

DOI: 10.47094/COBRAMSEG2024/103

Determinação da Resistência Não Drenada de Rejeitos de Minério de Ferro Utilizando Regressão Linear Multivariada

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: Na geotecnia, um dos aspectos críticos a serem considerados é a capacidade de um material de suportar cargas abruptas, sem expulsar a água contida em seus poros, um atributo conhecido como resistência não drenada. Esse aspecto é crucial em projetos de grande magnitude, como a construção de barragens e a gestão de pilhas de rejeitos de mineração. Para avaliar tal característica, muitos profissionais recorrem ao ensaio de palheta, uma prática endossada pela literatura. No entanto, essa abordagem, por si só, pode não ser suficiente, uma vez que requer uma análise aprofundada do perfil do solo e seu grau de saturação. Para aprimorar a precisão dos resultados, muitos profissionais combinam as informações do ensaio de palheta com os dados do CPTu, proporcionando uma visão mais abrangente do perfil do subsolo. Contudo, é importante destacar que as análises baseadas no CPTu, normalmente ajustadas para solos naturais, podem não ser as mais adequadas para materiais processados, como é o caso dos rejeitos de mineração. Diante dessa complexidade, o presente estudo desenvolveu um modelo para a determinação da resistência não drenada dos rejeitos de minério de ferro via parâmetros do CPTu. Para isso, foi utilizado um banco de dados composto por 93 observações provenientes de quatro locais distintos do Quadrilátero Ferrífero. Desenvolveu-se um modelo de regressão linear multivariada com uma validação cruzada K-Fold com k variando de 2 a 10. O modelo mais promissor, com k -fold igual à 10, exibiu um R^2 de 0,75, MAE de 24,46 MPa e RMSE de 34,37 MPa, valores promissores quando comparados às metodologias usuais.

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

ABSTRACT: In geotechnics, one of the critical aspects to consider is the ability of a material to withstand sudden loads without expelling the water contained in its pores, an attribute known as undrained strength. This aspect is crucial in large-scale projects, such as the construction of dams and the management of mining waste piles. To evaluate this characteristic, many professionals turn to the vane test, a practice endorsed by the literature. However, this approach, by itself, may not be sufficient, as it requires an in-depth analysis of the soil profile and its degree of saturation. To enhance the accuracy of the results, many professionals combine information from the vane test with data from the CPTu, providing a more comprehensive view of the subsurface profile. However, it is important to highlight those analyses based on the CPTu, usually adjusted for natural soils, may not be the most suitable for processed materials, such as mining waste. Given this complexity, the present study developed a model for determining the undrained strength of iron ore tailings via CPTu parameters. For this, a database consisting of 93 observations from four different sites in the Iron Quadrangle was used. A multivariate linear regression model was developed with a K-Fold cross-validation with k ranging from 2 to 10. The most promising model, with a 10-fold k , exhibited an R^2 of 0.75, an MAE of 24.46 MPa, and an RMSE of 34.37 MPa, promising values when compared to usual methodologies.

KEYWORDS: RLM, undrained shear strain, iron ore tailings.

1 INTRODUÇÃO

A produção de minério de ferro tem mostrado uma tendência ascendente significativa ao longo dos últimos anos, conforme evidenciado pelos dados recentes do USGS (2023). Essa crescente produção é reflexo, tanto do avanço tecnológico na exploração mineral, quanto na demanda incessante da indústria siderúrgica. O crescimento substancial na produção de minério de ferro produz uma implicação direta na gestão ambiental, em particular no que concerne à geração de rejeitos. Assim, a responsabilidade de garantir a integridade das

TSFs (Tailings Storage Facilities) nunca foi tão premente (Hu et al., 2017), já que o aumento no volume de rejeitos amplia o escopo da engenharia geotécnica, que diante dos acidentes expressivos ocorridos nos últimos anos, exige uma revisão das práticas atuais de avaliação e manutenção da estabilidade das estruturas de rejeitos.

A avaliação da resistência ao cisalhamento não drenada dos rejeitos de minério de ferro é uma área de significativa importância e interesse na engenharia geotécnica, principalmente para as produções localizadas no Quadrilátero Ferrífero. Esta propriedade crítica influencia na estabilidade das estruturas de armazenamento de rejeitos, sendo fundamental para a prevenção de falhas estruturais, especialmente em condições em que a drenagem é inibida e o potencial de liquefação é uma preocupação latente (Hu et al., 2017).

A prática convencional do ensaio de palheta (Vane Test), endossada por pesquisadores como Schnaid & Odebrecht (2012), oferece uma estimativa direta da resistência não drenada *in situ*. Contudo, Robertson (2009) salienta que sua eficácia é limitada pela falta de informação sobre o perfil do subsolo e condições de saturação. Neste contexto, o ensaio Cone Penetration Test com medição de poropressão (CPTu), uma ferramenta amplamente reconhecida pela sua precisão e consistência (Robertson, 1990), tem sido empregue como um complemento ao ensaio de palheta (em alguns casos o substituindo), fornecendo o detalhamento do perfil geotécnico do subsolo. Contudo, os parâmetros obtidos a partir do CPTu são frequentemente calibrados adotando correlações propostas e validadas para solos naturais (Brown & Gillani, 2016). Essas correlações podem não ser inteiramente aplicáveis à materiais manufaturados, como os rejeitos de mineração (Pinto et al., 2021). Diante deste cenário, destaca-se a necessidade do desenvolvimento de modelos que possam fornecer uma avaliação mais acurada para esses materiais específicos e principalmente métricas de erro para auxiliar na tomada de decisão.

Em resposta a este desafio, propõe-se a integração de técnicas de estatística multivariada que são capazes de desvendar as relações intrincadas entre múltiplas variáveis independentes e uma variável dependente. Possibilitando assim, enriquecer o arsenal analítico do pesquisador, projetista e empreendedor, uma vez que são capazes de fornecer respostas rápidas, aumentam a compreensão das interações entre os parâmetros geotécnicos e adaptam-se eficazmente a novos dados. Entretanto, destaca-se que o sucesso desta abordagem está ligado à qualidade do banco de dados empregado. Um banco de dados que seja representativo e bem estruturado é fundamental para a eficácia do modelo. Como bem observado por Dhar (2013), modelos construídos sobre bases de dados inadequadas ou não representativas inevitavelmente conduzirão a respostas imprecisas ou mesmo errôneas.

Neste estudo, utilizou-se a regressão linear multivariada (RLM) para elucidar a relação das leituras advindas do ensaio CPTu sobre a resistência ao cisalhamento não drenada dos rejeitos de minério de ferro, com o objetivo de desenvolver um modelo RLM que integrasse 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.

2 METODOLOGIA

Neste estudo, analisou-se um banco de dados composto por observações de rejeitos de minério de ferro coletadas em quatro localidades distintas no Quadrilátero Ferrífero, em Minas Gerais, Brasil. Devido a 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, conforme preconiza as normativas brasileiras.

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 de pico advindas do ensaio de palheta.

Para a avaliação 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 (2009), 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 (2009), o diagrama de classificação comportamental estabelece critérios para a cravação do cone em relação ao índice I_c , no qual valores inferiores a 2,50 sugere a cravação drenada, entre 2,5 e 2,6 a cravação parcialmente drenada e valores iguais ou superiores a 2,60, 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 a 22, conforme apresentado na Figura 1. Após a aplicação da verificação mencionada, foram consideradas 98 amostras.

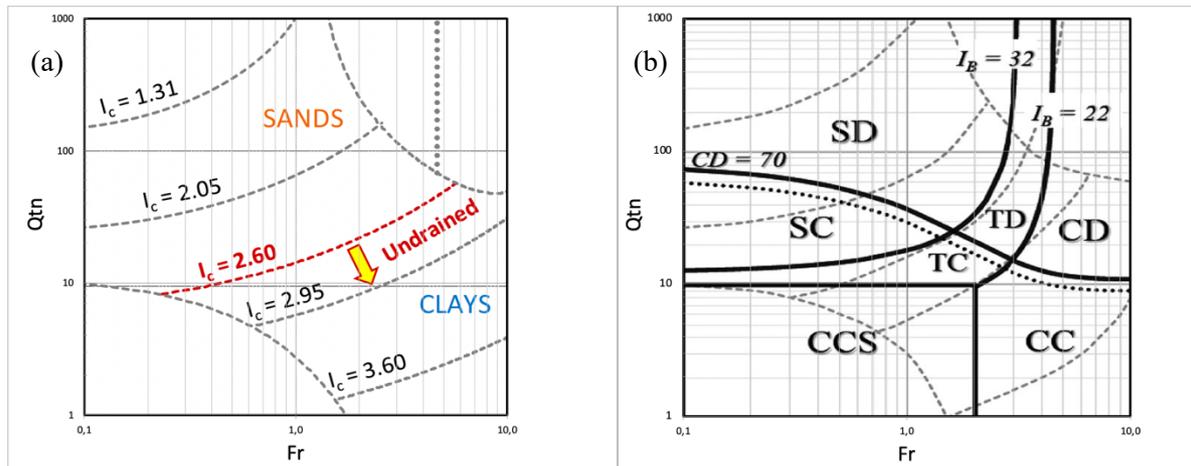


Figura 1. (a) Ábaco de classificação comportamental apresentado por Robertson (2009); (b) Ábaco de classificação comportamental apresentado por Robertson (2016)

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.

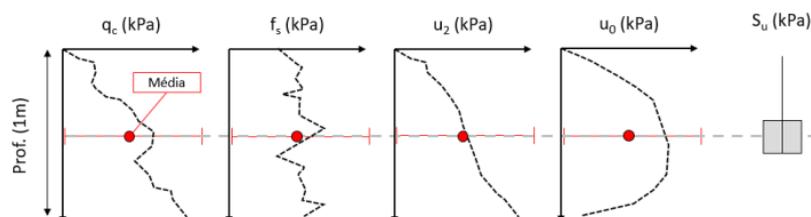


Figura 2. Representação esquemática da compatibilização dos resultados dos ensaios (adaptado de Pinto, 2023)

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 proporessão 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 RLM, 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

A Figura 3 apresenta as curvas granulométricas das amostras estudadas. 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.

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 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.

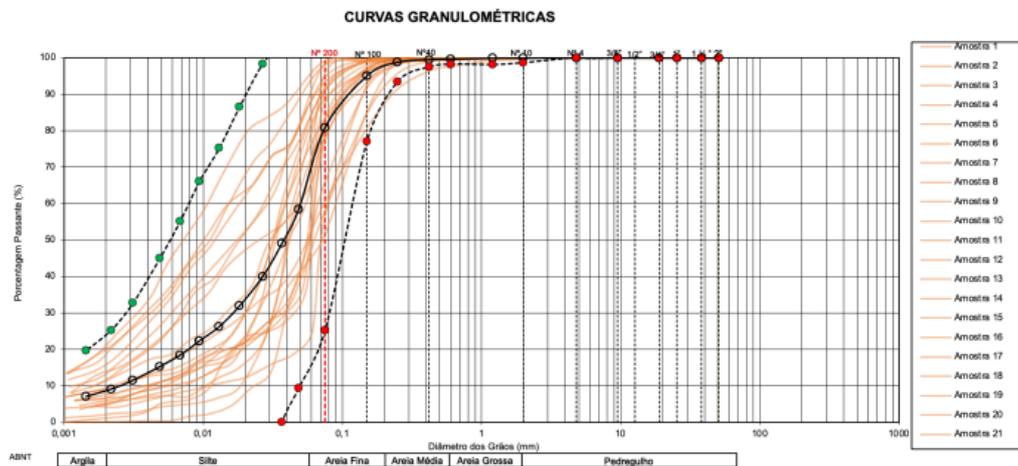


Figura 3. Curvas granulométricas das amostras ensaiadas

Tabela 1. Métricas estatísticas das variáveis

	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
Su (kPa)	72,91	64,17	7,14	342,42
qt (Mpa)	2,91	3,08	0,23	12,93
fs (kPa)	67,18	75,97	2,90	335,90
u2 (kPa)	329,49	203,14	3,59	953,52

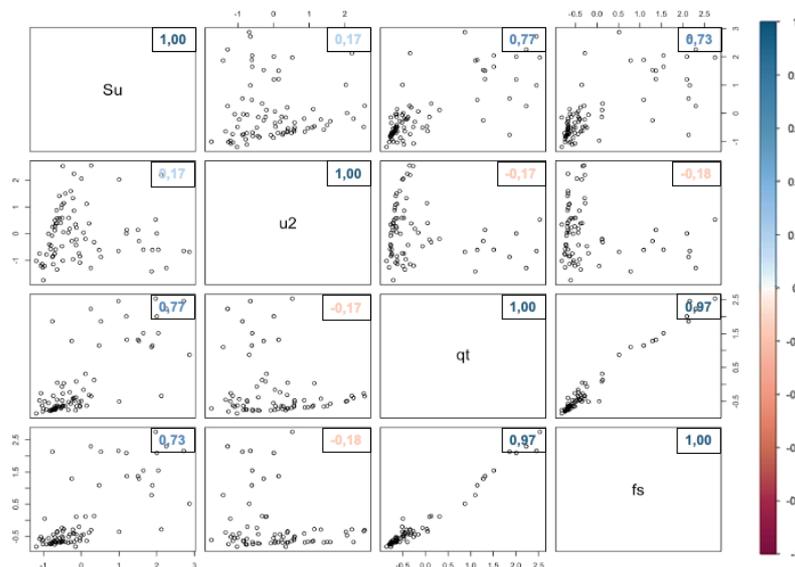


Figura 4. Matriz de correlação

Dada a natureza confidencial das informações, conforme mencionado anteriormente, os conjuntos de dados completos não serão divulgados. Entretanto a Figura 5 apresenta uma visão geral das leituras advindas do ensaio CPTu com os pontos utilizados neste estudo destacados em azul.

A Figura 6 apresenta o diagrama *Soil Behavior Type* (SBT) proposto por Robertson (2009 e 2016), no qual os pontos em cinza apresentam todas as amostras ensaiadas e os pontos em azul as amostras utilizadas neste estudo. No diagrama de Robertson (2009) observa-se que todas as amostras consideradas no estudo ocorrem com cravação não drenada, isto é, com $I_c > 2,60$. Já no diagrama de Roberto (2016), 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.

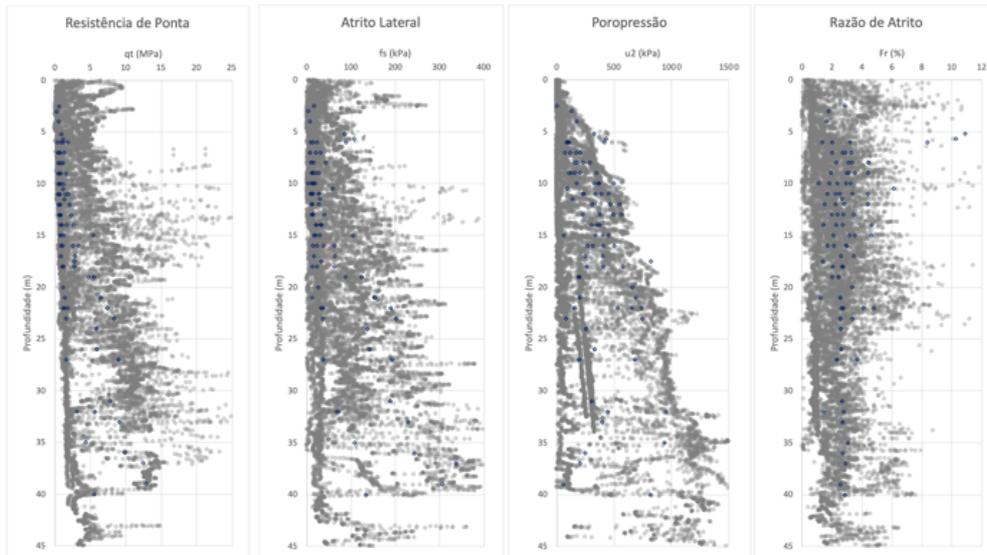


Figura 5. Leituras de resistência de ponta corrigido, atrito lateral, excesso de poropressão e razão de atrito

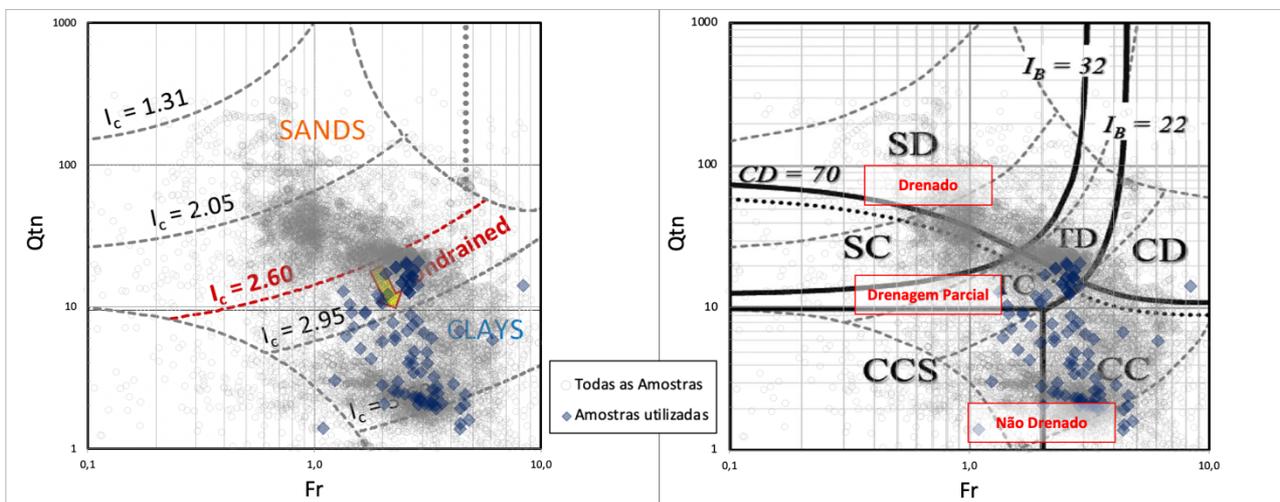


Figura 6. Diagrama de Classificação adaptado de Robertson (2009 e 2016) adaptado.

Os resultados do modelo RLM, 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 RLM

Modelo	k-fold	R ²	MAE	RMSE
RLM	2	0,69	24,09	35,93
	3	0,70	24,25	35,59
	4	0,67	24,96	37,04
	5	0,68	25,33	36,81
	6	0,68	25,57	37,11
	7	0,70	24,57	35,43
	8	0,72	24,56	35,04
	9	0,70	24,31	34,67
	10	0,74	24,27	34,26

$$Su = 75,95 qt - 23,61 fs + 19,57 u2 + 72,91 \quad (4)$$

A aplicação da validação cruzada K-Fold reforçou a confiabilidade do modelo, indicando que o mesmo é estável e consistente em diferentes subdivisões do conjunto de dados. Este método de validação é essencial para assegurar que o modelo não esteja sobreajustado e que possua uma boa capacidade de generalização.

A análise dos resíduos do modelo mostrou uma distribuição aproximadamente normal, indicando que as suposições do modelo de regressão linear foram atendidas. 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			Ndu			Robertson (2016)			Mayne &Peuchen (2022)		
	R2	RMSE	MAE	R2	RMSE	MAE	R2	RMSE	MAE	R2	RMSE	MAE	R2	RMSE	MAE
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
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.

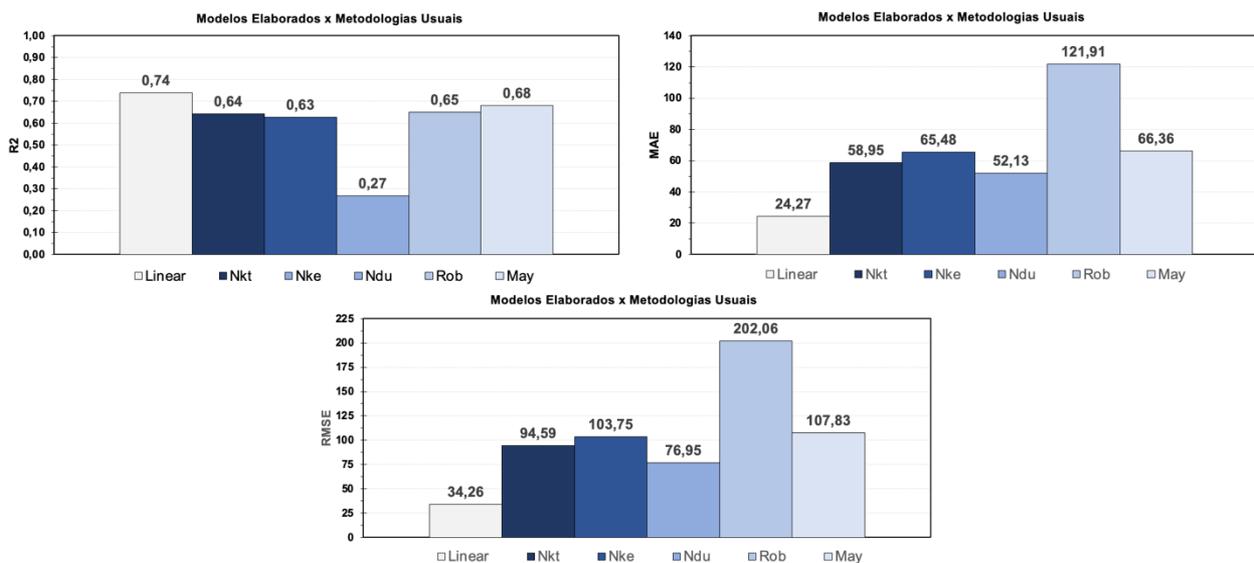


Figura 7. Comparação modelo RLM e metodologias usuais

5 CONCLUSÕES

O modelo RLM 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 0,74 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 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.

A precisão aprimorada do modelo tem implicações significativas para o projeto e a gestão de barragens de rejeitos e outras estruturas geotécnicas, contribuindo para avaliações de risco mais precisas e para a tomada de decisões informadas sobre a segurança dessas estruturas. Além disso, a capacidade de melhor prever a resistência não drenada pode auxiliar na otimização de processos de empilhamento, drenagem e na implementação de medidas de mitigação de riscos.

Embora o modelo tenha mostrado resultados promissores, reconhece-se que a pesquisa foi limitada à dados de quatro locais no Quadrilátero Ferrífero. Sugere-se que estudos futuros expandam a base de dados para incluir locais com uma gama mais ampla de propriedades geotécnicas e ambientais, aumentando assim a a possibilidade do uso desses modelos para outros cenários. Além disso, pesquisas adicionais poderiam explorar outros modelos de dependência das variáveis, a incorporação de outras variáveis preditoras, como a granulometria, mineralogia dos rejeitos e resistência não drenada advinda de ensaios laboratoriais (como por exemplo o ensaio *Direct Simple Shear* – DSS), para refinar ainda mais a precisão do modelo.

Os achados deste estudo sublinham a utilidade da regressão linear multivariada como uma ferramenta para a modelagem da resistência não drenada em rejeitos de minério de ferro, oferecendo uma contribuição significativa para a prática da engenharia geotécnica. A pesquisa abre caminho para abordagens analíticas mais refinadas que podem transformar a maneira como a indústria de mineração gerencia seus rejeitos, priorizando a segurança e a sustentabilidade.

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.
- Chowdhury, S., Lin, Y., Liaw, B. Y., & Kerby, L. M. (2021). Evaluation of tree based regression over multiple linear regression for non-normally distributed data in battery performance.
- 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>
- 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) Ensaios 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