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/COBRAMSEG2026.2/17

Integração de Campos Estocásticos e Aprendizado de Máquina para Previsão de Condições Críticas em Aterros Ferroviários Lateríticos Amazônicos

Felipe Santos de Almeida
Engenheiro Geotécnico, Doutorando, POLI-USP, São Paulo, Brasil, almeida.felipe@usp.br

Luiz Felipe Goulart Fiscina
Engenheiro Geotécnico, Doutorando, POLI-USP, São Paulo, Brasil, luizfiscina@usp.br

David Sebastian Calpa
Engenheiro Geotécnico, Pós-Doutorando, POLI-USP, São Paulo, Brasil, sebastiancalpaj@usp.br

Marcos Massao Futai
Professor Titular da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, Brasil, futai@usp.br

RESUMO: Este trabalho avalia uma estrutura preditiva para antecipação de respostas hidrológicas em taludes de aterros lateríticos localizados na bacia do rio Pindaré, Maranhão (Amazônia). A pesquisa tem como ponto de partida resultados prévios que validaram a relação entre a curva de retenção de água (SWRC) e o índice de vazios para um solo recompactado da Formação Itapecuru, representativo da região de estudo, fornecendo base para a representação da variabilidade hidráulica do material. A metodologia compara dois cenários: homogêneo (determinístico) e heterogêneo (probabilístico). No cenário heterogêneo, a variabilidade espacial é incorporada por campos estocásticos, acoplados a simulações de fluxo transiente no RS2. Séries diárias de precipitação do CHIRPS e respostas simuladas em pontos de interesse (sensores virtuais) foram utilizadas para treinar um modelo de aprendizado de máquina (XGBoost) com previsão multi-horizonte (3, 7 e 15 dias), adotando como *benchmark* comparativo os dados obtidos pelo sensor alvo no caso homogêneo. Os resultados indicam bom desempenho global, porém mostram que o R^2 isoladamente não garante utilidade operacional, devido ao ruído nas previsões e à tendência de subpredição, mais pronunciada em horizontes longos. A abordagem probabilística reduz a instabilidade das estimativas e fornece intervalos (Q05–Q95) capazes de englobar o *benchmark* nas regiões de transição, reforçando o potencial do framework como suporte à previsão antecipada e à avaliação de excedência de limiares em aplicações de monitoramento.

PALAVRAS-CHAVE: Amazônia; solos lateríticos; campos estocásticos; machine learning; fluxo não-saturado.

ABSTRACT: This study evaluates a predictive framework to anticipate hydrological responses in lateritic embankment slopes located in the Pindaré River basin, Maranhão (Brazilian Amazon). The approach builds on previous findings that validated the relationship between the soil-water retention curve (SWRC) and void ratio for a recompacted soil from the Itapecuru Formation, representative of the study area, providing a basis to represent hydraulic variability. Two scenarios are compared: a homogeneous (deterministic) embankment and a heterogeneous (probabilistic) embankment. In the heterogeneous case, spatial variability is introduced through stochastic fields, coupled with transient seepage simulations in RS2. Daily precipitation series from CHIRPS and simulated responses at selected points (virtual sensors) were used to train an XGBoost model for multi-horizon forecasting (3, 7, and 15 days), adopting as a comparative benchmark the target sensor response obtained under the homogeneous scenario. Results show good overall performance; however, they also indicate that R^2 alone is insufficient for operational assessment due to prediction noise and a systematic underestimation trend, which becomes more pronounced for longer horizons. The probabilistic framework reduces instability in the predictions and provides uncertainty bounds (Q05–Q95) that encompass the benchmark during transition periods, highlighting its potential to support early forecasting and threshold exceedance assessment in geotechnical monitoring applications.

KEYWORDS: Amazon; lateritic soils; stochastic fields; machine learning; unsaturated flow.

1 INTRODUÇÃO

Obras lineares, como rodovias e ferrovias, frequentemente requerem a execução de aterros. Em geral os aterros da Estrada de ferro Carajás (EFC) são construídos utilizando solos lateríticos, uma vez que esses materiais são de ampla disponibilidade regional e apresentam desempenho geralmente satisfatório em processos de compactação (Santha Kumar et al., 2022). Entretanto, mesmo quando há adequado controle construtivo, estes aterros em regiões tropicais permanecem suscetíveis a deslizamentos em função da elevada variabilidade climática local. Nesse contexto, o entendimento das propriedades hidráulicas em condição não saturada torna-se fundamental, a saber que a geração de poropressões excessivas pode ocorrer não apenas pela elevação do nível freático interno, mas também pelo avanço da frente de infiltração associada às chuvas. Esses processos reduzem as tensões efetivas e comprometem a resistência ao cisalhamento, favorecendo a ocorrência de mecanismos de instabilidade (Fredlund & Rahardjo, 1993). Além disso, a variabilidade interna dessas estruturas causada pela compactação não pode ser descartada, já que os métodos de controle utilizam resultados pontuais para aferir a qualidade de compactação destas estruturas.

Os campos aleatórios espacialmente correlacionados têm se mostrado eficazes para representar heterogeneidades geotécnicas (Li et al., 2016), ainda assim, sua integração com técnicas de aprendizado de máquina para previsão probabilística multi-horizonte permanece pouco explorada em engenharia geotécnica. Neste contexto, o presente estudo propõe uma estrutura integrada que combina análise numérica transiente em meio não saturado e aprendizado de máquina para previsão multi-horizonte de poropressão em sensores virtuais. A chuva diária é aplicada como condição de contorno no modelo numérico, e as respostas são monitoradas por *History Queries* (HQs), considerados como sensores virtuais posicionados no domínio, com foco na previsão do sensor-alvo (HQ12) em horizontes de $+3$, $+7$ e $+15$ dias. Em cada tempo t_0, o modelo recebe como entradas a chuva observada em t_0, as leituras de poropressão em t_0(HQ8, HQ12 e HQ16) e a chuva prevista associada ao horizonte a partir da série temporal utilizada, permitindo emitir previsões compatíveis com aplicações de alerta antecipado. O algoritmo adotado para os dois cenários avaliados é o XGBoost, calibrado com separação temporal (treino/validação/teste) para evitar vazamento de informação.

A contribuição central do trabalho está na comparação entre um cenário homogêneo e um cenário heterogêneo, em que a variabilidade do aterro é representada por campos estocásticos espacialmente correlacionados aplicados ao material compactado. Essa variabilidade é incorporada via expansão de Karhunen–Loève (KLE) com covariância Matérn, fundamentada em calibração da variação da SWCC de acordo com a mudança de densidade do material previamente validada em Almeida et al. (2025). Além da avaliação determinística, o estudo introduz uma leitura probabilística baseada na distribuição de predições das leituras do instrumento para cada caso observado a partir dos campos estocásticos, permitindo comparar de forma consistente como a heterogeneidade altera não apenas o valor previsto, mas também a incerteza da ocorrência de condições críticas no horizonte de previsão.

Os resultados principais indicam que, embora os modelos apresentem bom desempenho global (alto R^2), a utilidade prática em séries temporais depende fortemente da análise de MAE/RMSE e do comportamento ao longo do tempo, já que o erro cresce com o aumento do horizonte de previsão. No caso determinístico, observou-se ruído associado às variações de precipitação e boa aderência às transições para horizontes curtos (3 e 7 dias), enquanto no horizonte de 15 dias ocorre perda de sensibilidade e suavização do sinal. Já a abordagem probabilística promove maior estabilidade das estimativas e fornece intervalos Q05–Q95 que englobam o benchmark sobretudo nas regiões de transição, embora persista tendência de subpredição, mais evidente em horizontes longos.

2 MATERIAIS E MÉTODOS

2.1 Área de estudo

O presente estudo foi desenvolvido em um trecho de aterro da EFC, localizado nas proximidades do km 374, inserido na Bacia Hidrográfica do Rio Pindaré. O trabalho de Silva et al. (2025), a partir de uma análise de suscetibilidade, indica a ocorrência de setores com elevada propensão a deslizamentos na plataforma ferroviária, contribuindo para a necessidade de melhor compreensão do comportamento geotécnico dessas estruturas. No mesmo estudo, observa-se no inventário elaborado pelos autores diversas ocorrências de

instabilidades em trechos de aterro, reforçando a necessidade de investigações e avaliações mais detalhadas sobre os mecanismos que controlam esse tipo de evento. Na Figura 1 está ilustrado um exemplo de ruptura registrada em um aterro nas proximidades da área de estudo.



Figura 1 - Exemplo de ruptura ocorrida em um aterro ferroviário situado próximo a área de estudo (KM-378).

2.2 Dados de precipitação

Os dados de precipitação foram obtidos a partir do produto orbital CHIRPS (Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station Data), amplamente utilizado em regiões com baixa densidade de estações pluviométricas (Dos Santos Silva et al., 2023). O CHIRPS fornece séries diárias com resolução espacial de 0,05° (≈ 5 km) desde 1981. Para este estudo, foi extraída a série de 2015 a 2025 para um pixel representativo (Lat.: −4,26; Long.: −46,53), próximo ao km 375 da ferrovia, por meio da plataforma Climate Engine, que permite consultar e baixar séries temporais derivadas de sensoriamento remoto (Huntington et al., 2017). A Figura 2 apresenta os acumulados diários de chuva nesse ponto.

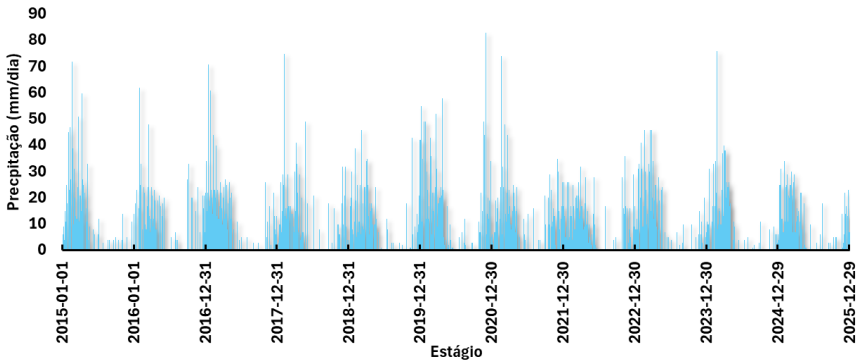


Figura 2 - Série temporal dos acumulados diários de precipitação (2015 à 2025)

2.3 Dados de entrada, modelagem numérica e aplicação de aprendizado de máquina (ML).

Esta parte da metodologia foi organizada em duas etapas principais: (i) geração de séries temporais sintéticas por análise de fluxo transiente no RS2 distribuído pela Rocscience e (ii) previsão multi-horizonte com aprendizado de máquina, comparando cenários homogêneo e heterogêneo.

Na etapa numérica, simulou-se fluxo transiente em meio não saturado em uma seção simplificada de um aterro ferroviário próximo ao KM-375, aplicando chuva diária como condição de contorno variável, conforme a formulação do RS2. As respostas hidrológicas foram capturadas por History Queries (HQ), atuando como sensores virtuais para exportar séries diárias de poropressão (kPa) em HQ8 (topo do aterro), HQ16 (fundação) e HQ12 (meio do talude) (). O aterro representado no modelo numérico tem como dimensões principais 17,5 metros de altura, largura de crista de 33 metros e taludes com inclinação de 1,5H:1V.

No cenário homogêneo, as propriedades do aterro foram mantidas constantes; no heterogêneo, a variabilidade do "Aterro compactado" foi representada por campos estocásticos via KLE com covariância Matérn (3/2), prática consolidada em geotecnia (Figura 3 – a e b) (Feng et al., 2025), os parâmetros de flutuabilidade utilizados foram de 5 na direção X e 2 na direção Y em uma malha de elementos finitos de 1x1 m.

Com base no trabalho de Almeida et al. (2025), que validou a calibração e a aplicação de um modelo matemático capaz de representar os efeitos da variação de densidade na curva de retenção de água de solos compactados, cada realização foi utilizada para converter a variabilidade espacial em termos do parâmetro θ_s, estimado a partir da variação de densidade inerente aos campos estocásticos gerados, além disto o estudo realizado apresenta ainda as características geotécnicas do material utilizado nas análises. O número de iterações (200) na simulação de Monte Carlo foi estabelecido a partir da convergência da média espacial dos campos gerados, observada pela estabilização da variação incremental dessa estatística ao longo das realizações (Figura 3 – c).

Na etapa de ML, o XGBoost previu o sensor HQ12 em horizontes $h = \{3,7,15\}$ dias, configurado para previsão multi-horizonte de séries temporais (Głowacki & Bortnowski, 2025). Para cada t_0, as entradas incluíram chuva observada, poropressões dos sensores e chuva prevista em $[t_0 + h]$ (Figura 3 – d). O particionamento temporal utilizado consistiu na divisão de 7 anos iniciais para o treino e validação (70/30) e 3 anos posteriores para teste, evitando o vazamento de informação (Figura 3 – e), além disto foi realizada a otimização dos hiperparâmetros do modelo via Optuna/TPE com 150 iterações (Otimização Bayesiana) (Figura 3 – f) (Akiba et al., 2019). No caso heterogêneo para cada amostra gerada a partir das iterações dos campos estocásticos foi obtida uma predição, ao final os resultados foram resumidos em métricas estatísticas da variabilidade dos dados obtidos (média, desvio padrão e valores do quantis Q05 e Q95).

A avaliação permitiu a comparação direta entre os cenários propostos no estudo. As predições determinísticas junto a média das predições realizadas a partir das amostras gerados pelos campos estocásticos foram analisadas via R^2, MAE, RMSE e gráficos predito vs. observado, a partir disto os horizontes previstos foram comparados com as leituras em um período específico, considerado crítico, do conjunto de teste, no caso determinístico foram apresentadas as previsões pontuais, já para o caso heterogêneo foi apresentado a média junto ao intervalo Q95-Q05 (Figura 3 – h e i). Na figura, está ilustrada a metodologia empregada para a obtenção dos resultados. As comparações realizadas foram todas baseadas nas leituras do instrumento HQ12 para o caso homogêneo.

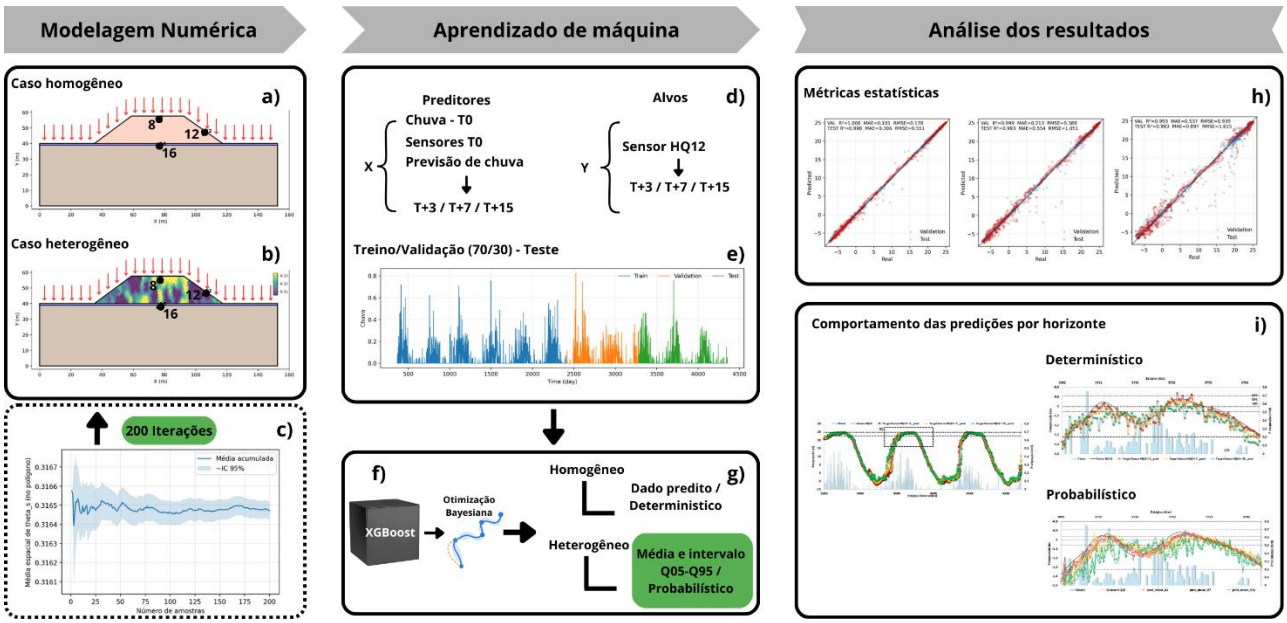


Figura 3 – Descrição da etapa metodologica desenvolvida no trabalho, a) Modelagem numérica para o caso homogêneo; b) Modelagem numérica para o caso heterogêneo; c) Convergência estatística da média no polígono de interesse; d) Preditores e alvos do modelo de ML para previsão das séries temporais junto aos horizontes associados; e) Divisão de treino, validação e teste; f) Modelo de ML utilizado e otimização aplicada; g) Tratamento dos resultados obtidos; h) Avaliação das métricas estatísticas; i) comparação do comportamento dos dados preditos.

3 DISCUSSÃO E RESULTADOS

Com base na metodologia apresentada, os resultados são mostrados nas Figuras 4, 5 e 6, iniciando-se pela comparação entre dados preditos e reais para cada horizonte de previsão, nas abordagens determinística e probabilística. Em seguida, apresenta-se uma análise estágio a estágio (dias), confrontando as predições com as leituras do instrumento virtual HQ12 obtidas no modelo homogêneo, que foi adotado como benchmark em ambos os casos. A Figura 4 sintetiza as comparações real vs. predito.

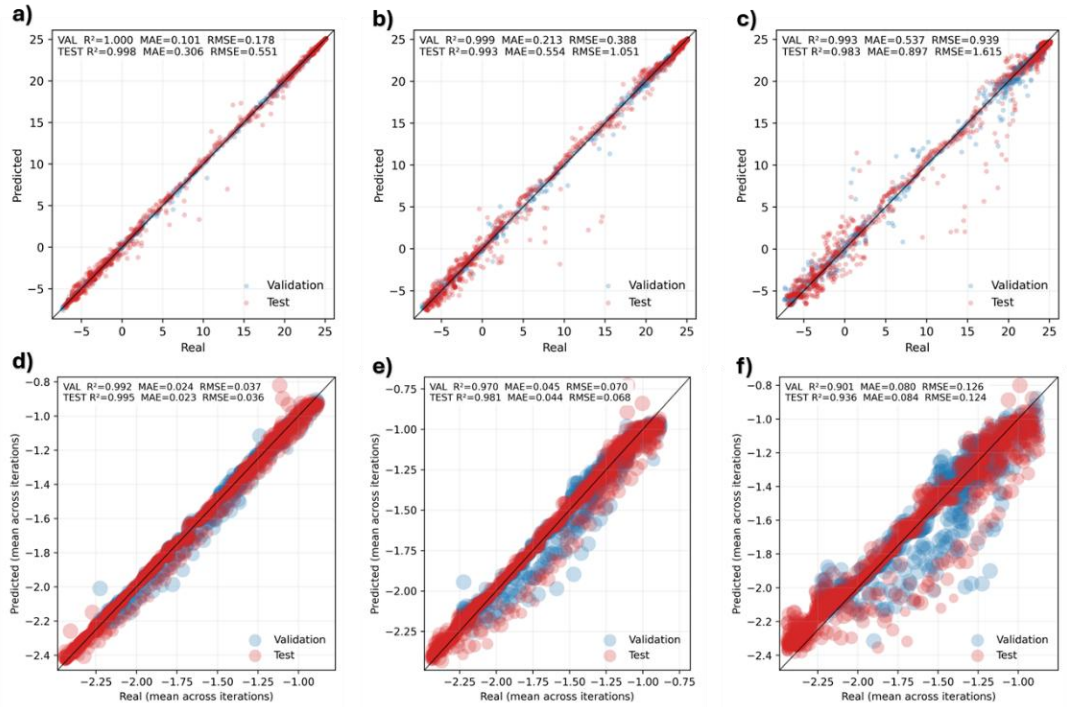


Figura 4 – Avaliação dos resultados Predito vs Real para os conjuntos de validação e teste para os casos determinístico e probabilístico nos horizontes de análise (3, 7 e 15 dias). a) Caso determinístico horizonte de 3 dias; b) Caso determinístico horizonte de 7 dias; c) Caso determinístico horizonte de 15 dias; d) Caso probabilístico horizonte de 3 dias; e) Caso probabilístico horizonte de 7 dias; f) Caso probabilístico horizonte de 15 dias.

As dispersões entre predito e real (Figura 4) indicam elevado desempenho do modelo no cenário determinístico, com R^2 em teste variando de aproximadamente 0,998 (h=3 dias) a 0,983 (h=15 dias), e aumento progressivo dos erros (MAE/RMSE) à medida que o horizonte de previsão cresce. Esse comportamento evidencia a maior dificuldade em representar condições mais extremas, antecipações ou ambos, mais longas, refletida pelo maior espalhamento observado no horizonte de 15 dias.

Na parcela probabilística (Figura 4d–f), a avaliação baseada na média das previsões ao longo das iterações mantém forte concordância com a média real (R^2 em teste ≈0,995 para h=3; ≈0,981 para h=7; ≈0,936 para h=15), com erros absolutos menores em comparação ao cenário determinístico, o que é consistente com a estabilização estatística proporcionada pelo conjunto de realizações. Adicionalmente, o tamanho dos marcadores (desvio padrão predito) evidencia heterocedasticidade, que a incerteza se amplia precisamente nas regiões onde a dispersão aumenta, sugerindo que o modelo captura não apenas o valor esperado, mas também a confiabilidade associada às previsões.

Após apresentar as métricas globais, é necessário detalhar as séries temporais preditas nos cenários homogêneo e heterogêneo, dia a dia, para verificar o comportamento das previsões, identificar sub ou superestimação e avaliar a consistência do modelo frente à variabilidade observada. Além disso, a análise conjunta das leituras do sensor virtual com a chuva e com limiares históricos (quantis) permite medir a capacidade do modelo de antecipar anomalias conforme o horizonte de previsão. Para isso, foram gerados gráficos integrando observações, predições, precipitação e limiares, analisados em duas janelas (100 e 40 dias) representativas de um evento extremo no HQ12 (Figuras 5 e 6).

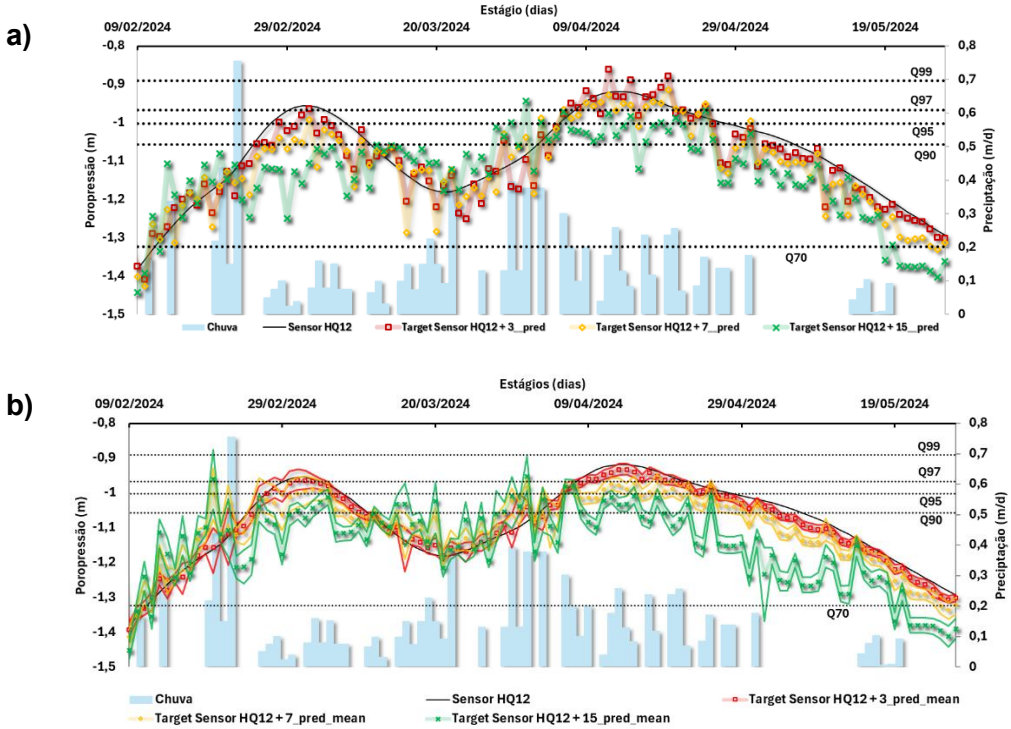


Figura 5 – Comportamento das predições nos horizontes de interesse para os casos avaliados na janela de 108 dias, a) Caso determinístico; b) Caso probabilístico.

Observa-se que o modelo reproduz adequadamente a evolução temporal da poropressão no sensor HQ12, incluindo a subida inicial, o vale intermediário, o pico principal e a tendência de queda ao final da janela analisada, em coerência com a dinâmica de precipitação e com os limiares Q70–Q99 definidos a partir do histórico do instrumento. As previsões pontuais (Figura 5a) apresentam melhor aderência no curto prazo (h=3 dias), enquanto horizontes maiores exibem maior dispersão.

Na representação probabilística (Figura 5b), as médias previstas permanecem próximas ao benchmark e as faixas q05–q95 se ampliam principalmente nos trechos de transição e próximos aos picos e vales, indicando aumento de incerteza em condições hidrológicas mais críticas.

No caso determinístico, observa-se a presença de ruído associado às previsões, em parte relacionado às variações de precipitação ao longo do período analisado. Esse comportamento sugere uma dependência elevada do modelo em relação às variáveis de chuva utilizadas como preditoras, o que pode induzir instabilidades nas estimativas, ainda que os valores previstos permaneçam, em geral, próximos aos dados de referência (Kouame & Wang, 2024). Para os horizontes de 3 e 7 dias, os modelos determinísticos apresentam boa concordância com as transições de comportamento observadas no benchmark. Em contrapartida, no horizonte de 15 dias, nota-se maior dificuldade em capturar essas mudanças, resultando em uma resposta mais suavizada quando comparada à série de referência.

No caso probabilístico, a incorporação da variabilidade tende a estabilizar as previsões em torno da média do conjunto de amostras, o que indica que o número de realizações adotado foi suficiente para representar a variabilidade inerente ao sistema (Raia et al., 2014). Observa-se, adicionalmente, melhor ajuste da média predita ao benchmark no horizonte de 3 dias. Ainda assim, para os demais horizontes, permanece um comportamento relativamente ruidoso nas estimativas centrais. Entretanto, o intervalo probabilístico (Q05–Q95) engloba o benchmark nas regiões de transição, sugerindo que, mesmo com flutuações, a faixa de incerteza capturou adequadamente a dinâmica do fenômeno nos trechos críticos. Em ambos os cenários, verifica-se uma tendência geral de subpredição em relação aos dados de benchmark. Na Figura 6 é possível observar os dados para a janela de 40 dias.

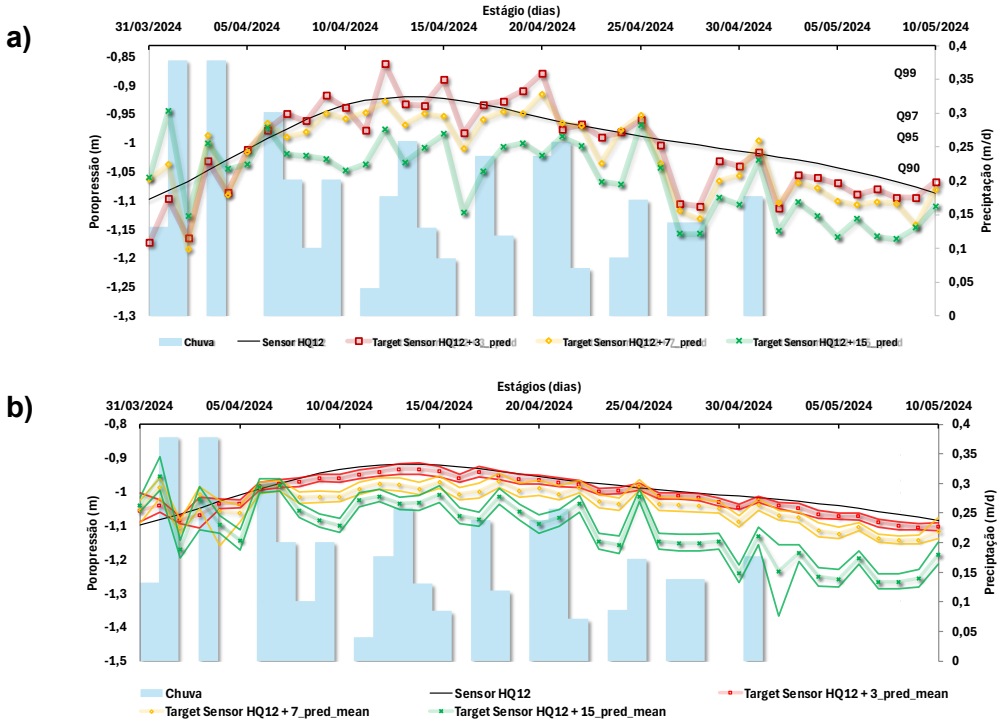


Figura 6 - Comportamento das predições nos horizontes de interesse para os casos avaliados na janela de 40 dias, a) Caso determinístico; b) Caso probabilístico.

A redução da janela de avaliação evidencia um comportamento consistente com o observado anteriormente, porém com maior contraste entre os efeitos identificados. Com a análise em escala mais aproximada, torna-se mais claro o impacto da acumulação de chuvas nas previsões e a forma como esse efeito se propaga para a variação temporal das estimativas, sendo particularmente evidente no horizonte de 15 dias. Observa-se que, à medida que o horizonte de predição se torna mais distante, aumenta a sensibilidade do modelo às transições de comportamento, o que tende a amplificar oscilações e a resposta às mudanças no regime pluviométrico.

Nesse contexto, a introdução de variabilidade no modelo contribui para estabilizar as previsões, reduzindo flutuações e concentrando a resposta em torno de um comportamento médio mais consistente. Ainda assim, permanece um viés sistemático de subpredição, associado principalmente aos horizontes mais longos, indicando que, embora a abordagem probabilística melhore a robustez das estimativas, ainda há limitações na calibração da magnitude prevista em relação ao *benchmark*.

4 CONCLUSÕES

Os modelos determinístico e probabilístico apresentaram bom desempenho nas métricas avaliadas, porém o R^2 isolado não é suficiente; MAE e RMSE são essenciais para quantificar erros e avaliar a confiabilidade em séries temporais sujeitas a ruído, especialmente em aplicações de alerta. Observou-se tendência de subpredição em ambos os cenários, possivelmente ligada ao conjunto de variáveis preditoras, indicando que futuras etapas devem incluir variáveis de comportamento temporal (tendência, variabilidade e memória) para reduzir viés. Esse viés também dificulta avaliar a ultrapassagem de limiares (quantis), reforçando a necessidade de estimar probabilidades de excedência como pós-processamento.

Destaca-se, ainda, o papel da introdução de variabilidade na estabilização das previsões, resultando em respostas mais consistentes em torno da média do conjunto de realizações em cada estágio. No presente trabalho, as diferentes iterações foram utilizadas para compor métricas estatísticas no caso probabilístico. Contudo, abordagens probabilísticas nativas, como modelos do tipo NGBoost, permitem estimar diretamente uma distribuição preditiva para cada instante, fornecendo não apenas um valor central, mas também parâmetros de incerteza associados. Ainda assim, para que essa estratégia seja efetiva, é indispensável a presença de dados

com variabilidade representativa, o que, neste estudo, é viabilizado pela geração de cenários via campos estocásticos.

Os resultados contribuem para entender o desempenho de modelos preditivos em instrumentos de monitoramento de estruturas geotécnicas, além de auxiliar na modelagem para previsão de eventos críticos e apoio a sistemas de alerta. A metodologia proposta pode beneficiar a engenharia geotécnica em aterros rodoviários e ferroviários, ajudando na tomada de decisões para mitigação de riscos associados a tais estruturas.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao Grupo de Pesquisa GeoinfraUSP, à Cátedra Under Rail - VALE e à CAPES

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Akiba, T., Sano, S., Yanase, T., Ohta, T., & Koyama, M. (2019). Optuna: A next-generation hyperparameter optimization framework. *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, 2623–2631. https://doi.org/10.48550/arXiv.1907.10902

de Almeida, F. S., Fiscina, L. F. G., & Futai, M. M. (2025). Análise Experimental e Modelagem da Curva de Retenção de Água de um Solo Laterítico da Formação Itapecuru sob Diferentes Índices de Vazios Iniciais. *IX Conferência Brasileira sobre Estabilidade de Encostas - COBRAE 2025 (11. : 2025 : Garibaldi, RS)*, 201–207. https://doi.org/10.4322/978-65-86819-41-0

dos Santos Silva, F. D., da Costa, C. P. W., dos Santos Franco, V., Gomes, H. B., da Silva, M. C. L., dos Santos Vanderlei, M. H. G., Costa, R. L., da Rocha Júnior, R. L., Cabral Júnior, J. B., dos Reis, J. S., Cavalcante, R. B. L., Tedeschi, R. G., de Jesus da Costa Barreto, N., Nogueira Neto, A. V., dos Santos Jesus, E., & da Silva Ferreira, D. B. (2023). Intercomparison of Different Sources of Precipitation Data in the Brazilian Legal Amazon. *Climate*, 11(12), 241. https://doi.org/10.3390/cli11120241

Feng, C., Zheng, Z., & Beer, M. (2025). Efficient simulation of conditional random fields and its geotechnical applications. *Engineering Geology*, 108284. https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2025.108284

Głowacki, T., & Bortnowski, P. (2025). Long-term prediction of post-mining land deformation with XGBoost, Bayesian optimization, and time series feature engineering. *Measurement, 231*, 119630. https://doi.org/10.1016/j.measurement.2025.119630

Kouame, A. R., & Wang, H. (2024). Random analysis of deposit landslide deformation under uniformly increasing rainfall using machine learning. *European Journal of Environmental and Civil Engineering*, *28*(12), 2787-2806. https://doi.org/10.1080/19648189.2024.2319868

Santha Kumar, G., Saini, P. K., Deoliya, R., Mishra, A. K., & Negi, S. K. (2022). Characterization of laterite soil and its use in construction applications: A review. *Resources, Conservation & Recycling Advances*, *16*, 200120. https://doi.org/10.1016/j.rcradv.2022.200120

Li, X. Y., Zhang, L. M., & Li, J. H. (2016). Using conditioned random fields to characterize the variability of geologic profiles. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, *142*(4), 04015096. https://doi.org/10.1061/(ASCE)GT.1943-5606.0001428

Raia, S., Alvioli, M., Rossi, M., Baum, R. L., Godt, J. W., & Guzzetti, F. (2014). Improving predictive power of physically based rainfall-induced shallow landslide models: a probabilistic approach. *Geoscientific Model Development*, *7*(2), 495-514. https://doi.org/10.5194/gmd-7-495-2014

Silva, F. P., Fiscina, L. F. G., de Almeida, F. S., de Sousa, M. T. R., Cordeiro, W. B., Vitelli, G., & Futai, M. M. (2025). Landslide Susceptibility Modeling in a Railway in the Amazon Region: Integration of the Weight of Evidence (WOE) Method and InSAR Monitoring Data. *Geotechnical and Geological Engineering*, *43*(8), 438. https://doi.org/10.1007/s10706-025-03418-2

Fredlund, Delwyn & Rahardjo, Harianto. (1993). Soil Mechanics for Unsatured Soils. John Wiley & Sons. https://doi.org/10.1002/9780470172759