*XXII Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos e Engenharia Geotécnica*
*XI Simpósio Brasileiro de Engenheiros Geotécnicos Jovens*
*24 a 28 de agosto de 2026 – Brasília/DF*
**DOI: 10.47094/COBRAMSEG2026.2/26**

# Previsão da Velocidade de Onda de Cisalhamento em Argilas Marinhas Utilizando Machine Learning com Dados de SCPT e Bender Element

Gleyce de Souza Baptista, M.Eng
Engª Geotécnica, UTEC-Geoservices, Rio de Janeiro, Brasil, gleycesouzaa@gmail.com

Felipe Bogossian, M.Eng
Engº Geotécnico, UTEC-Geoservices, Rio de Janeiro, Brasil, felipe.bogossian@benthic.com

Mateus Belbuche Paraguassu
Engº Geotécnico, UTEC-Geoservices, Rio de Janeiro, Brasil, mateus.belbuche@benthic.com

Gabriel Viana da Silva
Estagiário, UTEC-Geoservices, Rio de Janeiro, Brasil, gabrielvianads@poli.ufrj.br

Rodrigo Silva Nunes
Geofísico, Petrobras, Rio de Janeiro, Brasil, rodrigosn@petrobras.com.br

RESUMO: A estimativa da velocidade de onda cisalhante (Vs) é essencial para a caracterização geotécnica e sísmica de argilas marinhas e para o suporte a análises e projetos offshore. Este artigo avalia estratégias de previsão de Vs por meio da integração de dados de ensaios in situ (SCPT e CPTu) e de laboratório (Bender Element), com foco em aplicações práticas de engenharia geotécnica. São comparadas uma abordagem física baseada em regressão log–log e um modelo de aprendizado de máquina do tipo Random Forest. Os dados foram pré-processados e organizados em quatro cenários de modelagem, combinando diferentes bases de dados e estratégias preditivas. O desempenho foi avaliado por meio de $R^2$, RMSE e da comparação de perfis de Vs ao longo da profundidade. Os resultados indicam que o Random Forest apresentou melhor desempenho preditivo global, especialmente com dados de SCPT, enquanto o modelo log–log, embora menos preciso, forneceu relações fisicamente interpretáveis e mostrou maior robustez com a inclusão de dados de Bender Element. A análise dos perfis confirma que modelos de aprendizado de máquina reproduzem melhor as variações locais observadas em campo, enquanto o modelo físico representa adequadamente a tendência global associada ao aumento da tensão efetiva. Os resultados destacam o potencial de abordagens híbridas e a importância da escolha do método e da base de dados conforme o objetivo da aplicação.
PALAVRAS-CHAVE: Velocidade de onda cisalhante; Argilas marinhas; Ensaio sísmico; Ensaio Bender; Aprendizado de máquina;

ABSTRACT: The estimation of shear wave velocity (Vs) is essential for the geotechnical and seismic characterization of marine clays and for supporting offshore engineering analyses and design. This paper evaluates Vs prediction strategies based on the integration of in situ test data (SCPT and CPTu) and laboratory measurements (Bender Element), with emphasis on practical offshore geotechnical applications. A physics-based log–log regression model and a machine learning approach using Random Forest are compared. The data were pre-processed and organized into four modeling scenarios, combining different datasets and predictive strategies. Model performance was assessed using the coefficient of determination ($R^2$), root mean square error (RMSE), and comparison of Vs profiles with depth. The results indicate that the Random Forest model achieved superior overall predictive performance, particularly when trained exclusively on SCPT data, whereas the log–log model, although less accurate, provided physically interpretable relationships and showed greater robustness when Bender Element data were included. The analysis of Vs profiles confirms that machine learning models better reproduce local field variations, while the physical model adequately represents the global trend associated with increasing effective stress. These findings highlight the potential of hybrid approaches for reliable Vs estimation in offshore environments and

emphasize the importance of selecting the prediction method and dataset according to the intended engineering application.
KEYWORDS: Shear wave velocity; Offshore clays; SCPT; Bender Element; Machine learning;

## 1 Introdução

A estimativa confiável da velocidade de onda de cisalhamento (Vs) é essencial na caracterização geotécnica de argilas marinhas offshore, devido à sua relação direta com a rigidez do solo em pequenas deformações e sua importância em análises de resposta sísmica e projetos de fundações. Embora ensaios in situ e de laboratório permitam a determinação direta de Vs, sua aplicação pode ser limitada por custos, logística e disponibilidade de dados, motivando o uso de modelos preditivos baseados em correlações empíricas ou técnicas de aprendizado de máquina. Nesse contexto, este estudo avalia a previsão de Vs por meio da integração de dados de ensaios in situ e laboratoriais, comparando um modelo físico do tipo log–log e um modelo de machine learning baseado em Random Forest, com o objetivo de analisar o desempenho preditivo, a coerência geotécnica e a influência da composição da base de dados na estimativa de Vs em ambientes offshore.

## 2 Base teórica

### 2.1 Ensaio de CPTU e SCPT

Os ensaios de piezocone (CPT) e de piezocone sísmico (SCPT) são amplamente utilizados em investigações geotécnicas devido à rapidez, repetibilidade e capacidade de fornecer dados quase contínuos do subsolo, sendo apoiados por um arcabouço teórico consolidado (Robertson & Campanella, 1983a, 1983b). A interpretação do CPT baseia-se tradicionalmente em correlações empíricas e semi-teóricas, como os gráficos de tipo de comportamento do solo (SBT) propostos por Robertson (1990), que permanecem amplamente empregados na prática apesar das limitações em representar a complexidade do comportamento real dos solos (Lunne et al., 1997; Mayne, 2007). O *SCPT* estende o *CPT* convencional ao permitir a medição direta da velocidade de onda cisalhante (Vs) e, consequentemente, da rigidez em pequenas deformações, por meio do registro do tempo de propagação de ondas sísmicas geradas na superfície ou no fundo do mar (Robertson et al., 1986). Ao longo dos anos, diversas correlações empíricas foram propostas para estimar Vs a partir de parâmetros do *CPTU*, como aquelas baseadas na resistência de ponta corrigida e no índice de comportamento do solo (Robertson, 2009) ou exclusivamente na resistência de ponta (Long & Donohue, 2010), frequentemente associadas a procedimentos de normalização em função da tensão vertical efetiva para permitir comparações consistentes entre diferentes profundidades (Robertson et al., 1992). Embora essas correlações forneçam estimativas práticas e economicamente viáveis, sua aplicabilidade pode ser limitada fora das faixas de calibração ou em ambientes heterogêneos, motivando o uso de abordagens alternativas, como modelos baseados em aprendizado de máquina, capazes de incorporar múltiplos parâmetros simultaneamente e capturar relações mais complexas nos dados.

### 2.3 Ensaio de *Bender Element*

O ensaio de *Bender Element* (*BE*) é amplamente utilizado em laboratório para a determinação da velocidade de onda cisalhante e da rigidez do solo em pequenas deformações, constituindo uma ferramenta consolidada na caracterização sísmica de materiais geotécnicos. O método baseia-se na geração e recepção de ondas sísmicas por meio de elementos piezoelétricos instalados no corpo de prova, permitindo medições não destrutivas, de baixo custo e compatíveis com diferentes aparatos laboratoriais, como câmaras triaxiais. Avanços recentes demonstram que a resposta do elemento piezoelétrico é fortemente influenciada pela frequência de excitação, o que possibilita a identificação confiável de ondas de cisalhamento e compressão a partir de um mesmo sistema de ensaio, ampliando a aplicabilidade e a robustez do método (Ferreira et al., 2019).

Os ensaios de *Bender Element* foram realizados como ensaios não destrutivos para a determinação da velocidade de onda cisalhante (Vs) e do módulo de cisalhamento máximo ($G_{máx}$). Os ensaios considerados neste estudo foram executados com reconstituição do estado de tensões, ao final da etapa de adensamento de

corpos de prova em ensaios triaxiais, buscando reproduzir as tensões de campo. A velocidade Vs foi calculada a partir do tempo de propagação da onda de cisalhamento entre elementos piezoelétricos instalados no topo e na base do corpo de prova, conforme a ASTM D8295:2019, e o módulo $G_{máx}$ foi obtido a partir de Vs e da massa específica do solo. Os teores de umidade associados aos ensaios de *Bender Element* foram determinados diretamente nos corpos de prova após a execução dos ensaios.

### 2.4 *Machine Learning* em Geotecnia

Técnicas de aprendizado de máquina (*machine learning – ML*) têm sido cada vez mais empregadas na engenharia geotécnica para identificar padrões e relações não lineares em bases de dados complexas, especialmente em situações nas quais correlações empíricas tradicionais apresentam desempenho limitado (Goodfellow, 2016). Diferentemente dos modelos empíricos clássicos, que assumem formas funcionais pré-definidas e utilizam um número restrito de variáveis, os modelos de *ML* são ajustados diretamente a partir dos dados observados, permitindo a incorporação simultânea de múltiplos parâmetros geotécnicos (*features*) para a previsão de uma variável de interesse (*rótulo*), como a velocidade de onda cisalhante Vs. O comportamento do modelo é controlado por hiperparâmetros, que regulam sua complexidade e capacidade de generalização, sendo definidos durante a etapa de treinamento (James et al., 2023). Essa abordagem torna o *ML* particularmente adequado para representar relações multivariadas e não lineares, típicas de solos, nos quais diversos fatores atuam de forma interdependente. Entre os algoritmos mais utilizados em aplicações geotécnicas destacam-se o *Random Forest* (*RF*) (James et al., 2023). Esse modelo é baseado em métodos de *ensemble*, apresenta elevada robustez para dados tabulares e boa performance em problemas geotécnicos, como a estimativa do índice NSPT (Fatehnia & Paran, 2025), da resistência não drenada Su (Nguyen et al., 2025) e da velocidade de onda cisalhante Vs. Estudos comparativos recentes demonstram que a escolha do algoritmo influencia diretamente o desempenho preditivo; nesse sentido, Baptista et al. (2025), ao avaliarem oito algoritmos distintos de ML para a previsão de Vs, identificaram o RF como um dos modelos com melhor desempenho, fundamentando sua adoção no presente estudo.

### 2.3 Modelo físico

A utilização de representações em escala log–log possui base consolidada na engenharia geotécnica como ferramenta para revelar relações físicas fundamentais entre variáveis do solo. Sridharan *et al* (1991) demonstraram que a reescrita das relações entre índice de vazios, volume específico e tensão efetiva em forma logarítmica permite uma interpretação mais clara, estável e confiável do comportamento mecânico dos solos, além de simplificar a estimação de parâmetros-chave, como a pressão de pré-adensamento. Nesse contexto, a linearização de leis de potência por meio de transformações logarítmicas mostrou-se não apenas matematicamente conveniente, mas também fisicamente significativa, preservando a interpretação dos coeficientes associados à compressibilidade e ao estado de tensões. De forma análoga, a velocidade de onda cisalhante (Vs) está diretamente relacionada à rigidez do solo em pequenas deformações e é fortemente influenciada pela tensão vertical efetiva e pelo estado do material, podendo ser descrita por relações do tipo lei de potência. A adoção de um modelo log–log para Vs, portanto, segue uma tradição já estabelecida na geotecnia, na qual transformações logarítmicas são utilizadas para evidenciar relações físicas fundamentais e permitir a estimação robusta de parâmetros com significado mecânico. Neste trabalho, esse modelo log–log é empregado como uma referência física simples e transparente, servindo de base para a comparação com modelos de aprendizado de máquina na previsão de Vs.

## 3 Materiais e Métodos

### 3.1 Base de dados

A base de dados deste estudo foi constituída de 68 furos de CPTU, 108 ensaios de Bender Elements realizados em câmara triaxial e 238 ensaios de 11 furos de SCPT. A obtenção destes dados foi realizada a partir de uma campanha geotécnica offshore realizada na costa brasileira, integrando informações de ensaios de campo e de laboratório. Os dados de campo incluem medições de profundidade, peso específico, tensão vertical efetiva e velocidade de onda cisalhante (Vs), obtidas por ensaios sísmicos executados com uma

Perfuratriz portátil de leito marinho operada remotamente (PROD), Figura 1, utilizado também para a recuperação de amostras indeformadas. As amostras foram posteriormente ensaiadas em laboratório, onde se obtiveram medições de umidade e de Vs por meio de ensaios de Bender Element, permitindo a integração entre a representatividade das condições in situ e a caracterização controlada em laboratório. A distribuição de Vs ao longo da profundidade apresentadas na Figura 2, obtida a partir dos ensaios SCPT, Bender Element e correlações baseadas em CPTu, evidencia uma tendência geral de aumento com a profundidade associada ao incremento da tensão vertical efetiva, bem como diferenças sistemáticas entre os métodos de ensaio. As faixas de variação e a dispersão das principais variáveis geotécnicas analisadas, incluindo umidade, profundidade, peso específico, tensão vertical efetiva e Vs, são resumidas por meio de estatísticas descritivas apresentadas na Tabela 1.

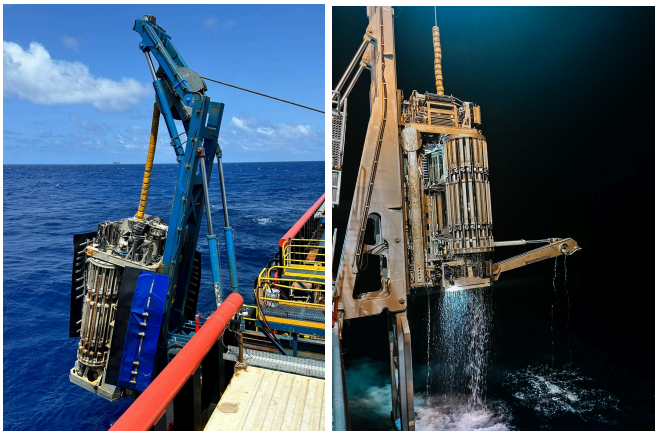


Figura 1. (a) *PROD* sendo preparado para mergulho; (b) *PROD* emergindo após a operação

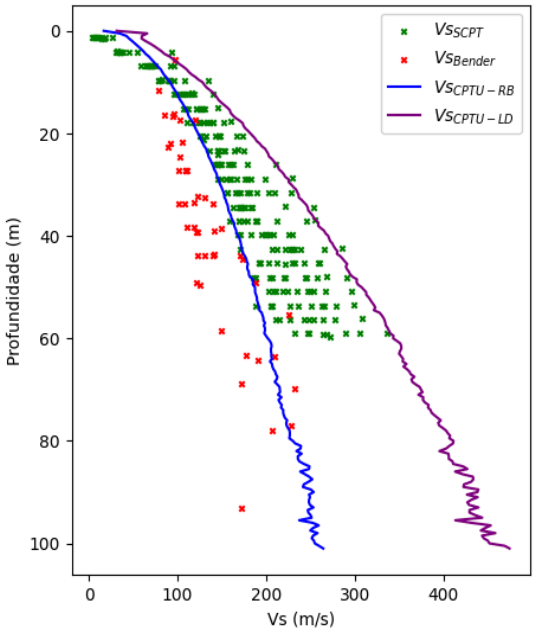



Figura 2. Distribuição da velocidade de onda cisalhante (Vs) em função da profundidade para os dados de SCPT e *Bender Element*.

Tabela 1. Dados estatísticos descritivo do banco de dado

| | Bender Element | | | | CPTu | | SCPT | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | z(m) | w(%) | Vs(m/s) | γ(kN/m³) | z(m) | σ′v(kPa) | z(m) | Vs(m/s) | σ′v(kPa) |
| Máx | 93.1 | 83.7 | 232.3 | 17.2 | 100.8 | 673.1 | 59.7 | 336.5 | 419.5 |
| Média | 39.9 | 64.8 | 135.9 | 15.8 | 30.8 | 180.0 | 30.0 | 167.0 | 194.6 |
| Min | 5.6 | 35.9 | 79.0 | 14.9 | 0.0 | 0.0 | 1.2 | 4.2 | 4.6 |

## 3.2 Metodologia

### 3.2.1 Pré-processamento e padronização

A etapa de pré-processamento e padronização dos dados teve como objetivo integrar informações dos ensaios SCPT, Bender Element e CPTu de forma fisicamente consistente para a análise de Vs. Foram adotadas constantes representativas das condições offshore, com a massa específica relativa dos sólidos (Gs) definida conforme a ASTM D854, assumindo argilas de alta plasticidade (CH), típicas de argilas marinhas brasileiras. No SCPT, o peso específico natural foi obtido a partir da massa específica medida, o índice de vazios foi estimado assumindo condição saturada com base na relação clássica entre peso específico e índice de vazios, e o teor de umidade foi calculado por w = e/Gs, sendo descartados valores não físicos; a tensão vertical efetiva foi estimada considerando regime hidrostático. Os dados foram então padronizados para um conjunto comum de variáveis e unificados em um único banco, utilizando-se a Vs medida no SCPT, correlações empíricas de Vs do CPTu propostas por Long e Donohue (2010) eq. 2 e Robertson (2009) eq. 1, e, no caso do Bender Element, valores de umidade medidos em laboratório e Vs obtida em corpos de prova em equipamento triaxial, com reconstituição do estado de tensões de campo.

$$V_{s\,RB} = \left[10^{0.55I_c+1.68} \cdot \left(\frac{q_{net}}{p_a}\right)^{0.5}\right] \quad (1)$$

$$V_{s\,LD} = 2.944 \cdot q_t^{0.613} \quad (2)$$

### 3.2.2 Modelos utilizados

Foram avaliados dois tipos de modelos para a previsão de Vs: um modelo físico do tipo log–log e um modelo de machine learning baseado em Random Forest. A investigação foi estruturada em quatro cenários, combinando duas estratégias de modelagem com duas composições de dados: utilização exclusiva de dados de campo (SCPT) e utilização de uma base híbrida composta por dados de SCPT e Bender Element. O modelo log–log foi formulado a partir de uma relação de potência entre Vs, a tensão vertical efetiva (σ′v) e o teor de umidade (w), ajustada por regressão linear no espaço logarítmico, sendo adotado como referência física por permitir interpretação direta dos parâmetros. Em paralelo, o modelo Random Forest, baseado em um conjunto de árvores de decisão, foi empregado por sua capacidade de capturar relações não lineares e interações entre variáveis sem impor uma forma funcional pré-definida, sendo aplicado às mesmas bases de dados para permitir uma comparação direta entre abordagens físicas e preditivas, bem como avaliar o impacto da incorporação de ensaios de laboratório com ensaios *in situ*.

### 3.2.3 Avaliação de desempenho

A avaliação de desempenho dos modelos foi realizada por meio da divisão dos dados em conjuntos de treinamento e teste, adotando-se uma proporção de 80% para treino e 20% para teste, com particionamento aleatório controlado por uma semente fixa para garantir reprodutibilidade e comparabilidade entre os quatro

cenários analisados. O desempenho preditivo foi quantificado utilizando o coeficiente de determinação ($R^2$) e a raiz do erro quadrático médio (RMSE), calculados separadamente para os conjuntos de treino e teste, sendo o RMSE particularmente relevante do ponto de vista da engenharia por expressar o erro médio na mesma unidade física da Vs. No caso do modelo Random Forest, a arquitetura foi definida por ajuste de hiperparâmetros através de busca em grade.

Além da avaliação quantitativa, foi realizada uma análise qualitativa por meio da comparação de perfis de Vs ao longo da profundidade, confrontando as previsões dos modelos físico log–log e de machine learning, com e sem a inclusão de dados de Bender Element, além das correlações empíricas de previsão de Vs propostas na literatura.

## 4 Resultados e Discussão

### 4.1 Desempenho de treinamento dos modelos

A Tabela 2 sintetiza o desempenho dos modelos log–log e Random Forest nos quatro cenários analisados, considerando bases compostas apenas por dados de SCPT e uma base híbrida SCPT + Bender Element. De modo geral, os modelos de machine learning apresentaram melhor desempenho preditivo, com maiores valores de $R^2$ e menores RMSE em comparação ao modelo físico. No cenário com dados exclusivamente de SCPT, o Random Forest mostrou elevada capacidade de ajuste e boa generalização ($R^2$ = 0,93 no treino e 0,88 no teste; RMSE = 19,52 m/s e 26,03 m/s), enquanto o modelo log–log apresentou desempenho inferior, porém consistente ($R^2$ entre 0,83 e 0,86; RMSE da ordem de 29 m/s), mantendo a vantagem da interpretabilidade física. A inclusão de dados de Bender Element resultou em melhora significativa do desempenho do modelo log–log no conjunto de teste, com redução do RMSE e aumento do $R^2$, indicando calibração mais robusta. Em contraste, para o Random Forest, a base híbrida levou a uma leve redução da performance no teste, possivelmente associada à maior heterogeneidade introduzida pelas diferenças entre dados de campo e de laboratório, apesar do pré-processamento adotado.

Tabela 2. Dados estatísticos descritivo do banco de dados

| | Log–log SCPT | | Log–log SCPT + BE | | ML SCPT | | ML SCPT + BE | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | Train | Test | Train | Test | Train | Test | Train | Test |
| $R^2$ | 0.83 | 0.86 | 0.69 | 0.84 | 0.93 | 0.88 | 0.85 | 0.82 |
| RMSE | 29.46 | 27.79 | 37.17 | 30.19 | 19.52 | 26.03 | 25.48 | 31.80 |

### 4.2 Modelos físicos log-log

Os modelos log–log ajustados (eq. 3 e 4) evidenciam comportamentos distintos conforme a base de dados utilizada. O modelo calibrado exclusivamente com dados de SCPT apresenta forte dependência da tensão vertical efetiva e do teor de umidade, refletindo o controle conjunto do estado de tensões e da estrutura natural do solo in situ. Em contraste, o modelo calibrado com a base híbrida SCPT + Bender Element mostra redução significativa da influência da umidade, indicando que a incorporação de dados laboratoriais, obtidos sob condições mais homogêneas e controladas, suaviza a variabilidade associada à estrutura do solo e à heterogeneidade estratigráfica, resultando em um ajuste global mais estável do ponto de vista geotécnico.

$$V_s^{SCPT} = 0.08\,(\sigma'_v)^{0.82} w^{0.81} \quad (3)$$

$$V_s^{SCPT+BE} = 1.79\,(\sigma'_v)^{0.71} w^{0.19} \quad (4)$$

### 4.3 Comparação dos perfis de Vs com a profundidade

A Figura 3 compara os perfis de velocidade de onda de cisalhamento ao longo da profundidade, incluindo valores medidos em SCPT e Bender Element, previsões dos modelos log–log e Random Forest, bem como correlações empíricas baseadas em CPTu. Observa-se que a Vs medida em SCPT apresenta aumento progressivo com a profundidade, associado ao incremento da tensão vertical efetiva, enquanto as correlações empíricas tendem a superestimar a Vs, especialmente em maiores profundidades. Os modelos log–log reproduzem adequadamente a tendência global do perfil, porém com comportamento suavizado e menor sensibilidade a variações locais, sendo que o modelo calibrado com a base híbrida apresenta melhor aproximação em profundidades intermediárias. Os modelos Random Forest mostram maior aderência aos dados de campo, capturando variações não lineares ao longo do perfil, com melhor concordância quando treinados apenas com dados de SCPT e comportamento mais conservador em maiores profundidades ao incorporar dados de Bender Element. Adicionalmente, a proximidade entre a umidade calculada a partir do CPTu (69,9%) e a umidade medida no ensaio de Bender Element (64,1%) em profundidade equivalente reforça a consistência do pré-processamento adotado e a adequação do teor de umidade como variável explicativa no modelo log–log.

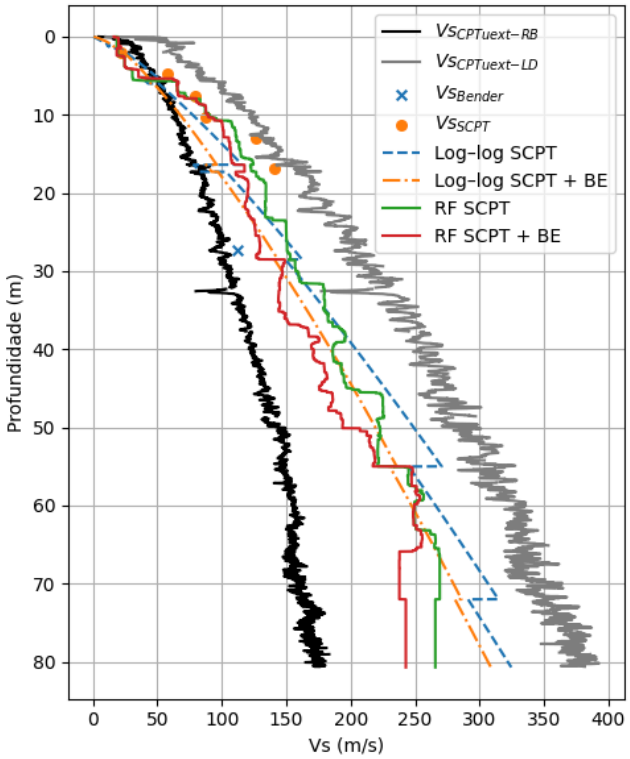



Figura 3. Perfil de solo com os dados de ensaio e as previsões dos modelos

## 5 Conclusões

Este estudo avaliou a previsão da velocidade de onda de cisalhamento (Vs) em argilas marinhas offshore por meio da integração de ensaios in situ (SCPT e CPTu) e de laboratório (Bender Element), comparando uma abordagem física baseada em modelo log–log com um modelo de machine learning do tipo Random Forest. Os resultados demonstram que o Random Forest apresentou maior desempenho preditivo global, com elevados valores de $R^2$ e menores RMSE, particularmente quando treinado exclusivamente com dados de SCPT, evidenciando sua capacidade de capturar relações não lineares e variações locais do perfil de Vs. Por outro lado, o modelo log–log, embora menos preciso, mostrou-se consistente do ponto de vista

geotécnico, fornecendo equações fisicamente interpretáveis e desempenho robusto quando calibrado com a base híbrida SCPT + Bender Element.
A análise dos perfis de Vs ao longo da profundidade confirmou que modelos de machine learning reproduzem com maior fidelidade as variações observadas em campo, enquanto o modelo físico representa adequadamente a tendência global associada ao aumento da tensão efetiva. A incorporação de dados laboratoriais mostrou-se benéfica para a calibração de modelos físicos, mas introduziu maior heterogeneidade em modelos puramente preditivos, ressaltando a importância de uma escolha criteriosa da base de dados conforme o objetivo da aplicação. Em conjunto, os resultados indicam que abordagens híbridas, combinando modelos fisicamente interpretáveis e técnicas de machine learning, constituem uma estratégia promissora para a estimativa confiável de Vs em ambientes offshore.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

American Society for Testing and Materials. ASTM D8295-19: *Standard Test Method for Determination of Shear Wave Velocity and Initial Shear Modulus in Soil Specimens using Bender Elements*. West Conshohocken, PA: ASTM International, 2019.

Baptista, G.S.; Silva, L.M.P.; Paraguassu, M.B.; Simões, F.B.; Mello, L.; Viana, A.C.; Macedo, F.; Sieira, A.C. (2025). *Shear wave velocity prediction using machine learning in Brazilian marine clay*. Offshore Technology Conference Brasil, OTC-36249-MS

Camacho-Tauta, J.; Cascante, G.; Santos, J. A.; Viana da Fonseca, A. (2011). M*easurements of shear wave velocity by resonant- column test, bender element test and miniature accelerometers*. 2011 Pan-Am CGS Geotechnical Conference.

Ferreira, C.; Viana da Fonseca, A.; Díaz-Durán, F.; Cascante, G. (2019). *New developments in bender element testing*. Proceedings of the 7th International Conference on Earthquake Geotechnical Engineering (Earthquake Geotechnical Engineering for Protection and Development of Environment and Constructions), Rome, Italy.

Kumar, J.; Shinde, N. S. (2019). *Interpretation of bender element test results using sliding Fourier transform method*. Canadian Geotechnical Journal, 56(12), 1858–1867.

Mayne, P.W.; Rix, G.J. (1995). *Correlations Between Shear Wave Velocity and Cone Tip Resistance in Natural Clays*. Soils and foundations, 35(2), 107–110.

Mayne, P.W. (2014). Interpretation of geotechnical parameters from seismic piezocone tests. Proceedings, 3rd International Symposium on Cone Penetration Testing (CPT'14, Las Vegas), ISSMGE Technical Committee TC 102, Editado por P.K. Robertson e K.I. Cabal, p 47-73.

Robertson, P. K.; Campanella, R. G.; Gillespie, D.; Rice, A. (1986). SEISMIC CPT TO MEASURE IN SITU SHEAR WAVE VELOCITY. Journal of Geotechnical Engineering, 112(8), 791–803.

Sridharan, A.; Abraham, B.M.; Jose, B.T. (1991). I*mproved technique for estimation of preconsolidation pressure*. Géotechnique, 41(2), 263–268.

Taboada, V. M.; Sanchez-Hernandez, Y.; Zhang, Z.; Cruz Roque, D.; Barrera Nabor, P.; Gan, K. C. (2024). *An Application of Machine Learning to Predicting Shear Wave Velocity of Marine Clay.* Offshore Technology Conference (OTC), Houston, TX, USA, 6-9 Maio, OTC-35325-MS, DOI 10.4043/35325-MS.