ISSN 23591919 (Online)
ARTIGO CIENTÍFICO

Modelo de aprendizado de máquina e de base física para simulações de vazões de uma bacia hidrográfica da Amazônia

Machine learning and physics-based model for streamflow simulations in an Amazonian basin

Kauê Feio Costa Raiol[1], Radijha Jennifer Nunes da Silva[1], Amanda de Cássia Lobato Soares[1], Leonardo Melo de Mendonça[1], Josias da Silva Cruz[1], Claudio José Cavalcante Blanco[1]

[1]Universidade Federal do Pará – UFPA, Belém, PA, Brasil. E-mails: kauefeio@gmail.com, radijha.silva@itec.ufpa.br, amanda.soares@itec.ufpa.br, leeonardomeelo@gmail.com, josias.cruz75@gmail.com, blanco@ufpa.br

Como citar: Raiol, K. F. C., Silva, R. J. N., Soares, A. C. L., Mendonça, L. M., Cruz, J. S., & Blanco, C. J. C. (2026). Modelo de aprendizado de máquina e de base física para simulações de vazões de uma bacia hidrográfica da Amazônia. *Revista de Gestão de Água da América Latina*, *23*, e20. https://doi.org/10.21168/rega.v23e20

RESUMO: Foram comparadas modelagens de vazões de uma sub-bacia hidrográfica do rio Guamá, na Amazônia. O modelo de aprendizado de máquina desenvolvido foi uma Rede Neural Recorrente Autorregressiva Não Linear com Entradas Exógenas (RNN-NARX) e o modelo físico considerado foi o Hydrologic Modeling System (HEC-HMS). Dados diários de precipitação, vazão e temperatura foram utilizados para entrada, calibração e validação dos modelos. O desempenho dos modelos foi de "Bom" a "Excelente", conforme classificação disponível na literatura. Entretanto, as vazões simuladas obtiveram maior desempenho com o modelo RNN-NARX, pois os valores de NSE e KGE aproximaram-se de 1,0. As simulações com o HEC-HMS, apesar de terem menor desempenho, foram importantes no estabelecimento da comparação entre um modelo físico e um modelo de aprendizagem de máquina. Assim, o modelo das RNN-NARX mostrou-se mais adequado para simular, com maior precisão, as vazões da sub-bacia hidrográfica do rio Guamá. Outro destaque, no melhor desempenho das redes neurais, é a menor quantidade de dados necessários para a modelagem, comparada ao volume de dados necessários para a modelagem com o HEC-HMS. Fato importante, em se tratando de Amazônia, onde a logística para coleta de dados, às vezes, torna-se impraticável devido às condições morfoclimáticas da região.

Palavras-chave: Modelagem Hidrológica; NARX; HEC-HMS; Rio Guamá; Amazônia.

ABSTRACT: Streamflow modeling of a sub-watershed of the Guamá River in the Amazon were compared. The machine learning model developed was a Nonlinear Autoregressive Recurrent Neural Network with Exogenous Inputs (RNN-NARX), while the physical model considered was the Hydrologic Modeling System (HEC-HMS). Daily precipitation, streamflow, and temperature data were used for input, calibration, and validation of the models. Model performance ranged from "Good" to "Excellent," based on classifications found in the literature. However, the RNN-NARX model generated superior streamflow simulation performance, with NSE and KGE values approaching 1.0. Although the HEC-HMS simulations showed lower performance, they were crucial for establishing a comparison between a physical model and a machine learning model. Thus, the RNN-NARX model proved more suitable for simulating streamflow in the Guamá River sub-basin with greater accuracy. Another notable advantage of the neural network's superior performance is the smaller amount of data required for modeling compared to the volume needed for HEC-HMS. This is a significant factor in the Amazon context, where data collection logistics can sometimes become unfeasible due to the region's morphoclimatic conditions.

Keywords: Hydrological Modeling; NARX; HEC-HMS; Guamá River; Amazon.

INTRODUÇÃO

Técnicas de aprendizado de máquina, como Redes Neurais Artificiais (RNAs), têm se mostrado eficazes na simulação de vazões (Mendonça et al., 2021; Akbarian et al., 2023; Brandão et al., 2025). A partir de uma abordagem orientada por dados, as RNAs são capazes de reconhecer padrões de séries temporais, ajustando seus pesos sinápticos e bias através de treinamento, possibilitando simulações de variáveis hidrológicas, entre elas, a vazão. Nesse contexto, as diferentes arquiteturas de redes neurais distinguem-se pela quantidade de camadas, pelo número de neurônios artificiais em cada camada e na tipologia de conexões entre elas. A camada de entrada é responsável por armazenar os dados, ou vetores de entrada. A camada intermediária, também conhecida como oculta, é onde ocorre a maioria dos processamentos da rede. Por fim, a camada de saída recebe os valores processados e gera uma resposta final do modelo (Haykin, 2009).

Recebido: Junho 01, 2026. Revisado: Agosto 28, 2026. Aceito: Outubro 08, 2026.

Este é um artigo publicado em acesso aberto (Open Access) sob a licença Creative Commons Attribution (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/), que permite uso, distribuição e reprodução em qualquer meio, sem restrições desde que o trabalho original seja corretamente citado.

As Redes Neurais Recorrentes (RNNs), uma variante avançada das RNAs, destacam-se, pois utilizam memórias internas (feedback) para capturar e representar variações temporais complexas (Pirhooshyaran & Snyder, 2020). Nesse caso, a abordagem Autorregressiva Não-linear com Entradas Exógenas (RNN-NARX) vem se consolidando na modelagem de sistemas de entrada e saída com não linearidades acentuadas (Wang & Chen, 2022). Nas RNN-NARX dois modos de operação são importantes, ou seja, o*pen loop* e c*losed loop*. No modo *open loop*, as variáveis alvo são utilizadas como dado de entrada, utilizando uma arquitetura *feedforward*, na qual as informações fluem em uma única direção (Menezes Junior & Barreto, 2008). Já no modo *closed loop* (paralelo), a variável de saída (modelada) é retroalimentada diretamente na entrada. Para simulações de longas séries de dados, a estrutura *open loop* deve ser convertida em *closed loop* (Kelley et al., 2024). Assim, valores de variáveis de entrada são gradativamente substituídos por estimativas do modelo, tornando-o autônomo, sendo uma aplicação importante para RNN-NARX (Mendonça et al., 2023).

O HEC-HMS (Hydrologic Modeling System) (Fleming e Brauer, 2016), é um software criado pelo Hydrologic Engineering Center, parte do U.S. Army Corps of Engineers, com o intuito de simular vazões em bacias hidrográficas, apresentando uma variedade de técnicas tradicionais de modelagem hidrológica. O software tem sido utilizado através do mundo. Irvin et al. (2023) utilizaram o HEC-HMS para simulações hidrológicas, envolvendo segurança de barragens na região montanhosa do Colorado (USA). Os autores produziram modelos calibrados e não calibrados devido à falta de monitoramento de certas bacias. Os resultados apontaram, como era esperado, para um melhor desempenho dos modelos calibrados, mas no geral, os modelos não calibrados forneceram estimativas razoáveis dos hidrogramas. Os autores concluíram que os modelos não calibrados podem ser usados em análises de segurança de barragens, mas levando-se em consideração a falta de calibração. Herbei et al. (2024) aplicaram o HEC-HMS à bacia hidrográfica de Gilort, localizada no sul da Romênia, visando ao estabelecimento de sistemas de alerta de inundações. Os autores relataram que os dados simulados corresponderam de perto aos dados observados, demonstrando a qualidade do ajuste do modelo, garantindo sua confiabilidade e eficácia para simular inundações. Tu & Qiao (2025) empregaram o HEC-HMS para a simulação de inundações complexas em bacias hidrográficas áridas do interior do noroeste da China. A complexidade das simulações está baseada nas fontes de escoamento: derretimento de neve, derretimento de gelo e tempestades, formando inundações mistas. Os autores otimizaram os parâmetros do modelo, adequando-o para simulação de inundações de múltiplas fontes.

No Brasil o HEC-HMS, também, vem sendo utilizado na atualidade. Cruz et al. (2022) avaliaram o desempenho do modelo aplicado às seis sub-bacias que formam a Bacia Hidrográfica do Rio Tibagi, localizada na região centro-oriental do estado do Paraná. Os hidrogramas simulados foram comparados aos hidrogramas observados do ano de 2017. As vazões de pico simuladas variaram entre 3,3 e 8,6% em relação as vazões de pico observadas, indicando que o modelo possui potencial para auxiliar na previsão de vazões máximas da área de estudo. Boitrago et al. (2023) calcularam a vazão máxima de projeto com tempo de retorno de 100 anos de bacia hidrográfica urbana, no município de Montes Claros, utilizando o HEC-HMS, como instrumento de manejo ambiental na prevenção de enchentes. Cruz et al. (2024) utilizaram o HEC-HMS para simular vazões diárias remanescentes dos reservatórios das hidrelétricas de Batalha e Serra do Facão (SEFAC) em Goiás. As vazões remanescentes simuladas mostraram-se reduzidas à montante das UHEs. Os autores explicaram que a redução das vazões pode ser devido à redução de chuva na bacia hidrográfica e ao aumento de retirada de água para irrigação das lavouras de soja. Na Amazônia, no estado de Roraima, Araujo et al. (2025) estimaram as vazões de pico na sub-bacia do igarapé Baliza, por meio do modelo HEC-HMS, e constataram um aumento significativo da vazão de pico com o crescimento do período de retorno, com valores de 14,1 m^3/s (TR = 10 anos), 20,1 m^3/s (TR = 25 anos), 25,8 m^3/s (TR = 50 anos) e 32,7 m^3/s (TR = 100 anos), demonstrando a sensibilidade da bacia a eventos extremos. Tais resultados, reforçam a importância do planejamento urbano e ambiental em áreas sujeitas a alterações no uso e ocupação da terra, dado o potencial aumento do escoamento superficial e dos riscos hidrológicos associados.

Na Amazônia, a aplicação de modelos hidrológicos baseados em técnicas de aprendizado de máquina, como Redes Neurais Artificiais (RNAs) tem sido explorada. Mendonça et al. (2021) desenvolveram e aplicaram um modelo chuva-vazão de Rede Neural Recorrente Não-Linear Autorregressiva com Entradas Exógenas (RNN-NARX) para simulação de vazões de uma sub-bacia do rio Guamá, no Estado do Pará, Amazônia. Os resultados mostraram um coeficiente de determinação de 0,99 e baixos erros de simulação. Mendonça et al. (2023), também, desenvolveram e aplicaram um modelo chuva-vazão baseado em RNN-NARX para simulação de vazões de cinco pequenas bacias hidrográficas da Amazônia. Os autores constataram que os modelos desenvolvidos são aplicáveis, principalmente, para a simulação de vazões médias e mínimas diárias das bacias analisadas, tornando-se uma ferramenta útil na avaliação sustentável da disponibilidade hídrica dessas bacias. Soares et al. (2026) utilizaram redes neurais do tipo NARX para simular vazões sob a influência das mudanças climáticas e analisar a tendência das vazões e seus impactos na disponibilidade hídrica em uma bacia na Amazônia.

Embora sejam abordagens distintas, não se pressupõe superioridade de uma técnica sobre a outra, podendo, no entanto, apresentar diferentes capacidades na representação estiagens e cheias, bem como nas respostas hidrológicas associadas ao uso e cobertura da terra na região de estudo. Assim, este estudo surge como uma expansão dos estudos de Mendonça et al. (2021), que avaliaram a aplicação de uma rede neural do tipo NARX para simulação de vazões a partir de dados observados. Como continuidade dessa abordagem, propõe-se o aprimoramento da arquitetura da rede neural e a ampliação da janela temporal de dados avaliados. E, por conseguinte, comparar o modelo RNN-NARX aprimorado, que é orientado por dados, com o modelo HEC-HMS, que faz uso de modelo físico para representar os processos hidrológicos.

Assim, o objetivo é analisar comparativamente o desempenho da RNN-NARX aprimorada e do HEC-HMS na simulação de vazões diárias na sub-bacia do rio Guamá, utilizando os mesmos períodos de calibração e validação, e série observada. Nesse caso o período das vazões simuladas foi atualizado até 2021. A comparação entre os modelos pode estabelecer o modelo mais satisfatório ou, mesmo, a constatação de que os dois modelos resultam em boas simulações para a área de estudo. Buscando-se identificar os fatores associados às diferenças de desempenho entre os modelos, pois os dois modelos podem ser considerados para pesquisas futuras na Amazônia. Outrossim, os estudos são voltados à simulação de vazões de bacia hidrográfica utilizada para a agricultura, contribuindo para o alcance dos Objetivos do Desenvolvimento Sustentável (ODS), especialmente o ODS 2 - Fome zero e agricultura sustentável e o ODS 6 - Água Potável e Saneamento (UN, 2024). Essa contribuição é relevante considerando a importância econômica e agropecuária da bacia, localizada na região de maior densidade populacional do estado do Pará, onde a disponibilidade e a dinâmica dos recursos hídricos possuem relação direta com as atividades desenvolvidas na região.

MATERIAL E MÉTODOS

Área de estudo

A bacia hidrográfica do Capim-Guamá, formada pela confluência dos rios Capim e Guamá, está localizada no estado do Pará, tendo uma área de drenagem de 80.317,63 km^2. Geograficamente, a bacia situa-se entre as coordenadas 1°5’33” N e 5°45’36” S de latitude e 49°39’11” O e 46°46’6” L de longitude. É uma das principais bacias hidrográficas do estado, inclusive, a capital do estado, Belém, está localizada nessa bacia. A sub-bacia hidrográfica do rio Guamá, foco deste estudo, corresponde à área de drenagem delimitada pela estação fluviométrica Bom jardim, representada na Figura 1 por Q1. As estações pluviométricas são representadas por P1, P2, P3 e P4. A sub-bacia está localizada entre as latitudes 1°25’44” N e 2°35’43” S e as longitudes 47°28’57” O e 46°46’6”, abrangendo uma área total de 5.001,29 km^2. O clima da área de estudo é tropical - Am, segundo a classificação climática de Köppen-Geiger, com temperaturas acima de 18°C, altos índices de precipitação e presença de uma estiagem de pequena duração (Alvares et al., 2013). A Figura 2 apresenta as classes de uso e cobertura da terra para a área de estudo em diferentes períodos, com o objetivo de verificar possíveis modificações na dinâmica hidrológica da área de estudo.

Tabela 1 – Principais classes de uso e cobertura da terra na sub-bacia do rio Guamá (ha)

Ano	Formação Florestal	Floresta Alagável	Pastagem	Dendê
2009	189.458	7.021	297.727	1.221
2021	192.856	7.485	281.611	7.653

Com base na Tabela 1, a sub-bacia do rio Guamá apresentou alterações na cobertura da terra entre 2009 e 2021. A mudança mais expressiva ocorreu com a classe Dendê, cuja área passou de 1.221 ha em 2009 para 7.653 ha em 2021. A pastagem permaneceu como a classe predominante, correspondendo a 59,1% da área total em 2009 e 55,9% em 2021, representando uma redução de aproximadamente de 5,4%. Essa redução está associada, principalmente, à conversão de áreas de pastagem para o cultivo de dendê (Figura 2). Enquanto, a classe de Formação Florestal manteve-se conservada, com crescimento de sua área de 189.458 ha, em 2009, para 192.856 ha, em 2021 (Tabela 1). De forma geral, as alterações da cobertura foram discretas, refletindo a consolidação do uso e cobertura da terra na sub-bacia. Já que, historicamente, grande parte das áreas destinadas às atividades agropecuárias já se encontrava estabelecida no início do período analisado.

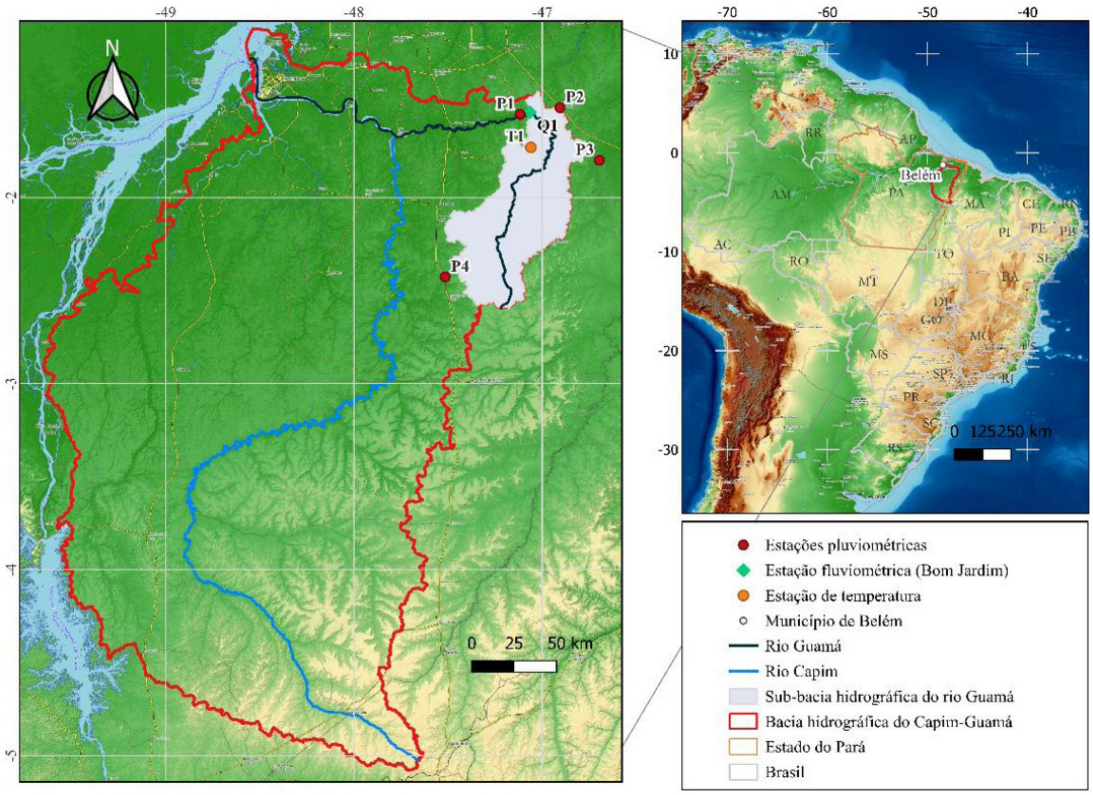


Figura 1 - Localização da sub-bacia hidrográfica do rio Guamá

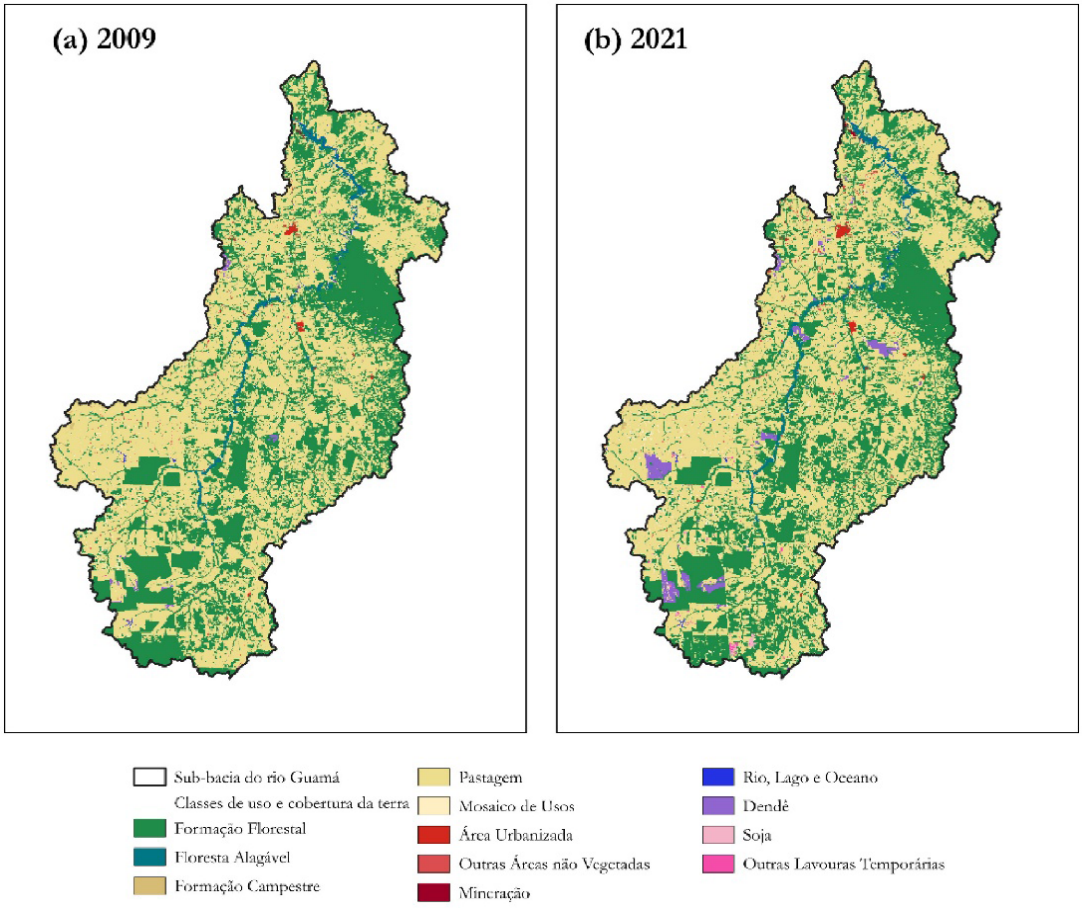


Figura 2 - Mapa de uso e cobertura da terra da sub-bacia hidrográfica do rio Guamá, ano de 2009 (a) e 2021 (b). Fonte: Projeto Mapbiomas, coleção 11 (Brasil, 2026)

Dados de chuva, vazão e temperatura

O período de análise dos dados vai de 2009 a 2021, significando uma atualização em relação aos dados utilizados por Mendonça et al. (2021), que analisaram dados entre 2009 e 2019. Na Tabela 2 são apresentados dados de identificação, coordenadas geográficas, estações hidrometeorológicas e siglas utilizadas ao longo do texto. Os dados de chuva e vazão estão disponíveis na plataforma HYDROWEB (https://www.snirh.gov.br/hidroweb/serieshistoricas) da ANA - Agência Nacional das Águas e Saneamento Básico (ANA, 2026). Enquanto os dados de temperatura utilizados estão disponíveis no banco de dados (https://bdmep.inmet.gov.br/) do INMET - Instituto Nacional de Meteorologia (INMET, 2026).

Tabela 2 - Identificação, coordenadas geográficas e estações de dados

Código	Tipo	Nome da estação	Longitude	Latitude	Sigla
147016	Pluviométrica	Ourém	47°07'02"O	01°33'06"S	P1
147011	Pluviométrica	Santa Luzia	46°54'22"O	01°47'56"S	P2
146012	Pluviométrica	Japim	46°41"48"O	01°47'56"S	P3
247004	Pluviométrica	Fazenda São Raimundo	47°30'58"O	02°25'34"S	P4
31520000	Fluviométrica	Bom Jardim	47°03'56"O	01°32'26"S	Q1
A248	Meteorológica	Capitão Poço	47°03'36"O	01°43'48"S	T1

Os dados diários de vazão não apresentaram falhas para o período de análise. Entretanto, duas estações pluviométricas registraram lacunas em suas séries históricas. Para a correção desses dados, empregou-se o método de regressão linear (Equação 1), conforme a metodologia descrita por Tucci (2007). Esse procedimento consiste no estabelecimento de relações lineares entre a série temporal da estação com falhas (Yest) e a de uma estação vizinha (x), utilizada como referência. As falhas ocorreram nas estações P1 (2,03%) e P4 (3,36%), sendo adotadas como estações auxiliares P2 e P3, respectivamente.

$$Yest = ax + b \tag{1}$$

RNN-NARX

O neurônio artificial constitui a unidade básica de processamento em redes neurais, sendo responsável por receber um conjunto de informações de entrada (x_n) e, por meio de operações matemáticas, produzir uma resposta de saída (y_k). Isto é, as informações fluem através de sucessivas conexões ponderadas, até gerar um sinal de resposta (Haykin, 2009). Esse processamento ocorre a partir da combinação ponderada das entradas, associadas a pesos sinápticos (w_{kn}) e bias (b_k), seguida da aplicação de uma função de ativação (Equação 2).

$$y_k = f\left(\sum_{n=1}^{z} w_{kn}x_n + b_k\right) \tag{2}$$

A escolha da arquitetura NARX está fundamentada em suas conexões que permitem que a rede tenha uma memória interna (feedback), capturando dependências temporais e sequenciais não apenas das entradas atuais do sistema, mas também valores passados (defasados) das entradas e das saídas (Sit et al., 2020). Em um estudo realizado em uma sub-bacia do rio Guamá, Mendonça et al. (2021) demonstraram o desempenho superior do modelo RNN-NARX em comparação a arquiteturas convencionais de fluxo unidirecional (*feedforward*), como a Multilayer Perceptron (MLP). Além disso, outros estudos obtiveram resultados satisfatórios com a aplicação da NARX na modelagem hidrológica de diferentes bacias hidrográficas (Fabio et al., 2022; Mendonça et al., 2023; Wang e Chen, 2022).

Correlação cruzada e autocorrelação parcial em redes neurais

Esse estudo utilizou a correlação cruzada e autocorrelação parcial para obter um modelo hidrológico parcimonioso. Evitando-se o aumento do número de defasagens das variáveis de entrada e de retroalimentação da RNN-NARX. Enquanto a correlação cruzada avalia a relação linear entre as séries temporais de precipitação (P1, P2, P3, P4) e vazão (Q1), conforme expresso nas Equações 3 e 4, a autocorrelação parcial, por sua vez, analisa a influência de valores passados da vazão sobre os atuais, isolando efeitos de defasagens distintas. Esse coeficiente, calculado com um intervalo de confiança de 99% (Mendonça et al., 2021), elimina interferências entre defasagens e representa a dependência temporal real (Equações 5 e 6).

$$\mathrm{cov}_{(y,x_{(t-k)})} = \frac{1}{n}\left[\sum_{t=k+1}^{n}(y-\bar{y})(x_{t-k}-\bar{x})\right] \tag{3}$$

$$r_{x(t-k)y} = \frac{\mathrm{cov}_{(y,x_{(t-k)})}}{\sqrt{(y-\bar{y})}} \tag{4}$$

$$\rho_k = \left[\sum_{t=k+1}^{n}\left(y_t-\bar{y}\right)\left(y_{t-k}-\bar{y}\right)\right]\left[\sum_{t=1}^{n}\left(y_t-\bar{y}\right)^2\right] \tag{5}$$

$$\phi_{kk} = \left[\rho_k - \sum_{j=1}^{k-1}\left(\phi_{k-1j}-\rho_{k-j}\right)\right]\left[1-\sum_{j=1}^{k-1}\left(\phi_{k-1j}-\rho_k\right)\right] \tag{6}$$

Em que cov é a covariância amostral; y e x são, respectivamente, as variáveis chuva e vazão; k são os valores defasados do instante t; $\bar{y}$ e $\bar{x}$ são médias amostrais; n é o número de observações; ρ_k é o coeficiente de autocorrelação; y é a variável autocorrelacionada nos instantes t e t-k; ϕ_{kk} é o coeficiente de autocorrelação parcial e; $\phi_{k\text{-}1j}$ são os coeficientes de autocorrelação parcial filtrados das defasagens anteriores.

Análise Preliminar dos dados, calibração e validação da RNN-NARX

Os dados de entrada, vazão (Figura 3) e precipitação (Figura 4), foram inicialmente normalizados pelo método Min-Max e, posteriormente divididos em dois períodos: de 2009 a 2019, destinado à calibração, e de 2020 a 2021, destinado à validação do modelo.

A arquitetura da rede NARX foi constituída por duas camadas ocultas (cada uma contendo 5 neurônios), com função de ativação sigmoide tangente hiperbólica (tanh), amplamente utilizada em redes NARX (Mendonça et al., 2023; Soares et al., 2026). A camada de saída foi composta por um único neurônio, com função de ativação linear para estimar a vazão.

Na calibração, propôs-se que o ajuste de pesos e bias fosse executado em modo de operação open loop, para representar a dinâmica temporal e o tempo de resposta da bacia hidrográfica (Mendonça et al., 2021; Soares et al., 2026). O algoritmo de Levenberg-Marquardt (LM) foi empregado para minimizar o erro quadrático médio, com treinamento realizado por até 1000 épocas (Equação 7). Este algoritmo é uma adaptação do método de Gauss-Newton que aborda um treinamento de segunda ordem com a aproximação de uma matriz Hessiana (Sahoo e Jha, 2013). Como estratégia complementar para evitar o *overffiting* do modelo, aplicou-se a parada antecipada (*early stopping*). A parada antecipada consiste na avaliação iterativa de um subconjunto de dados, que é independente do subconjunto utilizado durante a parametrização, caso algum critério de finalização seja atendido a etapa é interrompida. Isto é, a cada iteração, verifica-se o erro no conjunto de dados, e quando o erro deixa de melhorar e passa a aumentar, isso indica que a rede pode estar começando a se sobreajustar e o treinamento é interrompido. Para este fim, foram selecionados os anos de 2015 a 2019.

$$w_{(k+1)} = w_k - \left(J_k^T J_k + \mu I\right)^{-1} J_k e_k \tag{7}$$

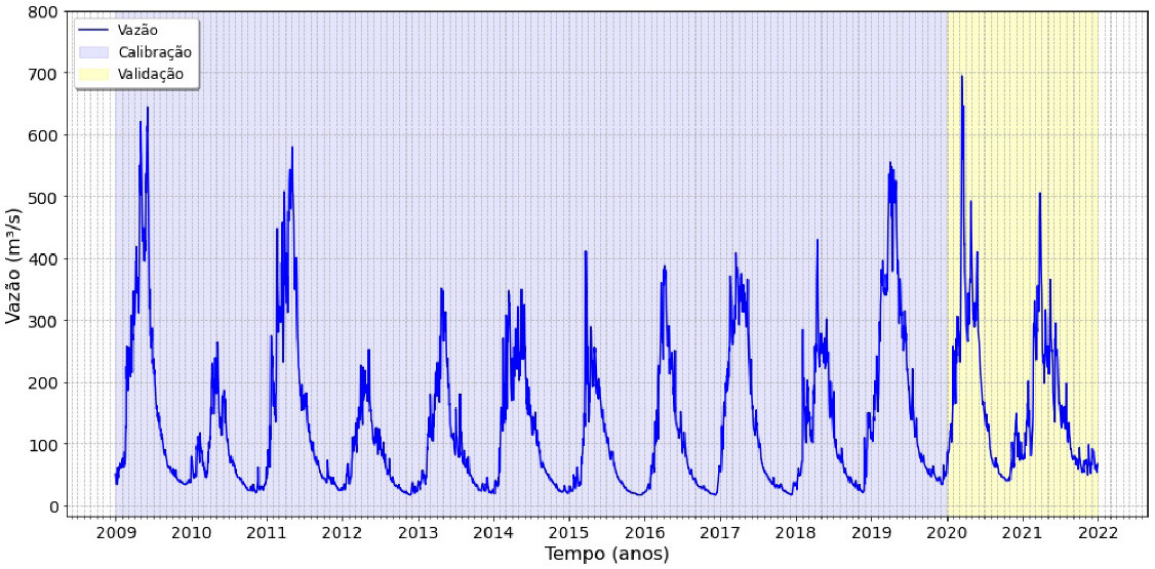


Figura 3 - Divisão temporal da vazão observada em Q1 para a calibração e a validação da RNN-NARX e do HEC-HMS.

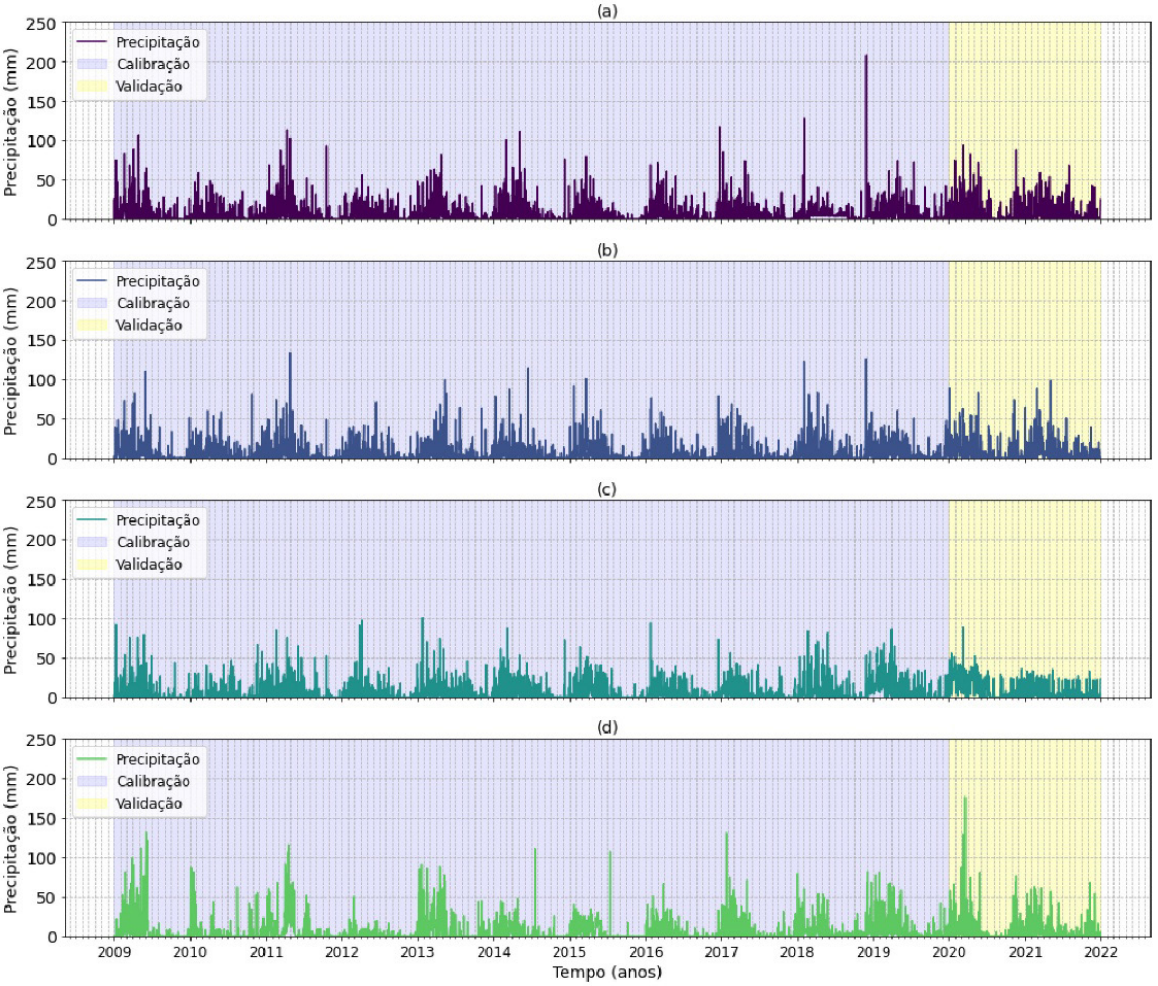


Figura 4 - Divisão temporal da precipitação observada nas estações pluviométricas, P1 (a), P2 (b), P3 (c) e P4 (d) para a calibração e a validação da RNN-NARX e do HEC-HMS.

Em que w_k é o peso sináptico, $J_k^T J_k$, é a matriz Hessiana aproximada, e_k é o erro quadrático associado a cada iteração, J_k é a matriz Jacobiana, I é a matriz identidade e μ é a constante de aprendizado.

Cada combinação possível é treinada várias vezes, e a configuração com o menor erro é a escolhida. Os critérios de finalização são mostrados na Tabela 3.

Tabela 3 - Condições do método de parada antecipada

Parâmetro	Valor
Máximo número de iterações	1000
Desempenho desejado (erro quadrático médio máximo)	0,005
N° máx. de aumento de desempenho na validação	200
Tempo máximo de treinamento (segundos)	3000

Na validação, a rede foi convertida para o modo de operação closed loop, no qual as vazões são simuladas com os parâmetros obtidos na calibração. Isto é, as vazões observadas já não mais utilizadas na fase de validação. O closed loop foi importante para que a rede operasse de forma autônoma, sendo comum combinar ambas as abordagens, na quais o modelo é primeiro treinado em modo open loop, usando dados de vazão observados e, posteriormente, aplicado em modo closed loop (Hayder et al., 2022; Soares et al., 2026).

HEC-HMS

O HEC-HMS é um software livre, que apresenta uma variedade de técnicas tradicionais de modelagem hidrológica. As variáveis climáticas, no HEC-HMS, são associadas ao módulo de modelos climatológicos, em que são aceitos dados em grid ou em forma de tabelas. Assim, a modelagem foi realizada com dados de chuva, vazão, evapotranspiração, temperatura, tipo de solo, cobertura vegetal, topografia e outras características físicas da bacia. Para a simulação das vazões, foram utilizadas o Soil Moisture Accounting (SMA) e o hidrograma unitário (HU) de Snyder, enquanto a temperatura foi empregada na estimativa da evapotranspiração potencial.

O SMA representa os processos de armazenamento e transformação da precipitação, considerando a interceptação pela vegetação, o armazenamento superficial, a infiltração e o escoamento superficial. Dessa forma, foram definidos parâmetros de armazenamento inicial e máximo, coeficiente de cultura (Kc), período de evapotranspiração e método de captação, nesse caso, adotou-se o método de Hamon (Hamon, 1963), que é expresso pelas Equações 8 e 9.

$$PET = C\ D\ P_t \tag{8}$$

$$P_t = \frac{4,95\ e^{0,062T_a}}{100} \tag{9}$$

Em que PET é a evapotranspiração potencial; C é o coeficiente de Hamon; D são as horas de luz do dia para um determinado mês em unidades de 12 h (h/12h); e P_t é um termo de densidade de vapor de água (Equação 9). O coeficiente de Hamon foi utilizado como parâmetro de calibração do SMA. Sendo T_a a temperatura média do ar.

O modelo de armazenamento de superfície tem como entrada o armazenamento máximo de água em depressões, tendo valores tabelados de acordo com a declividade (Fleming & Neary, 2004), sendo atribuído o valor do armazenamento relacionado à classe de declividade. O *raster* de declividade é um dado de entrada do HEC-HMS. A saída do SMA é a chuva efetiva, considerando o escoamento subterrâneo e perdas devido à evapotranspiração e percolação profunda da área de estudo (Bennett & Peters, 2000). A chuva efetiva é transformada em vazão através do HU de Snyder (Fleming & Brauer, 2016), que utiliza o *Time Lag* (Equação 10) e o tempo de concentração (Equação 11).

$$T_{Lag} = 0.6\ Tc \tag{10}$$

$$Tc = 0.0196\ L^{0.77}\ S^{-0.385} \tag{11}$$

Em que Tc é o tempo de concentração (h); L é o comprimento do canal principal (m); e S é a declividade do canal principal (-). Para calcular o hidrograma de escoamento direto com o HU de Snyder, o HEC-HMS usa uma representação discreta da chuva efetiva, que é conhecida para cada intervalo de tempo. A vazão é determinada através da convolução discreta para um sistema linear (Equação 12).

$$Q_n = \sum_{m=1}^{n \leq M} P_m U_{n-m+1} \quad (12)$$

Sendo Q_n a ordenada do hidrograma no intervalo de tempo nΔt; Pm a altura da precipitação efetiva no intervalo de tempo mΔt a (m+1)Δt; M o número total de precipitações efetivas discretas; e U_{n-m+1} a ordenada unitária do hidrograma de Snyder no instante (n-m+1)Δt. Q_n e P_m são expressos como vazão e altura de chuva, respectivamente, e U_{n-m+1} tem unidade de vazão por unidade de altura de chuva. Para uma melhor simulação das vazões de estiagem, foi utilizado o modelo de recessão do escoamento de base (EB) disponível no HEC-HMS (Equação 13).

$$Q_t = Q_0 kt \quad (13)$$

Em que Q_0 é a vazão de base inicial e k é a constante de recessão, ou seja, é a razão entre a vazão de base no tempo t e a vazão de base um dia antes, devendo ser positiva e menor que um. Os modelos foram calibrados através de seus parâmetros especificados na Tabela 4, obtidos pelo método de tentativa e erro. Na Figura 5, apresenta-se a sub-bacia hidrográfica do rio Guamá delineada e modelada pelo modelo HEC-HMS.

Tabela 4 – Modelos e parâmetros utilizados no HEC-HMS

Modelo	Parâmetro
Dossel	Armazenamento mínimo e máximo; coeficiente de cultura e coeficiente de Hamon
Balanço hídrico superficial	Armazenamento mínimo e máximo
Balanço hídrico subterrâneo (SMA)	Solo, água subterrânea, máxima infiltração, impermeabilidade, armazenamento, tensão de armazenamento, percolação
HU de Snyder	Lag padrão e coeficiente de pico
Recessão do EB	Escoamento inicial e constante de recessão

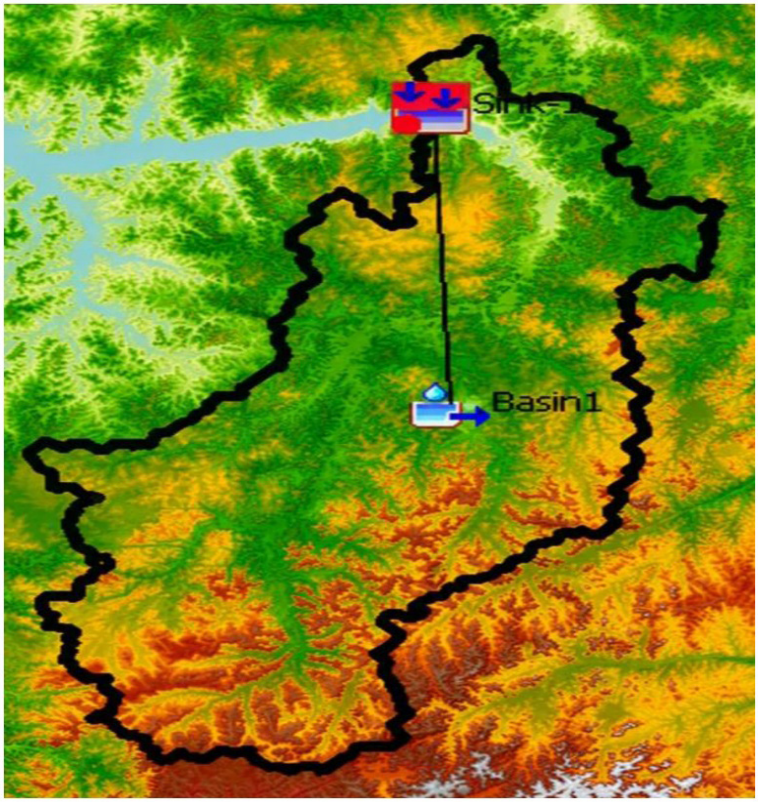


Figura 5 - Sub-bacia hidrográfica do rio Guamá delineada e modelada no HEC-HMS.

MÉTRICAS DE DESEMPENHO

As simulações do RNN-NARX e o HEC-HMS tiveram seu desempenho avaliado mediante as métricas de desempenho NSE (Nash-Sutcliffe Efficiency), proposto por Nash & Sutcliffe (1970), que quantifica a eficiência do modelo na reprodução da variabilidade dos valores observados, comparando os erros entre as séries simulada e observada; e KGE (Kling-Gupta Efficiency) (Gupta et al., 2009), que avalia o desempenho do modelo, considerando a correlação, o viés e a variabilidade entre séries observada e simulada. O NSE e KGE são expressos, respectivamente, pelas Equações 14 e 15.

$$\text{Nash} = 1 - \frac{\sum_i^n \left(Q_s - Q_o\right)^2}{\sum_i^n \left(Q_0 - \bar{Q}_o\right)^2} \tag{14}$$

Em que Q_s são as vazões simuladas; Q_o são as vazões observadas; $\bar{Q}_o$ é a média das vazões observadas; e n é o tamanho da amostra.

$$\text{KGE} = 1 - \sqrt{\left(1-r\right)^2 + \left(1-\gamma\right)^2 + \left(1-\beta\right)^2} \tag{15}$$

Em que *r* é a correlação de Pearson; γ é a razão entre o coeficiente de variação das vazões simuladas ($CVQ_s = \sigma Qs/\mu Q_s$) e o coeficiente de variação das vazões observadas ($CVQ_o = \sigma Q_o/\mu Q_o$); e β é a razão entre a média das vazões simuladas e a média das vazões observadas. Na Tabela 5 é mostrada a classificação de desempenho de um modelo através do coeficiente de Nash (Aye et al., 2017) e do KGE (Mai et al., 2022). Na Figura 6 é mostrado o diagrama resumido da metodologia.

Tabela 5 - Classificação de qualidade de um modelo via NSE e KGE

Parâmetro	Insatisfatório	Satisfatório	Bom	Excelente
NSE	≤ 0,50	]0,50 a 0,65]	]0,65 a 0,75]	]0,75 a 1]
KGE	≤ 0,48	[0,48 a 0,65[	[0,65 a 0,83[	[0,83 a 1]

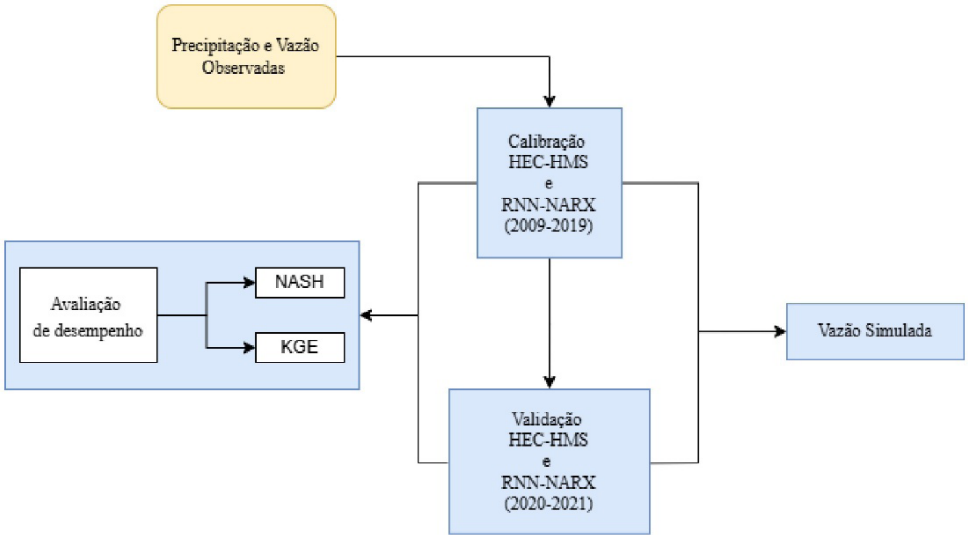


Figura 6 - Diagrama resumido da metodologia

RESULTADOS

Correlação cruzada e Autocorrelação parcial da RNN-NARX

A Figura 7 apresenta os coeficientes de correlação cruzada entre a vazão e as precipitações observadas, e o coeficiente de autocorrelação parcial para a vazão observada com defasagens de até 10 dias e intervalo de confiança de 99% (linhas tracejadas em azul).

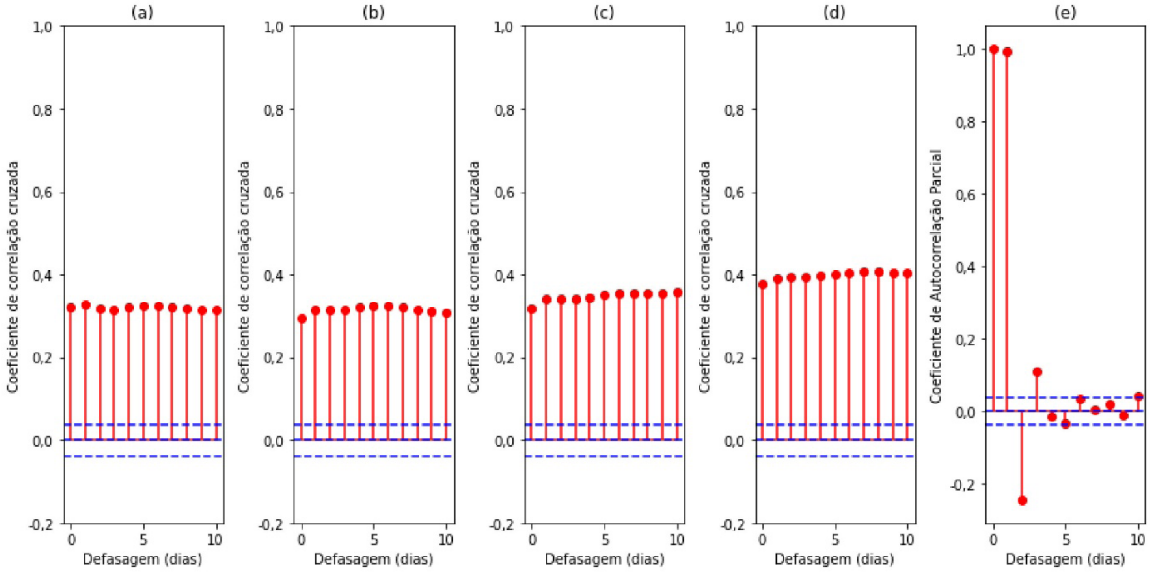


Figura 7. Coeficientes de correlação cruzada entre a vazão (Q1) e a precipitação (P1-a, P2-b, P3-c e P4-d), e coeficientes de autocorrelação parcial da vazão (e), com intervalo de confiança de 99% para o período de calibração (2009-2019)

Analisando-se a Figura 7, os resultados sugerem uma resposta consistente e positiva da vazão à precipitação em todas as defasagens, evidenciada pelos coeficientes de correlação cruzada positivos nas defasagens de até 10 dias. Já na Figura 7-e, a autocorrelação parcial das vazões mostra uma dependência temporal positiva nos dois primeiros dias de defasagem e negativa no terceiro dia. Esses achados compõem a etapa de calibração, na qual os coeficientes de correlação cruzada e de autocorrelação parcial são utilizados como critérios iniciais para definir as entradas do modelo. As correlações positivas entre precipitação e vazão indicam que a informação hidrológica relevante está concentrada nos primeiros dias. De maneira consistente, Mendonça et al. (2021), ao analisar uma série temporal de dados até o ano de 2019, identificaram padrões semelhantes de dependência na mesma sub-bacia. Assim, as variáveis da camada de entrada no modelo RNN-NARX treinado são constituídas pelas precipitações com defasagens de 0 a 2 dias, e pelas vazões retroalimentadas (Qs) com defasagens de 1 a 3 dias (Tabela 6).

Tabela 6 – Variáveis de entrada e defasagem no modelo RNN-NARX treinado

Camada de entrada	Defasagens da chuva	Retroalimentação	Camada de saída
P1(t), P2(t), P3(t) e P4(t)	(t), (t-1), (t-2)	Qs(t-1), Qs(t-2), Qs(t-3)	Qs(t)

Parâmetros de calibração do HEC-HMS

Na Tabela 7 são apresentados os valores dos parâmetros calibrados e utilizados na modelagem via HEC-HMS das vazões da sub-bacia hidrográfica do rio Guamá. O período de calibração vai de 2009 a 2019. Esses parâmetros também foram utilizados para a validação do HEC-HMS entre 2020 e 2021.

Métricas de desempenho e Hidrogramas observado e simulados

Na Tabela 8 são apresentados os valores das métricas de desempenho para cada modelo em função dos períodos de calibração, validação e completo. O desempenho do HEC-HMS foi na maioria das vezes "Bom" (Tabela 4), sendo "Excelente", apenas na validação e considerando o NSE. A modelagem através das RNN-NARX foram todas consideradas "Excelentes", já que os valores de NSE e KGE ficaram entre 0,94 e 0,99 (Tabela 8). Esses resultados podem ser analisados através das Figuras 8, 9 e 10, que mostram, respectivamente, os hidrogramas observados e simulados para os períodos de calibração, validação e completo.

Tabela 7 – Valores dos parâmetros calibrados dos modelos do HEC-HMS

Parâmetro	Valor	Modelo
Initial storage	20,0	Dossel
Crop coefficient	1,5	
Max storage	35,0	
Hamon coefficient	0,167	
Initial storage	10,0	Balanço Hídrico superficial
Max storage	3,0	
Soil	64,0	SMA
Groundwater 1	50,0	
Groundwater 2	50,0	
Max infiltration	24,1	
Impervious	15,0	
Soil storage	130,0	
Tension storage	120,0	
Soil percolation	5,0	
Groundwater 1 storage	800,0	
Groundwater 1 percolation	12,0	
Groundwater 1 coefficient	66,4	
Groundwater 2 storage	100,0	
Groundwater 2 percolation	12,0	
GW2 coefficient	800,0	
Standard lag	99,0	HU de Snyder
Peaking coefficient	0,99	
Initial discharge	51,0	Recessão do EB
Recession constant	0,97815	

Tabela 8 – Métricas de desempenho para cada modelo nas etapas de calibração e validação

Métrica	RNN-NARX			HEC-HMS		
	calibração	validação	período completo	calibração	validação	período completo
NSE	0,99	0,88	0,97	0,74	0,78	0,72
KGE	0,99	0,94	0,99	0,81	0,81	0,82

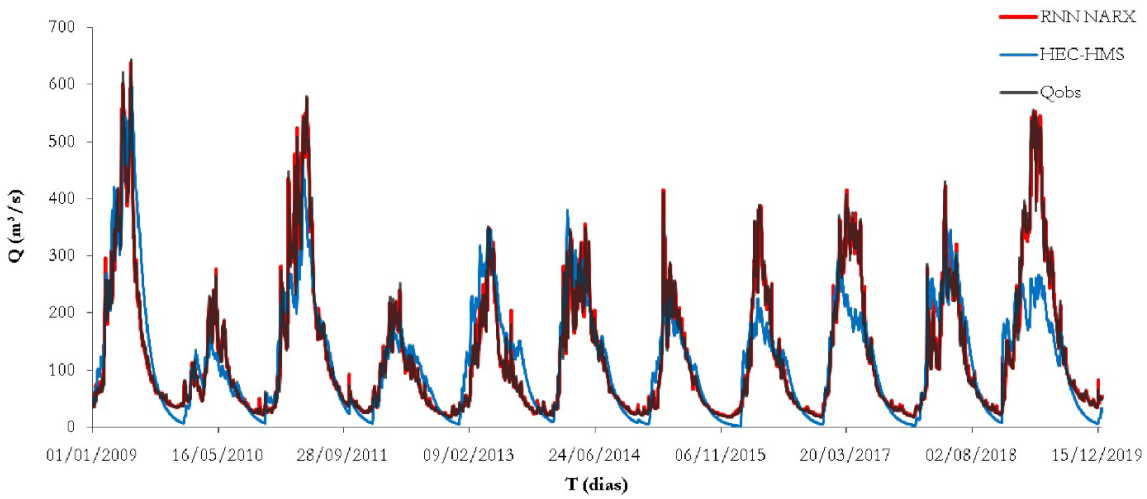


Figura 8 - Hidrogramas observado e simulados da sub bacia hidrográfica do rio Guamá para o período de calibração via RNN-NARX e HEC-HMS

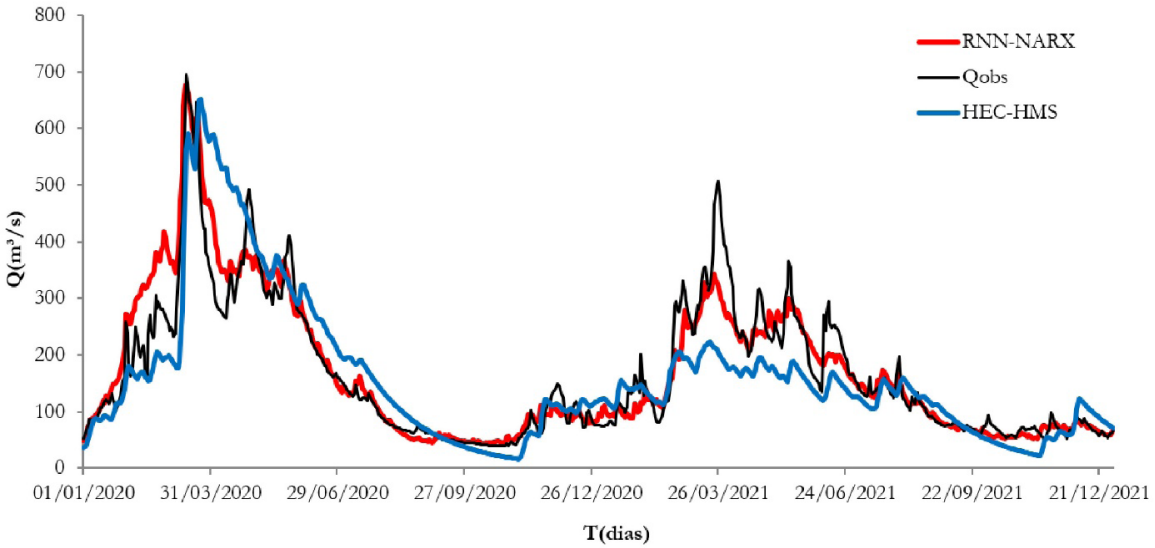


Figura 9 - Hidrogramas observado e simulados da sub bacia hidrográfica do rio Guamá para o período de validação via RNN-NARX e HEC-HMS

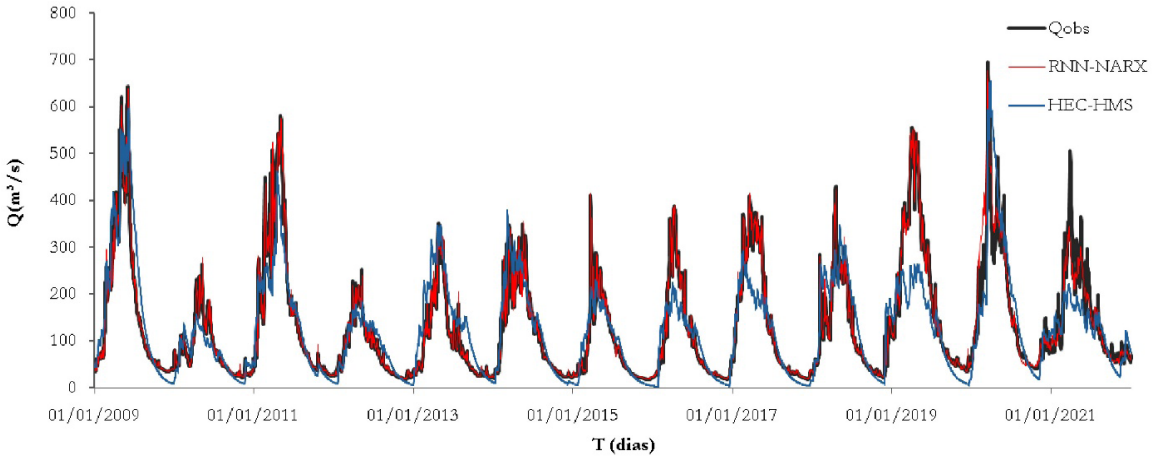


Figura 10 - Hidrogramas observado e simulados da sub bacia hidrográfica do rio Guamá para o período completo via RNN-NARX e HEC-HMS

DISCUSSÃO

Desempenho

A validação evidencia o desempenho superior do modelo RNN-NARX em relação ao HEC-HMS na representação da dinâmica hidrológica da sub-bacia hidrográfica do rio Guamá. O KGE foi de 0,94 para o RNN-NARX e 0,81 para o HEC-HMS (Tabela 8), valores classificados como "Excelente" e "Bom" na análise de desempenho, respectivamente. Essa diferença indica a maior capacidade do RNN- NARX em reproduzir, conjuntamente, a correlação entre as séries, bem como, a variabilidade e a média dos dados. O desempenho superior da rede neural também foi confirmado pelo NSE, cujo valor foi de 0,90, enquanto o HEC-HMS obteve 0,78. Indicando que o RNN-NARX foi capaz de generalizar melhor a resposta hidrológica, com base na orientação dos dados de entrada (chuva e vazão) na fase de calibração, evidenciado pelos valores de KGE e NSE de 0,99 cada.

Em relação à representação da sazonalidade das vazões pode-se observar que o RNN-NARX foi mais eficaz na simulação das vazões máximas e mínimas, em comparação ao HEC-HMS, observação evidenciada pelas Figuras 8, 9 e 10. Nota-se, que o HEC-HMS apresentou atrasos de pico das vazões simuladas em 2020, em comparação às vazões observadas (Figura 9). Também, simulou picos menos intensos em 2021, já evidenciados na calibração a partir do ano de 2015 (Figura 8). Assim, o modelo RNN-NARX evidenciou-se como mais adequado para simular com maior precisão as vazões da sub-bacia hidrográfica do rio Guamá.

A maior eficiência de uma rede recorrente pode estar relacionada à sua capacidade de representar relações não lineares e dependências temporais. Possibilitando-se a utilização de informações passadas das entradas e saídas na previsão atual. No caso da arquitetura NARX, as informações passadas, isto é, as defasagens, são retroalimentadas após a simulação, o que torna o modelo autônomo para aplicações de longo-prazo (Soares et al., 2026). A escolha de uma única abordagem para simular vazões depende dos contextos regionais e das características físicas, climáticas e de uso e ocupação das bacias hidrográficas. Recomenda-se ainda a combinação de vários modelos, para a comparação e a identificação de potenciais fontes de incerteza na modelagem hidrológica.

Arquitetura e variáveis de entrada do RNN-NARX

A arquitetura do modelo RNN-NARX proposto neste estudo diferencia-se do apresentado por Mendonça et al. (2021) por expandir o período de calibração e incluir uma segunda camada oculta. Soares et al. (2026) utilizaram três camadas ocultas para melhorar a simulação de vazões máximas sob a influência de cenários climáticos, em estudos na Amazônia. Entretanto, para a utilização de dados observados, a inclusão de mais duas camadas ocultas não proporcionou ganhos adicionais ao desempenho da rede. Além disso, arquiteturas mais profundas aumentam o tempo de treinamento e, consequentemente, o custo computacional.

A influência da cobertura da terra na bacia foi diretamente refletida nas defasagens das variáveis de entrada e retroalimentação do modelo treinado. A predominância da pastagem na bacia, aumenta a linearidade da resposta hidrológica e demonstra que houve resposta rápida da vazão em relação à chuva, observação evidenciada pelos coeficientes de correlação positivos (Figura 7). Isto é, durante o período analisado, não houve conversões significativas entre classes de uso e ocupação da terra para causar não estacionariedade nos dados. Esses fatores influenciaram positivamente a escolha do RNN-NARX, pois as redes neurais são modelos orientados pela consistência dos dados. A ausência de alterações drásticas na bacia em estudo deve-se a sua localização., tendo em vista que o nordeste paraense é considerado a fronteira agrícola e de colonização mais antiga da Amazônia Oriental (Conceição, 1990). A ocupação da região começou no século XVIII e se expandiu a partir do século XX, impulsionada pela Ferrovia Belém-Bragança. Este processo de ocupação deu-se primeiramente em terras próximas à Belém, pois a época era o principal centro comercial e político da região. Destaca-se, neste cenário, a ocupação das margens e afluentes do rio Guamá, onde surgiram os engenhos produtores de cana-de-açúcar, açúcar e aguardente (Marin, 2000).

Limitações

A literatura científica aponta que calibrar os modelos com períodos de dados mais longos é a prática mais recomendada para aumentar a robustez e a estabilidade dos parâmetros (Hounsounou et al., 2026). Bem como, prepara o modelo para simular os extremos, ao incorporar não apenas 'anos normais' (Sedhain et al., 2026). Entretanto, modelos de base física/conceituais, como HEC-HMS, possuem premissas simplificadas que apresentam dificuldade em representar a transição entre extremos. Por exemplo, o método de HU Snyder possui um desempenho satisfatório para a previsão de cheias e eventos de inundação, no entanto, é mais confiável para a previsão de cheias de curto prazo (Yilma e Moges, 2007).

Por outro lado, o HEC-HMS é estruturalmente mais adequado do que as RNAs para incorporar mudanças no uso e cobertura da terra. As RNAs são classificadas como modelos empíricos ou "caixa-preta" (Devia et al., 2015). Como não possuem representação física explícita, o uso de RNAs não garante a identificação de cenários hipotéticos de desmatamento ou urbanização. Nesse caso, se a sub-bacia hidrográfica do rio Guamá estivesse sofrendo tais interferências antrópicas, a utilização de um modelo físico poderia ser mais vantajosa. Portanto, em estudos futuros, recomenda-se a análise de sensibilidade do HEC-HMS utilizando períodos mais curtos de calibração, bem como, a aplicação das técnicas em bacias hidrográficas que sofrem com interferências antrópicas no bioma amazônico, para aprofundar os estudos acerca dos efeitos das mudanças de uso e cobertura da terra sobre os recursos hídricos.

CONCLUSÃO

Este estudo busca avaliar como diferentes estruturas algorítmicas, considerando a natureza dos dados e o regime hidrológico local, influenciam os resultados de simulação de vazão. Para isso, compara-se um modelo de base física, o HEC-HMS, e um modelo de aprendizado de máquina baseado em redes neurais recorrentes, o RNN-NARX, aplicados a uma sub-bacia hidrográfica do rio Guamá, no estado do Pará, Amazônia. Os resultados das métricas de avaliação indicam a superioridade do modelo

RNN-NARX, tanto na etapa de calibração, quanto na validação. Embora as simulações realizadas com o HEC-HMS tenham apresentado desempenho inferior, sua aplicação é importante para estabelecer uma comparação entre diferentes abordagens de modelagem hidrológica, permitindo-se avaliar as vantagens e limitações associadas aos modelos. O desempenho do RNN-NARX também evidencia o potencial das redes neurais do tipo NARX para representar as dependências temporais presentes nas séries hidrológicas, caracterizadas pela utilização de defasagens para incorporar informações anteriores na previsão da vazão atual. Além disso, sua menor demanda por dados edáficos e morfológicos da bacia constitui uma vantagem para aplicações na Amazônia, onde as limitações logísticas podem dificultar a obtenção de dados, devido às condições morfoclimáticas da região. Ressalta-se, entretanto, que modelos de aprendizado de máquina podem apresentar limitações diante de mudanças no uso e cobertura da terra e, consequentemente, nas dinâmicas hidrológicas da mesma, uma vez que sua capacidade de generalização depende das representações nos dados utilizados na calibração do modelo. No caso do HEC-HMS, a utilização de 10 anos de dados diários no período de calibração pode ter dificultado a definição do conjunto de parâmetros capaz de representar adequadamente a variabilidade do período em questão. Nesse sentido, recomenda-se, em estudos futuros, a análise de sensibilidade do HEC-HMS utilizando períodos mais curtos de calibração, a fim de avaliar se diferentes extensões do período de calibração favorecem a definição de parâmetros mais representativos e no desempenho da simulação a curto prazo, especialmente das cheias, na sub-bacia hidrográfica do rio Guamá.

REFERÊNCIAS

Agência Nacional de Águas – ANA. (2026). *Hidroweb: sistemas de informações hidrológicas*. Recuperado em 2 de janeiro de 2026, de http://hidroweb.ana.gov.br/

Akbarian, M., Saghafian, B., & Golian, S. (2023). Monthly streamflow forecasting by machine learning methods using dynamic weather prediction model outputs over Iran. *Journal of Hydrology*, *620*, 129480. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2023.129480

Alvares, C. A., Stape, J. L., Sentelhas, P. C., De Moraes Gonçalves, J. L., & Sparovek, G. (2013). Köppen's climate classification map for Brazil. *Meteorologische Zeitschrift*, *22*(6), 711-728. https://doi.org/10.1127/0941-2948/2013/0507

Araujo, D. K. L., Evangelista, D. A., Queiroz, M. M. F., Pinheiro, A. R. S., & Viana, M. E. S. (2025). Estimativa de vazões de projeto no Igarapé Baliza-RR utilizando o modelo hidrológico HEC-HMS. *Journal of Education Science and Health*, *5*, 1-17.

Aye, P. P., Koontanakulvong, S., & Long, T. T. (2017). Estimation of groundwater flow budget in the Upper Central Plain, Thailand from regional groundwater model. *Internet Journal of Society for Social Management Systems*, *11*(1), 90-100.

Bennett, T. H., & Peters, J. C. (2000). Continuous soil moisture accounting in the hydrologic engineering center hydrologic modeling system (HEC-HMS). In *Joint Conference on Water Resource Engineering and Water Resources Planning and Management* (pp. 1-10). ASCE.

Boitrago, S. A., Lima, L. F. A., Lima, F. A., Leite, M. E., & Costa, L. R. F. (2023). Aplicação do Modelo HEC-HMS para Simulação do Escoamento Superficial na Bacia Hidrográfica do Rio Vieiras. *Revista Brasileira de Geografia Física*, *16*(4), 2091-2102. https://doi.org/10.26848/rbgf.v16.4.p2091-2102

Brandão, A. R. A., Schwamback, D., Menezes Filho, F. C. M., Oliveira, P. T. S., & Fava, M. C. (2025). Artificial neural networks for flood prediction in current and CMIP6 climate change scenarios. *Journal of Flood Risk Management*, *18*(1), e70029. https://doi.org/10.1111/jfr3.70029

Brasil. (2026). *Projeto MapBiomas: coleção 10 da série anual de mapas de cobertura e uso da terra do Brasil.* Recuperado em 16 de agosto de 2026, de https://brasil.mapbiomas.org/colecoes-mapbiomas/

Conceição, M. F. C. (1990). *Políticos e Colonos na Bragantina, Estado do Pará: um trem, a terra e a mandioca* (Dissertação de mestrado). Universidade Estadual de Campinas, Campinas.

Cruz, J. S., Mendonça, L. M., Blanco, C. J. C., Figueiredo, N. M., & Brasil Junior, A. C. P. (2024). LULC and climate influence on the remaining flows of the Batalha and SEFAC HPPs in the São Marcos River Basin, Central-West Brazil. In *IWRM - 9th International Symposium on Integrated Water Resources Management*, Florianópolis, SC. Porto Alegre: ABRHidro,.

Cruz, L. G. A., Andrade, F. O., & Araújo, A. N. (2022). Performance evaluation of HEC-HMS hydrological model applied to the Tibagi river watershed in the State of Paraná – Brazil. *Ciência e Natura*, *44*, e7. https://doi.org/10.5902/2179460X68815

Devia, G. K., Ganasri, B. P., & Dwarakish, G. S. (2015). A review on hydrological models. *Aquatic Procedia*, *4*, 1001-1007. https://doi.org/10.1016/j.aqpro.2015.02.126

Fabio, D. N., Abba, S. I., Pham, B. Q., Islam, A. R. M. T., Talukdar, S., & Francesco, G. (2022). Groundwater level forecasting in Northern Bangladesh using nonlinear autoregressive exogenous (NARX) and extreme learning machine (ELM) neural networks. *Arabian Journal of Geosciences*, *15*(7), 647. https://doi.org/10.1007/s12517-022-09906-6

Fleming, M., & Brauer, T. (2016). *Hydrologic modelling system HEC-HMS quick start guide. Version 4.2.* Washington, D.C.: U.S. Army Corps of Engineers. Recuperado em 8 de abril de 2026, de https://www.hec.usace.army.mil/software/hec-hms/documentation/HECHMS_QuickStart_Guide_4.2.pdf

Fleming, M., & Neary, V. (2004). Continuous hydrologic modeling study with the hydrologic modeling system. *Journal of Hydrologic Engineering*, *9*(3), 175-183. https://doi.org/10.1061/(ASCE)1084-0699(2004)9:3(175)

Gupta, H. V., Kling, H., Yilmaz, K. K., & Martinez, G. F. (2009). Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: implications for improving hydrological modelling. *Journal of Hydrology*, *377*(1-2), 80-91. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.08.003

Hamon, W. R. (1963). Computation of direct runoff amounts from storm rainfall. *International Association of Scientific Hydrology*, (63), 52-62.

Hayder, G., Solihin, M. I., & Najwa, M. R. N. (2022). Multi-step-ahead prediction of river flow using NARX neural networks and deep learning LSTM. *H2Open Journal*, *5*(1), 43-60. https://doi.org/10.2166/h2oj.2022.134.

Haykin, S. S. (2009). *Neural networks and learning machines* (3rd ed.). New York: Prentice Hall.

Herbei, M. V., Bădăluță-Minda, C., Popescu, C. A., Horablaga, A., Dragomir, L. O., Popescu, G., Kader, S., & Sestras, P. (2024). Rainfall-runoff modeling based on HEC-HMS model: a case study in an area with increased groundwater discharge potential. *Frontiers in Water*, *6*, 1474990. https://doi.org/10.3389/frwa.2024.1474990

Hounsounou, A., Figueiredo, N. M., Blanco, C. J. C., Rousseau, A. N., Savary, S., & Khoshkalam, Y. (2026). Coupled hydrological-deep learning models reveal nonlinear ENSO effects on run-of-river hydropower and downstream navigation. *Environmental Processes*, *13*(3), 52. https://doi.org/10.1007/s40710-026-00860-z

Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. (2026). *BDMET: Banco de Dados Meteorológicos do INMET*. Recuperado em 23 de janeiro de 2026, de https://bdmep.inmet.gov.br/.

Irvin, B. C., Niemann, J. D., Perry, M. A., Bauer, K. E., & Mccormick Iii, W. T. (2023). Parameter estimation for models of major rainfall induced floods in ungaged mountain basins of Colorado. *Journal of Hydrology. Regional Studies*, *45*, 101300. https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2022.101300

Kelley, J., Hagan, M. T., & Martin, T. (2024). Comparison of neural network NARX and NARMAX models for multi-step prediction using simulated and experimental data. *Expert Systems with Applications*, *237*, 121437. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121437

Mai, J., Shen, H., Tolson, B. A., Gaborit, É., Arsenault, R., Craig, J. R., Fortin, V., Fry, L. M., Gauch, M., Klotz, D., Kratzert, F., O'Brien, N., Princz, D. G., Rasiya Koya, S., Roy, T., Seglenieks, F., Shrestha, N. K., Temgoua, A. G. T., Vionnet, V., & Waddell, J. W. (2022). The Great Lakes Runoff Intercomparison Project Phase 4: the Great Lakes (GRIP-GL). *Hydrology and Earth System Sciences*, *26*(13), 3537-3572. https://doi.org/10.5194/hess-26-3537-2022

Marin, R. E. A. (2000). Camponeses, donos de engenhos e escravos na região do Acará nos séculos XVIII e XIX. *Paper do NAEA*, *1*(1), 153.

Mendonça, L. M., Blanco, C. J. C., & Oliveira, F. C. (2023). Recurrent neural networks for rainfall-runoff modeling of small Amazon catchments. *Modeling Earth Systems and Environment*, *9*(2), 2517-2531. https://doi.org/10.1007/s40808-022-01626-w

Mendonça, L., Gomide, I., Sousa, J., & Blanco, C. (2021). Modelagem chuva-vazão via redes neurais artificiais para simulação de vazões de uma bacia hidrográfica da Amazônia. *Revista de Gestão de Água da América Latina*, *18*(1), 2-20. https://doi.org/10.21168/rega.v18e2

Menezes Junior, J. M. P., & Barreto, G. A. (2008). Long-term time series prediction with the NARX network: an empirical evaluation. *Neurocomputing*, *71*(16-18), 3335-3343. https://doi.org/10.1016/j.neucom.2008.01.030

Nash, J. E., & Sutcliffe, J. V. (1970). River flow forecasting through conceptual models part I: a discussion of principles. *Journal of Hydrology*, *10*(3), 282-290. https://doi.org/10.1016/0022-1694(70)90255-6

Pirhooshyaran, M., & Snyder, L. V. (2020). Forecasting, hindcasting and feature selection of ocean waves via recurrent and sequence-to-sequence networks. *Ocean Engineering*, *207*, 107424. https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2020.107424

Sahoo, S., & Jha, M. K. (2013). Groundwater-level prediction using multiple linear regression and artificial neural network techniques: a comparative assessment. *Hydrogeology Journal*, *21*(8), 1865-1887. https://doi.org/10.1007/s10040-013-1029-5

Sedhain, K., Regmi, R. K., Joshi, N. P., Poudel, S., & Pandit, O. S. E. (2026). Effects of land use and land cover change on streamflow in the Tamor Basin, Nepal: a distributed hydrological modeling approach for hydropower assessment. *H2Open Journal*, *9*(5), 100071.

Sit, M., Demiray, B. Z., Xiang, Z., Ewing, G. J., Sermet, Y., & Demir, I. (2020). A comprehensive review of deep learning applications in hydrology and water resources. *Water Science & Technology*, *82*(12), 2635-2670.

Soares, A. C. L., Blanco, C., Mendonça, L. M., & Cruz, J. S. (2026). Trend analysis of simulated streamflow via NARX-RNN and under CMIP6 climate scenarios in the Amazon River basin. *Neural Computing & Applications*, *38*(479), 479. https://doi.org/10.1007/s00521-026-12146-4

Tu, J., & Qiao, C. (2025). Simulation and parameter law of HEC-HMS for multi-source flood in arid region based on three-dimensional classification criteria: a case study of Manas River Basin. *Water*, *17*(20), 2952. https://doi.org/10.3390/w17202952

Tucci, C. E. M. (Ed.). (2007). *Hidrologia: ciência e aplicação* (4. ed.). Porto Alegre: ABRH.

United Nations. (2024). *The sustainable development goals report 2024.* United Nations Department of Economic and Social Affairs. https://doi.org/10.18356/9789213589755.

Wang, J., & Chen, Y. (2022). Using NARX neural network to forecast droughts and floods over Yangtze River Basin. *Natural Hazards*, *110*(1), 225-246. https://doi.org/10.1007/s11069-021-04944-x

Yilma, H., & Moges, S. A. (2007). Application of semi-distributed conceptual hydrological model for flow forecasting on upland catchments of Blue Nile River Basin, a case study of Gilgel Abbay catchment. *Catchment and Lake Research*, *200*, 17.

Contribuições dos autores:

Kauê Feio Costa Raiol: Escrita geral, levantamento das referências e de dados; desenvolvimento da metodologia, análise dos resultados e revisão geral do artigo.

Radijha Jennifer Nunes da Silva: Levantamento das referências e de dados; desenvolvimento da metodologia e análise dos resultados.

Amanda de Cássia Lobato Soares: Levantamento de dados e de referências, supervisão da metodologia e análise dos resultados.

Leonardo Melo de Mendonça: Levantamento de referências, supervisão da metodologia e análise dos resultados.

Josias da Silva Cruz: Supervisão da metodologia, levantamento de dados e análise dos resultados.

Claudio José Cavalcante Blanco: Levantamento de fundos para a pesquisa, concepção do artigo, levantamento de referências, elaboração da metodologia, análise dos resultados e revisão geral do artigo.