelo proposto fornece uma alternativa para a estimativa da resistência não drenada para rejeitos de minério de ferro. Entretanto este estudo reconhece limitações intrínsecas, incluindo a sensibilidade do modelo às dimensões da amostra e potenciais variações na constituição geotécnica dos rejeitos estudados.

Embora o modelo tenha apresentado resultados encorajadores, é importante notar que a pesquisa se restringiu a dados de apenas quatro locais no Quadrilátero Ferrífero. Recomenda-se que pesquisas futuras ampliem o conjunto de dados para abranger locais com diversidades geotécnicas e ambientais mais amplas, melhorando assim a aplicabilidade do modelo a diferentes contextos. Ademais, estudos subsequentes deveriam investigar diferentes modelos de relação entre as variáveis e incluir novos preditores, como granulometria, composição mineral dos rejeitos e resistência não drenada obtida por meio de testes laboratoriais (por exemplo,

o teste de Cisalhamento Direto Simples – DSS e ensaios triaxiais), para aprimorar a precisão do modelo existente.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abu-Farsakh, M.Y.; Mojumder, M.A.H.. (2020) Exploring Artificial Neural Network to Evaluate the Undrained Shear Strength of Soil from Cone Penetration Test Data. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*.
- Bjerrum, L. (1973). Problems of soil mechanics and construction of soft clays and structurally instables soils. *Proc. of the 8th ICSFMFE, Moscow, v.2, pp.111-159.*
- Brown, B. and Gillani, I. (2016). Common errors in the slope stability analyses of tailings dams. *1st Asia Pacific Slope Stability in Mining Conference, September, Perth, pp 545–556.*
- Dhar, V. (2012). Data Science and Prediction. *SSRN Electronic Journal*. doi:10.2139/ssrn.2086734
- Hu, L., Wu, H., Zhang, L., Zhang, P., & Wen, Q. (2017). Geotechnical Properties of Mine Tailings. *Journal of Materials in Civil Engineering, 29(2), 04016220*. doi:10.1061/(asce)mt.1943-5533.0001736
- Mayne, P.W. and Peuchen, J. (2022). Undrained shear strength of clays from piezocone tests: a database approach. *Proceedings, 5th Intl. Symposium on Cone Penetration Testing (CPT'22, Bologna).*
- Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (1993). Introduction to linear regression analysis. *Journal of the American Statistical Association, 88(421), 383*. <https://doi.org/10.2307/2290746>
- Padovani, F. and Bretas, T. (2023). Tailings dam's safety assessment considering undrained foundation failure., 44-52. https://doi.org/10.2991/978-94-6463-104-3_5
- Pinto, G. H. S.; Dos Santos Jr. M. P.; Brandão, H. A.; Resende, H. M. Characterization and evaluation of the undrained shear strength of a bauxite mine tailings. *Tailings and Mine Waste*. 2021.
- Pinto, G. H. da S. Proposta de modelos de predição da resistência não drenada de rejeitos de bauxita. 2023. 150 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mineral) - Escola de Minas, Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, 2023.
- Robertson, P. K. (1990). Soil classification using the cone penetration test. *Canadian geotechnical journal, v. 27, n. 1, p. 151-158, 1990.*
- Robertson, P. K. (2016). Cone penetration test (CPT)-based soil behaviour type (SBT) classification system—an update. *Canadian Geotechnical Journal, v. 53, n. 12, p. 1910-1927, 2016.*
- Robertson, P. K. (2018). Evaluation of liquefaction in tailings and mine waste: an update. *18th Tailings and Mine Waste*.
- Schnaid, F.; Odebrecht, E. (2012) *Ensaio de campo e suas aplicações à engenharia de fundações*. São Paulo: Oficina de Textos.
- Schneider, J. A., Randolph, M. F., Mayne, P. W., & Ramsey, N. R. (2008). Analysis of Factors Influencing Soil Classification Using Normalized Piezocone Tip Resistance and Pore Pressure Parameters. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 134(11), 1569–1586.*
- Smirnov, N. (1948). Table for estimating the goodness of fit of empirical distributions. *Annals of Mathematical Statistics, 19(2), 279-281.*
- Torrez-Cruz, L.A. (2015). CPT-based Soil Type Classification in a Platinum Tailings Storage Facility. *From Fundamentals To Applications in Geotechnics, (Proc. 15th PCSMGE, Buenos Aires), IOS Press, Amsterdam: 406-413, 2015.*
- USGS (2023). Iron Ore Statistics and Information. National Minerals Information Center. Disponível em: <<https://www.usgs.gov/centers/national-minerals-information-center/iron-ore-statistics-and-information>>. Acesso em: 11/10/2023
- Zhang, W, G; Goh, A, T, C. (2013) Multivariate adaptive regression splines for analysis of geotechnical engineering systems. *Computers and Geotechnics, Volume 48, 2013.*
- Waziri, S.H., Attah, F., Waziri, N.M. (2020). Multivariate Regression Analysis in Modelling Geotechnical Properties of Soils Along Lambata-Minna-Bida Highway. In: Hoyos, L., Shehata, H. (eds) *Advancements in Unsaturated Soil Mechanics. GeoMEast 2019. Sustainable Civil Infrastructures*. Springer, Cham.