PREVISÃO DE CURTO PRAZO DE COTA NOS RIOS SOLIMÕES E AMAZONAS COM APRENDIZADO DE MÁQUINA

Julia dos Santos da Silva [1] ; Vinícius Bogo Portal Chagas [2]; Marcus Suassuna Santos[3] & Pedro Luiz Borges Chaffe[2]

Palavras-Chave – Previsão hidrológica, Aprendizado de Máquina, Bacias na Amazônia.

INTRODUÇÃO

Eventos hidrológicos extremos na Amazônia estão mais frequentes nas últimas décadas, influenciados pelas mudanças climáticas (Marengo *et al*., 2016; Chagas *et al*., 2022). Esses impactos afetam diretamente as comunidades locais, o abastecimento de água, a geração de energia e a navegação. Nesse contexto, sistemas robustos e precisos de previsão de curto e longo prazo são essenciais para apoiar a gestão de recursos hídricos e reduzir perdas sociais e econômicas (Kisi e Cimen, 2011; Liang *et al*., 2019). Especialmente, previsões de curto são relevantes para os alertas precoces, controle de reservatórios e ações emergenciais antes do pico da cheia (Asif *et al*., 2025).

Entretanto, a previsão de vazões é limitada pela escassez de dados disponíveis, pela elevada complexidade dos processos hidrológicos e pelas limitações de modelos conceituais (Brunner *et al*, 2021). Na Amazônia, a modelagem hidrológica é limitada pelas incertezas na precipitação observada e prevista, pela complexidade hidráulica, pela representação da geometria dos canais e pela dificuldade em reproduzir eventos hidrológicos extremos (Paiva *et al*., 2013; Correa *et al*., 2017). Nos últimos anos, com a crescente popularidade de métodos baseados em aprendizado de máquina, novos sistemas de previsão estão sendo desenvolvidos ao longo do globo (Nearing *et al*., 2024). Esses modelos identificam padrões em séries históricas e aprendem relações entre variáveis preditoras e respostas hidrológicas, sem representar explicitamente os processos físicos (Kumar *et al*., 2023).

O objetivo deste trabalho foi avaliar o desempenho de modelos de aprendizado de máquina na previsão operacional de cotas de curto prazo ao longo dos Rios Solimões e Amazonas. Para tal, os modelos foram treinados com dados de cotas observadas na estação de interesse e nas estações localizadas a montante e a jusante. A capacidade de previsão operacional foi avaliada entre Janeiro de 2025 e Julho de 2026, para 11 estações, no horizonte de 1, 7 e 15 dias para frente.

METODOLOGIA

Foram utilizados modelos de baixa complexidade até modelos mais complexos, *Linear Regression* (LR), *Rigde* (RG), *Random Forest* (RF), *Gradient Boosting* (GB), *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost) e *Multi-Layer Perceptron* (MLP). Para entrada no modelo foram consideradas as séries de cotas na estação de interesse, e das estações de montante e jusante, respectivamente para cada bacia dentre o limite das 11 estações. As séries históricas de cotas disponibilizadas pela Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA) e dados de telemetria atualizados diariamente. O período de dados para treino foi utilizado 80% da série do período mais longo desde 1970 até setembro de 2025, 20% para o teste e de Janeiro à Junho de 2026 para previsão operacional. Para lacunas consecutivas inferiores a sete dias, foi aplicada interpolação linear, e períodos maiores que isso foram desconsiderados os anos.

1) Graduação em Engenharia Sanitária e Ambiental (UFSC), e-mail: jdossansilva@gmail.com
2) Departamento de Engenharia Sanitária e Ambiental (UFSC), e-mail: vbchagas@gmail.com, pedro.chaffe@ufsc.br
3) Serviço Geológico do Brasil, e-mail: marcus.santos@sgb.gov.br

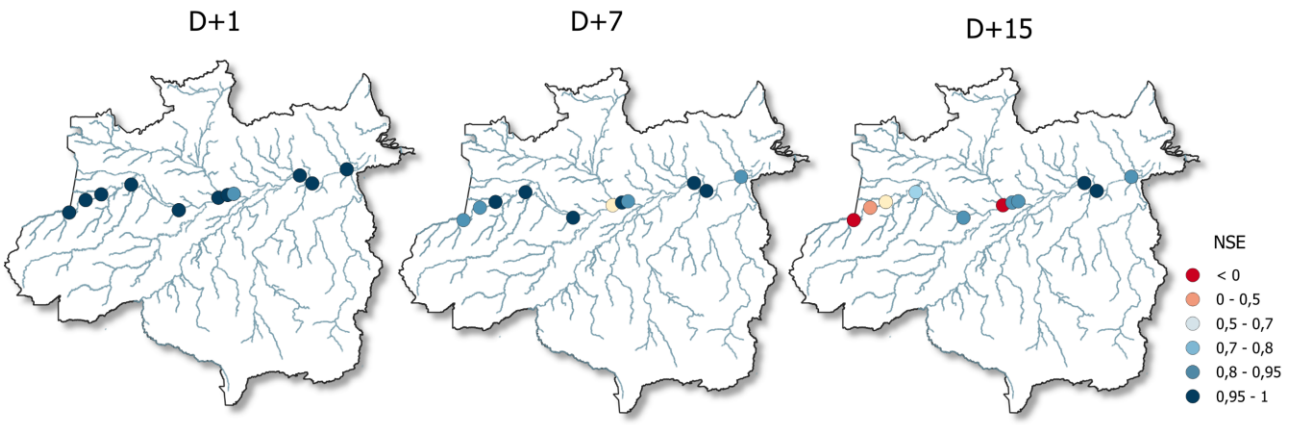
Foram aplicadas diferentes transformações e operações matemáticas para a construção de atributos, incluindo defasagens temporais das cotas dos dias anteriores (de 1 à 30 dias) e médias móveis calculadas em janelas variando de 4 a 7 dias à 180 a 270 dias. Os modelos foram treinados para cada horizonte de previsão, com 15 diferentes modelos com o objetivo de acertar de 1 à 15 dias para frente. Para cada horizonte os hiper parâmetros foram calibrados com o Random Search com validação cruzada temporal, e função objetiva o coeficiente de eficiência de *Nash-Sutcliffe* (NSE). O método faz uma busca aleatória de combinações de hiper parâmetros, dividindo a série temporal em blocos sequenciais de treino e teste.

Os modelos foram avaliados em relação ao período de treino e teste, e em relação à previsão operacional. A previsão operacional foi realizada de forma não recursiva, com um modelo independente para cada horizonte de previsão. O desempenho foi avaliado por meio das métricas NSE, RMSE e PBIAS, comparando as cotas previstas com as observadas para os diferentes modelos e horizontes de previsão. Com isso, obteve-se 188 previsões, cada uma com horizonte de 15 dias, para o período entre Janeiro e início de Junho de 2026.

RESULTADOS

Na Figura 1 é apresentado o melhor NSE para cada estação, para os horizontes de 1 dia à frente, 7 dias e 15 dias. Como esperado, os modelos apresentaram maior precisão nas previsões de um até sete dias e o desempenho diminui com o aumento do horizonte de previsão. Os melhores valores considerando todos os horizontes foram em Manaus (14990000), Santarém (17050001), Óbidos (17900000) e Almeirin (18390000). As estações mencionadas apresentam áreas maiores, onde os processos hidrológicos são mais lentos e com maior dependência das vazões anteriores. Além disso, dispõem de séries históricas mais longas e de informações de montante e jusante, o que favorece o desempenho dos modelos. Em contrapartida, as estações localizadas nas extremidades superiores da rede apresentam desempenho inferior possivelmente por dependerem das condições climáticas que não foram consideradas, e por não apresentarem informações de montante. Destaca-se ainda a estação Manacapuru (14100000), com desempenho inferior em D+15, possivelmente relacionado à menor qualidade das séries de montante, evidenciando uma limitação da abordagem que depende de séries consistentes entre as estações.

Figura 1 – Distribuição espacial do melhor NSE entre todos os modelos, das previsões de cota para horizontes de 1, 7 e 15 dias.



Lista das estações em ordem de montante para jusante: 10100000 – 11400000 – 11500000 – 12351000 – 13150003 – 14100000 – 14990000 – 15030000 – 17050001 – 17900000 – 18390000.

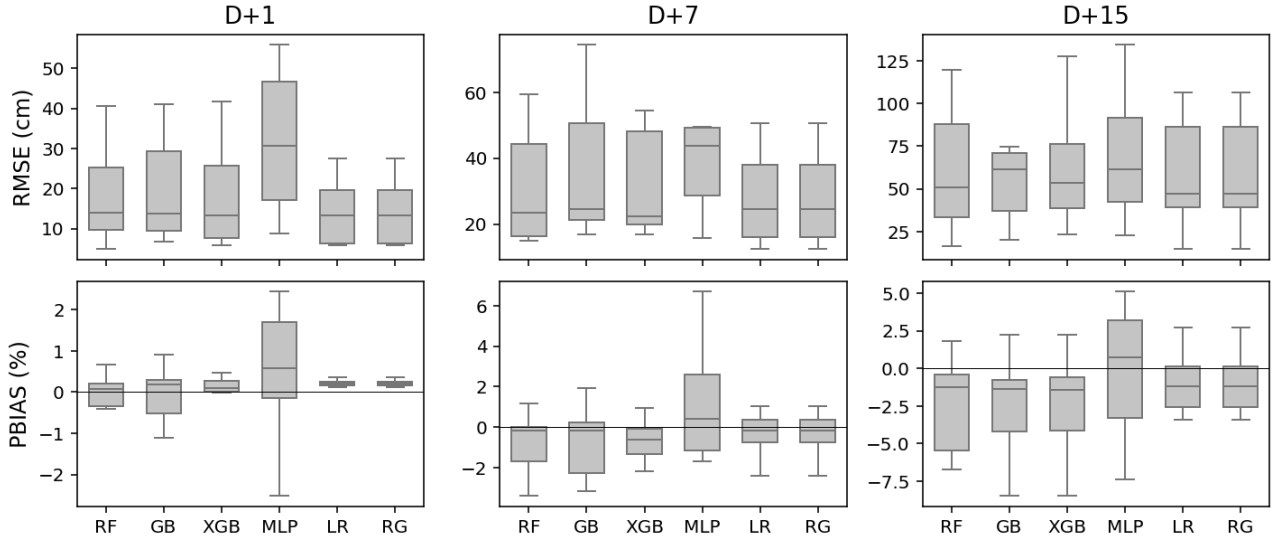
Para analisar a variabilidade do desempenho entre as estações e os modelos, a Figura 2 apresenta a distribuição dos valores de RMSE e PBIAS para cada modelo e horizonte de previsão. Todos os modelos apresentam baixo RMSE para D+1 e aumento o erro ao longo dos horizontes. Em D+1,

todos os modelos apresentam erros inferiores a 40 cm, enquanto em D+7 ocorre aumento da mediana e da dispersão dos erros. Em D+15, o RMSE ultrapassa 1m na maior parte das previsões, indicando maior incerteza ao longo prazo.

A variabilidade entre as estações também aumenta com o horizonte de previsão, especialmente para o modelo MLP, que apresenta a maior dispersão dos resultados em todos os horizontes. Em contraste, *Random Forest*, *Gradient Boosting* e *XGBoost* exibem com desempenho semelhante, erros menores e distribuições mais concentradas para todos os horizontes.

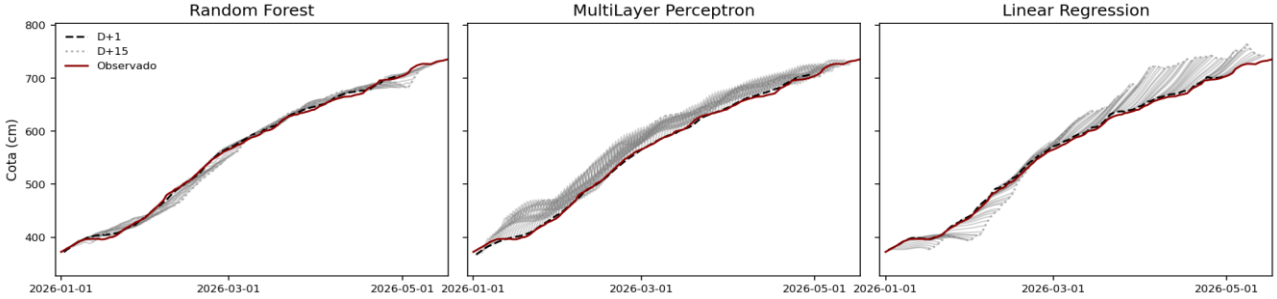
Em relação ao PBIAS, o modelo MLP também apresentou maior viés e maior dispersão dos resultados. Em D+1, os demais modelos apresentaram valores próximos de zero, com baixa tendência de erro. Conforme o horizonte de previsão aumenta, observa-se um aumento do viés negativo, indicando uma tendência de subestimação das cotas previstas.

Figura 2 – Boxplot do desempenho dos modelos por horizonte de previsão.



Já na Figura 3 é apresentada as previsões operacionais emitidas ao longo dos 188 dias de avaliação para os modelos RF, MLP e LR, as linhas cinzas representam as previsões geradas em cada dia. Podemos observar que, o modelo MLP gera previsões mais instáveis sem acertar o comportamento geral da bacia. A Regressão Linear tende a superestimar a queda e o crescimento das cotas, extrapolando os valores previstos. Em contraste, o *Random Forest* produz previsões mais consistentes e com menor variabilidade, acompanhando de forma o comportamento das cotas ao longo do período.

Figura 3 – Previsões operacionais para os modelos ao longo do período de avaliação para a estação Óbidos (17050001).



Assim, avaliar apenas o desempenho em relação ao treino e teste, e previsões de um dia, pode superestimar a capacidade preditiva dos modelos para horizontes maiores. Dessa forma, a avaliação das previsões em modo operacional, onde as entradas dos modelos são apenas as informações que estariam disponíveis no momento da previsão, fornece uma estimativa mais realista da capacidade de generalização dos modelos e de seu desempenho em aplicações.

Por fim, podemos entender que os modelos baseados em árvores de decisão apresentaram melhor desempenho para a previsão operacional. O modelo com pior desempenho foi o modelo mais complexo de MLP, mas também pode indicar que necessita de uma atenção especial aos hiper parâmetros. Enquanto, os modelos lineares, mais simples, apresentaram bom desempenho a curto prazo, mas pioram ao longo do tempo.

CONCLUSÕES

Nesse estudo foi avaliado o desempenho da previsão de cotas em 11 estações fluviométricas nos rios Solimões e Amazonas na Amazônia a partir de modelos de aprendizado de máquina. Os modelos têm melhor desempenho nos primeiros sete dias de previsão, com destaque para o *Random Forest* e o XGBoost, indicando o potencial de aplicação desses modelos. A utilização de apenas cotas como variáveis de entrada, mostrou-se suficiente para os modelos conseguirem representar as dinâmicas e evolução temporal, especialmente em bacias maiores. Além disso, a inclusão de informações de estações localizadas a montante e a jusante contribui para o desempenho. Os resultados demostram a importância de analisar, não apenas o desempenho dos modelos nos testes e treinos, mas também de forma aplicação operacional. Por fim, previsões de nível aprimoradas permitem a antecipação de eventos extremos e a redução de perdas socioeconômicas.

REFERÊNCIAS

ASIF, M.; KUGLITSCH, M. M.; PELIVAN, I.; ALBANO, R. (2025). *"Review and intercomparison of machine learning applications for short-term flood forecasting"*. Water Resources Management, v.39, n.5, p.1971–1991.

BRUNNER, M. I.; SLATER, L.; TALLAKSEN, L. M.; CLARK, M. (2021). *"Challenges in modeling and predicting floods and droughts: A review"*. Wiley Interdisciplinary Reviews: Water, v.8, n.3, e1520.

CHAGAS, V. B.; CHAFFE, P. L. B.; BLÖSCHL, G. (2022). *"Climate and land management accelerate the Brazilian water cycle"*. Nature Communications, v.13, n.1, p.5136.

CORREA, S.W.; PAIVA, R.C.D.; ESPINOZA, J.C.; COLLISCHONN, W. (2017). *"Multi-decadal Hydrological Retrospective: Case study of Amazon floods and droughts"*. Journal of Hydrology, 549, pp.667-684.

KISI, O.; CIMEN, M. (2011). *"A wavelet-support vector machine conjunction model for monthly streamflow forecasting"*. Journal of Hydrology, v.399, n.1–2, p.132–140.

KUMAR, V.; KEDAM, N.; SHARMA, K. V.; MEHTA, D. J.; CALOIERO, T. (2023). *"Advanced machine learning techniques to improve hydrological prediction: A comparative analysis of streamflow prediction models"*. Water, v.15, n.14, p.2572.

LIANG, Z.; XIAO, Z.; WANG, J.; SUN, L.; LI, B.; HU, Y.; WU, Y. (2019). *"An improved chaos similarity model for hydrological forecasting"*. Journal of Hydrology, v.577, Article 123953.

MARENGO, J. A.; ESPINOZA, J. C. (2016). *"Extreme seasonal droughts and floods in Amazonia: causes, trends and impacts"*. International Journal of Climatology, v.36, n.3, p.1033–1050.

NEARING, G.; COHEN, D.; DUBE, V.; GAUCH, M.; GILON, O.; HARRIGAN, S.; *et al.* (2024). *"Global prediction of extreme floods in ungauged watersheds"*. Nature, v.627, n.8004, p.559–563.

PAIVA, R.C.D. ; BUARQUE, D.C. ; COLLISCHONN, W. ; BONNET, M.P. ; FRAPPART, F. ; CALMANT, S. ; BULHÕES MENDES, C.A. (2013). *"Large-scale hydrologic and hydrodynamic modeling of the Amazon River basin"*. Water Resources Research, *49*(3), pp.1226-1243.

AGRADECIMENTOS

Os autores gostariam de agradecer o apoio financeiro do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) e ao Serviço Geológico Brasileiro (SGB).