

XXVI SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HIDRÍCOS

APLICAÇÃO DOS MODELOS ARIMA, SARIMA E ARIMAX NA PREVISÃO DE VAZÕES NA BACIA DO RIO COMANDAÍ

Fabiana Campos Pimentel¹; Débora Missio Bayer²; Rutineia Tassi²; Gustavo Schefelbanis Araujo¹; Francisco Paim de Freitas Neto¹; Rodrigo Girardon Della Pace¹

Abstract: This study analyzes the applicability of statistical time series models for forecasting monthly streamflows in the Comandaí River basin, located in the northwest of Rio Grande do Sul, Brazil. Historical precipitation and streamflow data from 1970 to 2018 were used. After performing consistency checks, gap filling, and spatial distribution of precipitation using Thiessen polygons, the data were used to calibrate and validate three models: ARIMA, SARIMA, and ARIMAX. The selection of the most suitable model was based on the Akaike Information Criterion (AIC) and error metrics. The ARIMAX (2,0,2) model showed the best performance, with the lowest AIC and highest predictive accuracy, highlighting the relevance of precipitation as an exogenous variable. The strong correlation between precipitation and streamflow ($r = 0.8$) reinforces the robustness of the adopted approach. The results demonstrate that multivariate models offer a greater capacity to represent hydrological variability, establishing themselves as effective tools to support the management and planning of water resources in basins with a humid subtropical climate.

Resumo: Este trabalho analisa a aplicabilidade de modelos estatísticos de séries temporais para previsão de vazões mensais na bacia do rio Comandaí, localizada no noroeste do Rio Grande do Sul. Utilizaram-se séries históricas de precipitação e vazão compreendendo o período de 1970 a 2018. Após verificação de consistência, preenchimento de lacunas e espacialização da precipitação por polígonos de Thiessen, os dados foram submetidos à calibração e validação de três modelos: ARIMA, SARIMA e ARIMAX. A seleção do modelo mais adequado baseou-se no critério de Akaike (AIC) e em métricas de erro. O modelo ARIMAX (2,0,2) apresentou o melhor desempenho, com menor AIC e maior precisão preditiva, evidenciando a relevância da precipitação como variável exógena. A forte correlação entre precipitação e vazão ($r = 0,8$) reforça a robustez da abordagem adotada. Os resultados demonstram que modelos multivariados oferecem maior capacidade de representação da variabilidade hidrológica, configurando-se como ferramentas eficazes para apoiar a gestão e o planejamento dos recursos hídricos em bacias com clima subtropical úmido.

Palavras-Chave – Modelagem hidrológica; Séries temporais; Modelos estocásticos.

INTRODUÇÃO

O avanço da infraestrutura, a ocupação irregular das planícies de inundação, a degradação ambiental e a gestão deficiente dos recursos hídricos modificam significativamente o regime

1) Programa de Pós-Graduação em engenharia Civil e Ambiental – Universidade Federal de Santa Maria, fabiana.pimentel@acad.ufsm.br; gustavo.araujo@acad.ufsm.br; francisco.freitas@acad.ufsm.br; rodrigo.della@acad.ufsm.br

2) Departamento de Engenharia Sanitária e Ambiental – Universidade Federal de Santa Maria, debora.bayer@ufsm.br; ruti@ufsm.br

hidrológico de diversas bacias hidrográficas (Molle; Wester; Hirsch, 2010; Sohel; Mukul; Chicharo, 2015; Gorugantula; Kambhammettu, 2025), intensificando o conflito entre o desenvolvimento urbano e o meio ambiente (Huang et al., 2013; Cheng et al., 2022; Alencar; Paton, 2024; Hu; Liu; Zeng, 2025; Ley; Bormann; Casper, 2025). Isso causa impactos significativos na dinâmica do escoamento fluvial e na disponibilidade dos recursos hídricos (Panondi; Izumi, 2021; Mahdian et al., 2023; Avazpour et al., 2025; Khosravi et al., 2025), gerando um conjunto complexo de desafios relacionados à gestão das águas superficiais (Torres et al., 2015; Ferreira et al., 2022; Alivio et al., 2025). Pesquisas recentes estimam que cerca de 1,8 bilhão de pessoas, equivalentes a 23% da população mundial, estejam diretamente expostas a inundações com tempo de retorno de cem anos (Rentschler; Salhab; Jafino, 2022; Wu et al., 2024). Nesse contexto, o escoamento fluvial, componente central dos recursos hídricos, exerce papel crucial na preservação do equilíbrio hídrico regional (Bai; Zhao, 2023; Jia; Niu, 2024; Sun et al., 2025).

As alterações nos padrões de precipitação e do escoamento superficial pode se dar, dentre outros fatores, em decorrência da transformação de áreas naturais em superfícies impermeáveis, o que implica na alteração das dinâmicas das águas superficiais (Yao et al., 2015; Macdonald et al., 2022; Zhuang et al., 2025). Nesse contexto, o escoamento superficial se torna um dos principais fatores que impactam os recursos hídricos (Zhu et al., 2025), uma vez que este exerce influência direta no aumento das vazões de pico, na redução nos tempos de concentração e na maior variabilidade no escoamento dos rios (Walsh et al., 2005; Branger et al., 2013; Hopkins et al., 2015; McGrane, 2016; Alivio et al., 2025). A partir disso, a previsão do escoamento em rios se torna fundamental para o gerenciamento dos recursos hídricos (Wang et al., 2009; Guo et al., 2011; Feng; Niu, 2021; Samui et al., 2023; Maiti; Menon; Abraham, 2024; Yifru; Lim; Lee, 2024; Zhou, Y. et al., 2025).

Modelos hidrológicos levam em consideração as interações entre precipitação e escoamento, sendo comumente utilizados na simulação de processos específicos, previsão de eventos extremos, previsão de hidrogramas no exutório das bacias e avaliação dos impactos de cenários climáticos futuros no balanço hídrico (Almeida et al., 2014; Wang et al., 2018; Brêda et al., 2020; Ich et al., 2022a; Meresa et al., 2022; Agonafir et al., 2023; Gu et al., 2023; Sahu; Shwetha; Dwarakish, 2023; Francipane et al., 2025). Apesar de diversas pesquisas indicarem que previsões baseadas em modelos hidrológicos apresentam desempenho superior às previsões majoritariamente estatísticas, as abordagens estatísticas mantêm sua relevância devido à simplicidade e facilidade de aplicação (Penland; Magorian, 1993; Wu et al., 2021; Derot et al., 2024). Nesse contexto, Modelos estatísticos de séries temporais, como Modelo Autorregressivo Integrado de Médias Móveis (ARIMA), o Modelo Autorregressivo Integrado de Médias Móveis Sazonal (SARIMA) e o Modelo Autorregressivo Integrado de Médias Móveis com Variáveis Exógenas (ARIMAX), têm se mostrado ferramentas eficazes para a modelagem e previsão de vazões em rios (Adnan et al., 2017; Tadesse et al., 2017; Arumugam; Natarajan, 2023; Rizvi, 2024).

O presente estudo tem como objetivo avaliar e comparar o desempenho dos modelos estatísticos ARIMA, SARIMA e ARIMAX na previsão das vazões médias mensais do Rio Comandaí, localizado no estado do Rio Grande do Sul. Para isso, foram utilizadas séries temporais históricas de vazão e precipitação entre 1970 e 2018, com o intuito de identificar o modelo mais adequado para representar o comportamento hidrológico da bacia e fornecer subsídios para o planejamento e a gestão dos recursos hídricos da região.

MATERIAL E MÉTODOS

Para a modelagem e previsão das vazões médias mensais da bacia do Rio Comandaí, foram utilizados dados pluviométricos e fluviométricos fornecidos pela Agência Nacional de Águas (ANA).

Foram consideradas quatro estações pluviométricas (2755001, 2854001, 2854003, 2854006) e uma estação fluviométrica (74900000), com registros mensais compreendendo o período de 1970 a 2018.

A consistência dos dados pluviométricos foi avaliada pelo método da dupla massa, com o objetivo de identificar e corrigir eventuais inconsistências nas séries históricas. Lacunas nos dados foram preenchidas pelos métodos de ponderação regional e regressão linear, garantindo a completude das séries temporais. A espacialização da precipitação foi realizada pelo método dos polígonos de Thiessen, permitindo a obtenção de valores representativos para toda a extensão da bacia. As séries de vazão no exutório da bacia e precipitação espacializadas foram segmentadas em dois períodos distintos: o primeiro destinado à calibração dos modelos (referente à primeira metade do período analisado) e o segundo à validação (segunda metade do período), assegurando a robustez das análises e a confiabilidade das previsões.

Na etapa de modelagem das vazões mensais, foram testadas três abordagens estatísticas: ARIMA, SARIMA e ARIMAX, utilizando o software R (R Core Team, 2017). O modelo ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) é amplamente empregado para séries temporais univariadas, combinando componentes autorregressivos, de diferenciação e média móvel para capturar a dinâmica temporal dos dados (Box et al., 2015). O modelo ARIMAX, por sua vez, é uma extensão que incorpora variáveis exógenas, permitindo considerar fatores externos que influenciam a série principal e, consequentemente, aprimorar a capacidade preditiva (Shumway; Stoffer, 2017). Já o modelo SARIMA (Seasonal ARIMA) adiciona componentes sazonais, sendo indicado para séries que apresentam padrões periódicos recorrentes (Hyndman; Athanasopoulos, 2018). A escolha do melhor modelo baseou-se no critério de informação de Akaike (AIC), selecionando aquele com o menor valor.

O desempenho dos modelos foi avaliado por meio de diferentes métricas de acurácia, incluindo erro médio (ME), erro médio quadrático (RMSE), erro médio absoluto (MAE), erro percentual médio (MPE), erro percentual médio absoluto (MAPE) e erro médio absoluto escalonado (MASE). Para verificar a adequação dos modelos e a independência dos resíduos foi aplicado o teste de Ljung-Box, confirmando que os resíduos atendem à suposição de independência e distribuição idêntica (i.i.d.).

RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1 Descrição das séries de vazão e precipitação

As séries temporais mensais de precipitação utilizadas variaram entre 4,7 mm e 691,3 mm, enquanto as vazões observadas variaram entre 2 e 241 m³/s ao longo do período de 1970 a 2018. As análises estatísticas indicaram que ambas as séries não seguem uma distribuição normal. Essa condição é evidenciada pela presença de assimetria positiva, uma vez que às medianas se apresentaram inferiores às médias (Tabela 2). Observou-se ainda que a variabilidade da série de vazão é menor que a da precipitação, conforme indicado pelos respectivos desvios padrão.

Figura 1: Valores de (a) e (b) precipitação e (c) e (d) vazão mensal e anual.

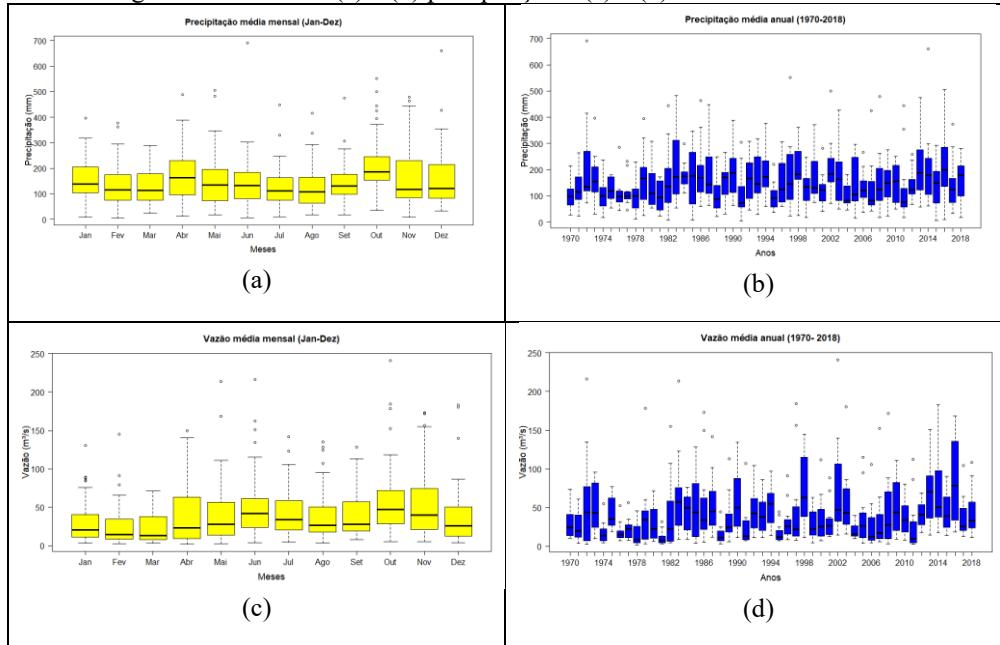
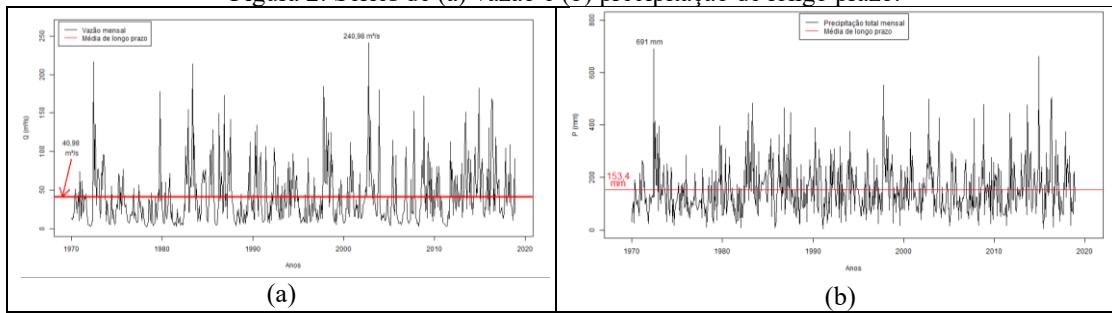


Tabela 1 – Estatísticas de precipitação e vazão

Estatística	Precipitação (mm)	Vazão (m ³ /s)
Mínimo	4,7	2,0
Mediana	130,4	28,5
Média	153,4	41,0
Máximo	691,3	241,0
p-valor (teste Shapiro-wilk)	0,0	0,0
Variância	9810,1	1443,5
Desvio Padrão	99,0	38,0
Assimetria	1,5	1,8

Figura 2: Séries de (a) vazão e (b) precipitação de longo prazo.

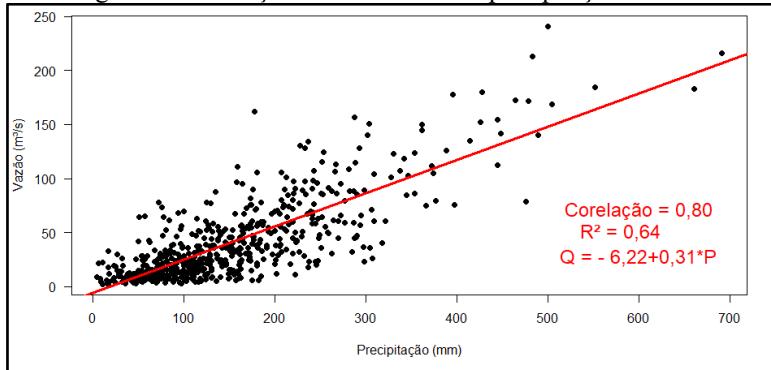


Com o objetivo de facilitar a análise, foram elaborados gráficos das séries temporais nas escalas mensal e anual (Figura 1), bem como um gráfico consolidado da série de longo prazo (Figura 2). Visualmente, observa-se que a precipitação mensal apresenta distribuição relativamente uniforme ao longo do ano, sem indicação clara de sazonalidade marcante ou de ocorrência de períodos extremos de seca ou chuva. Em termos médios, a precipitação mensal foi de aproximadamente 153 mm, enquanto a vazão média mensal do Rio Comandá foi estimada em cerca de 41 m³/s. A análise anual sugere uma forte dependência da vazão em relação aos totais anuais de precipitação, reforçando a conexão hidrológica entre essas variáveis.

3.2 Análise de correlação e sazonalidade

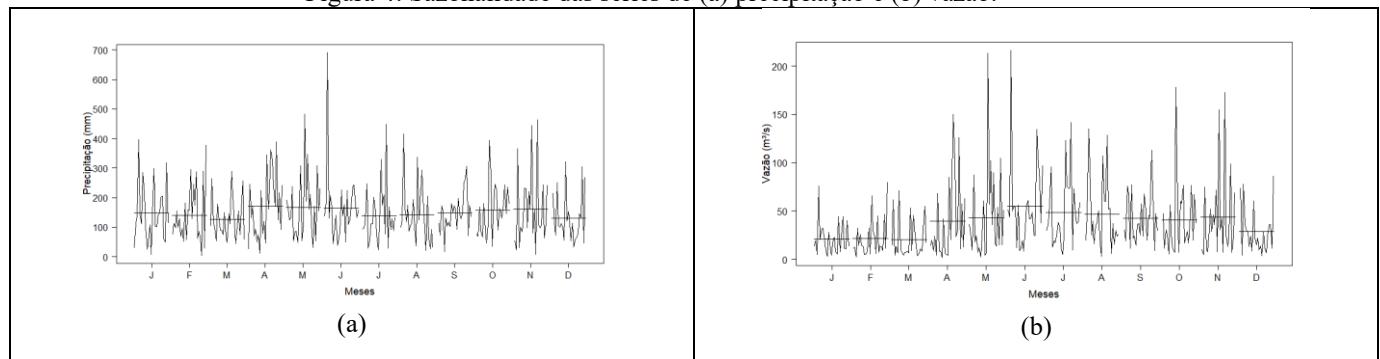
A correlação entre as séries de precipitação e vazão foi elevada, com coeficiente de correlação de 0,8 e coeficiente de determinação (R^2) de 0,64 (Figura 3). Esses reforçam o papel da precipitação como variável explicativa relevante na estimativa das vazões na bacia hidrográfica.

Figura 3: Correlação entre as séries de precipitação e vazão.



A análise sazonal evidenciou padrões cílicos consistentes em ambas as séries, confirmando a influência dos ciclos climáticos anuais sobre a dinâmica hidrológica da região (Figura 4).

Figura 4: Sazonalidade das séries de (a) precipitação e (b) vazão.



3.3 Modelagem e desempenho dos modelos

Os modelos ARIMA, SARIMA e ARIMAX foram avaliados para a previsão das vazões mensais, com base nos conjuntos de calibração e validação previamente definidos na metodologia. A Tabela 2 apresenta os valores do critério de informação de Akaike (AIC) para cada modelo testado. Destacou-se o modelo ARIMAX(2,0,2) com o melhor ajuste, corroborado pelo menor valor de AIC (2628,71).

Tabela 2 - Valores de AIC para os modelos testados

Modelo	AIC
ARIMA(1,0,1)	2907,02
ARIMAX(2,0,2)	2628,71
SARIMA(3,0,3)(2,1,1)	2805,93

A validação do modelo ARIMAX(2,0,2), conduzida com a segunda metade dos dados, evidenciou desempenho satisfatório, conforme indicado pelas métricas de erro apresentadas na Tabela 3. Os testes de autocorrelação dos resíduos, realizados pelo teste de Ljung-Box (Tabela 4),

reforça a adequação do modelo ajustado, indicando que os resíduos se comportam como ruído branco, ou seja, são independente e identicamente distribuídos.

Tabela 3 - Medidas de acurácia para os modelos de calibração e para o modelo utilizado na validação

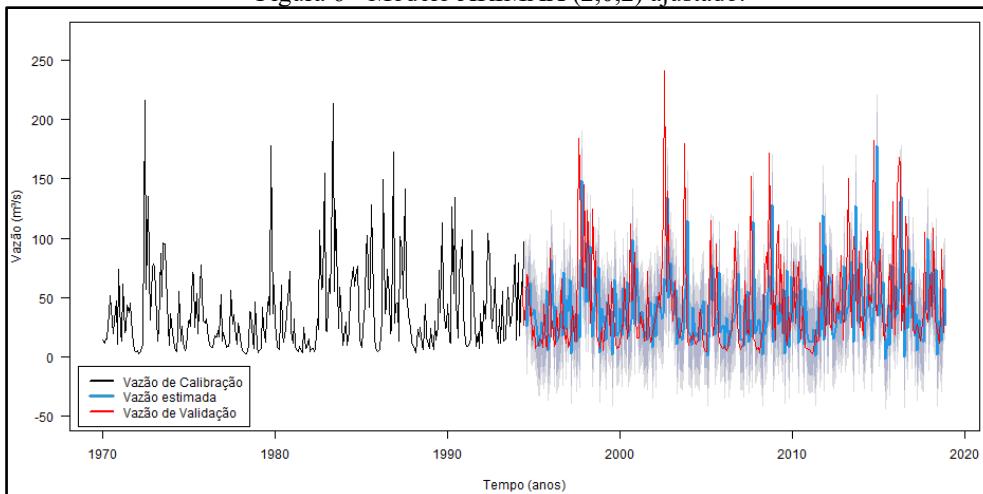
	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE
CALIBRAÇÃO						
ARIMA (1,0,1)	0,082	33,4851	23,905	105,573	132,881	0,716
ARIMAX (2,0,2)	-0,008	20,554	14,935	-39,991	75,729	0,447
SARIMA (3,0,3)(2,1,1)	1,563	30,874	21,483	-69,734	103,636	0,643
VALIDAÇÃO						
ARIMAX (2,0,2)	4,704	44,898	32,547	-66,602	116,907	0,975

Tabela 4 - P valores para os testes de autocorrelação dos resíduos Box-Ljung

Modelo	p-valor
CALIBRAÇÃO	
ARIMA (1,0,1)	0,352
ARIMAX (2,0,2)	0,752
SARIMA (3,0,3)(2,1,1)	0,835
VALIDAÇÃO	
ARIMAX (2,0,2)	0,752

A Figura 6 ilustra a capacidade do modelo ARIMAX(2,0,2) em reproduzir a dinâmica temporal da vazão, com boa aderência entre os valores estimados e observados, tanto no período de calibração quanto de validação. A correspondência é especialmente notável nos padrões sazonais e nos volumes médios, ainda que pequenas discrepâncias sejam observadas em eventos extremos de cheia. Essa coerência visual reforça os resultados estatísticos obtidos e evidencia o potencial do modelo como ferramenta de apoio à previsão hidrológica na bacia do rio Comandaí.

Figura 6 - Modelo ARIMAX (2,0,2) ajustado.



CONCLUSÃO

Os resultados obtidos evidenciam que o modelo ARIMAX (2,0,2) foi o mais eficaz na previsão das vazões mensais da bacia do Rio Comandaí, o que pode ser atribuído ao forte grau de correlação entre precipitação e vazão identificado nas análises preliminares. A inclusão de variáveis

exógenas, como a precipitação, permitiu ao modelo capturar melhor a variabilidade hidrológica da região, aprimorando significativamente a qualidade das previsões em comparação aos modelos que desconsideram essas informações externas. Enquanto o ARIMAX apresentou o melhor desempenho, o modelo SARIMA — que incorpora explicitamente a sazonalidade — também demonstrou resultados satisfatórios, destacando a relevância dos ciclos hidrológicos sazonais, especialmente em regiões de clima subtropical úmido. Por outro lado, o modelo ARIMA, por não considerar variáveis externas nem componentes sazonais, teve desempenho inferior, evidenciando as limitações de abordagens univariadas para séries hidrológicas complexas.

Esses resultados evidenciam a importância da qualidade e abrangência dos dados utilizados, especialmente a disponibilidade de informações pluviométricas confiáveis, para a construção de modelos preditivos robustos e precisos. A combinação adequada de variáveis explicativas e a incorporação da sazonalidade mostraram-se fundamentais para a modelagem hidrológica eficaz, contribuindo para uma gestão adaptativa dos recursos hídricos da bacia e possibilitando ações de planejamento e mitigação mais eficientes. Para trabalhos futuros, recomenda-se a inclusão de outras variáveis ambientais, como temperatura, evapotranspiração e uso e ocupação do solo, que podem influenciar a dinâmica hidrológica da bacia. A aplicação de técnicas avançadas de inteligência artificial e aprendizado de máquina, como redes neurais artificiais e modelos de ensemble, também representa uma oportunidade promissora para aprimorar a acurácia das previsões. Por fim, estudos futuros podem explorar diferentes escalas temporais e espaciais, além de validar os modelos em outras bacias com características similares, ampliando o alcance e a aplicabilidade dos resultados obtidos.

REFERÊNCIAS

- ADNAN, R. M. et al. (2017). *“Streamflow forecasting of Astore River with Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average model.”* European Scientific Journal, ESJ, v. 13, n. 12, p. 145–145.
- AGONAFIR, C. et al. (2023). *“A review of recent advances in urban flood research.”* Water Security, v. 19, p. 100141.
- ALIVIO, M. B. et al. (2025). *“An evaluation of the stormwater runoff reduction of two distinct tree species to support urban greening as nature-based solutions”*. Urban Forestry & Urban Greening, v. 107, p. 128792.
- ALMEIDA, I. K. de et al. (2014). *“Estimation on Time of Concentration of Overland Flow in Watersheds: A Review.”* Geosciences = Geociências, v. 33, n. 4, p. 661–671.
- ARUMUGAM, V.; NATARAJAN, V. (2023). *“Time Series Modeling and Forecasting Using Autoregressive Integrated Moving Average and Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Models.”* Instrumentation Mesure Metrologie, [s. l.], v. 22, n. 4, p. 161–168.
- AVAZPOUR, F. et al. (2025). *“Impact of climate change on river flow, using a hybrid model of LARS_WG and LSTM: A case study in the Kashkan Basin”*. Results in Engineering, v. 26, p. 104956.
- BAI, X.; ZHAO, W. (2023) *“Impacts of climate change and anthropogenic stressors on runoff variations in major river basins in China since 1950”*. Science of The Total Environment, v. 898, p. 165349.
- BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. C.; LJUNG, G. M. (2015) *“Time Series Analysis: Forecasting and Control”*. 5. ed. Wiley.
- BRANGER, F. et al. (2013). *“Assessment of the influence of land use data on the water balance components of a peri-urban catchment using a distributed modelling approach”*. Journal of Hydrology, v. 505, p. 312–325, 2013.
- BRÊDA, J. P. L. F. et al. (2020). *“Climate change impacts on South American water balance from a continental-scale hydrological model driven by CMIP5 projections.”* Climatic Change, v. 159, n. 4, p. 503–522.
- CHENG, X. et al. (2022). *“Evolution characteristics of flood risk under changing environment and strategy of urban resilience improvement”*. Shuili Xuebao/Journal of Hydraulic Engineering, v. 53, n. 7.

DEROT, J. et al. (2024). *“Improved climate time series forecasts by machine learning and statistical models coupled with signature method: A case study with El Niño”*. Ecological Informatics, v. 79, p. 102437.

FENG, Z. K; NIU, W. J. (2025). “Hybrid artificial neural network and cooperation search algorithm for nonlinear river flow time series forecasting in humid and semi-humid regions. Knowledge-Based Systems”, v. 211, p. 106580, 2021.

FERREIRA, C. S. S. et al. (2022). *“Hydrological challenges in urban areas. Advances in Chemical Pollution”*, Environmental Management and Protection, v. 8, n. 1, p. 47–67.

FRANCIPANE, A. et al. (2025). *“Integrated hydrological modeling and analysis tool for automatic derivation of design floods in Sicilian watersheds”*. Environmental Modelling & Software, v. 191, p. 106497.

GORUGANTULA, S. S.; KAMBHAMMETTU, B. P. (2025). *“An integrated hydrological model to simulate terrestrial water storage in a large river basin: Evaluation using GRACE data”*. Journal of Hydrology: Regional Studies, v. 59, p. 102309.

GU, L. et al. (2023). *“Intensification of Global Hydrological Droughts Under Anthropogenic Climate Warming”*. Water Resources Research, v. 59, n. 1.

GUO, J. et al. (2011) *“Monthly streamflow forecasting based on improved support vector machine model.”* Expert Systems with Applications, v. 38, n. 10, p. 13073–13081.

HOPKINS, K. G. et al. (2015). *“Assessment of regional variation in streamflow responses to urbanization and the persistence of physiography”*. Environmental Science and Technology, v. 49, n. 5, p. 2724–2732.

HYNDMAN, R. J.; ATHANASOPOULOS, G. (2018). *“Forecasting: Principles and Practice”*. 2. ed. OTexts.

ICH, I. et al. (2022). *“Climate change impact on water balance and hydrological extremes in the Lower Mekong Basin: a case study of Prek Thnot River Basin, Cambodia”*. Journal of Water and Climate Change, [s. l.], v. 13, n. 8, p. 2911–2939.

JIA, L.; NIU, Z. (2024). *“The effects of environmental evolution on runoff and hydrological health variations in the upper Shule River, Northwest China”*. CATENA, v. 246, p. 108468.

KHOSRAVI, K. et al. (2025). *“Enhancing Pan evaporation predictions: Accuracy and uncertainty in hybrid machine learning models”*. Ecological Informatics, v. 85, p. 102933.

MACDONALD, N. et al. (2022). *“Understanding the impact of the built environment mosaic on rainfall-runoff behaviour”*. Journal of Hydrology, v. 604, p. 127147.

MAHDIAN, M. et al. (2023). *“Modelling impacts of climate change and anthropogenic activities on inflows and sediment loads of wetlands: case study of the Anzali wetland”*. Scientific Reports, v. 13, n. 1, p. 1–18.

MAITI, R.; MENON, B. G.; ABRAHAM, A. (2024). *“Ensemble empirical mode decomposition based deep learning models for forecasting river flow time series”*. Expert Systems with Applications, v. 255, p. 124550.

MCGRANE, S. J. (2016). *“Impacts of urbanisation on hydrological and water quality dynamics, and urban water management: a review.”* Hydrological Sciences Journal, v. 61, n. 13, p. 2295–2311.

MERESA, H. et al. (2022). *“An Integrated Modeling Framework in Projections of Hydrological Extremes. Surveys in Geophysics”* v. 44, n. 2, p. 277–322.

MOLLE, F.; WESTER, P.; HIRSCH, P. (2010). *“River basin closure: Processes, implications and responses.”* Agricultural Water Management, v. 97, n. 4, p. 569–577.

PANONDI, W.; IZUMI, N. (2021). *“Climate Change Impact on the Hydrologic Regimes and Sediment Yield of Pulangi River Basin (PRB) for Watershed Sustainability”*. Sustainability v. 13, n. 16, p. 9041.

PENLAND, C.; MAGORIAN, T. (1993). *“Prediction of Nino 3 sea surface temperatures using linear inverse modeling.”* Journal of Climate, v. 6, n. 6, p. 1067–1076.

R Core Team, R: a Language and Environment for Statistical Computing, R Foundation for Statistical Computing, Vienna, <https://www.r-project.org>

RENTSCHLER, J.; SALHAB, M.; JAFINO, B. A. (2022). "Flood exposure and poverty in 188 countries." *Nature Communications* v. 13, n. 1, p. 1–11.

RIZVI, M. F. (2024). "ARIMA Model Time Series Forecasting." *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, v. 12, n. 5, p. 3782–3785.

SAHOO, M. K.; SHWETHA, H. R.; DWARAKISH, G. S (2023). "State-of-the-art hydrological models and application of the HEC-HMS model: a review". *Modeling Earth Systems and Environment* v. 9, n. 3, p. 3029–3051.

SAMUI, P. et al. (2023). "Comparison of different optimized machine learning algorithms for daily river flow forecasting". *Earth Science Informatics*, v. 16, n. 1, p. 533–548.

SHUMWAY, R. H.; STOFFER, D. S. (2017) "Time Series Analysis and Its Applications: With R Examples". 4. ed. Springer.

SOHEL, M. S. I.; MUKUL, S. A.; CHICHARO, L. (2015). "A new ecohydrological approach for ecosystem service provision and sustainable management of aquatic ecosystems in Bangladesh." *Ecohydrology & Hydrobiology*, v. 15, n. 1, p. 1–12.

SUN, D. et al. (2025). "Runoff evolution characteristics and its response to climate change in the middle and lower reaches of Shule River Basin, Northwest China.". *Journal of Hydrology: Regional Studies*, v. 59, p. 102436.

TADESSE, K. B. et al. (2017). "Evaluation of Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Models for River Flow Forecasting." *American Journal of Environmental Sciences*, v. 13, n. 5, p. 378–387.

TORRES, B. et al. (2015). "Urbanization and Climate Change." *Handbook of Climate Change Adaptation*, p. 619–655.

WALSH, C. J. et al. (2005). "The urban stream syndrome: current knowledge and the search for a cure." <https://doi.org/10.1899/04-028.1>, v. 24, n. 3, p. 706–723.

WANG, L. et al. (2018). "Characterizing pollutant emissions from mosquito repellents incenses and implications in risk assessment of human health". *Chemosphere*, v. 191, p. 962–970.

WANG, W. C. et al. (2009). "A comparison of performance of several artificial intelligence methods for forecasting monthly discharge time series. *Journal of Hydrology*, [s. l.], v. 374, n. 3–4, p. 294–306.

WU, S. et al. (2024). "Climate change and urban sprawl: Unveiling the escalating flood risks in river deltas with a deep dive into the GBM river delta". *Science of The Total Environment*, v. 947, p. 174703.

WU, X. et al. (2021). "Two-Year Dynamical Predictions of ENSO Event Duration during 1954–2015". *Journal of Climate*, v. 34, n. 10, p. 4069–4087.

YAO, L. et al. (2015). "Potential reduction in urban runoff by green spaces in Beijing: A scenario analysis." *Urban Forestry & Urban Greening*, v. 14, n. 2, p. 300–308.

YIFRU, B. A.; LIM, K. J.; LEE, S. (2024). "Enhancing Streamflow Prediction Physically Consistently Using Process-Based Modeling and Domain Knowledge: A Review". *Sustainability*, Vol. 16, Page 1376, v. 16, n. 4, p. 1376.

YUE, X. L.; GAO, Q. X. (2018). "Contributions of natural systems and human activity to greenhouse gas emissions." *Advances in Climate Change Research*, v. 9, n. 4, p. 243–252.

ZHOU, Y. et al. (2025). "Incorporating hydrological constraints with deep learning for streamflow prediction. *Expert Systems with Applications*, v. 259, p. 125379.

ZHU, Y. et al. (2025). "Distributed simulation of fully coupled hydrological-hydrodynamic model for predicting rainfall-induced runoff/flood in small watersheds." *Journal of Hydrology: Regional Studies*, v. 59, p. 102450.

ZHUANG, X. et al. (2025). "Evaluating urban green infrastructure for runoff reduction: A flow-based approach." *Urban Forestry & Urban Greening*, [s. l.], v. 107, p. 128799.

AGRADECIMENTOS

Este trabalho foi realizado com o apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), código de financiamento 001, Programa Institucional de Bolsas de Iniciação Científica (PIBIC), do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil e Ambiental (PPGECAM) e a Universidade Federal de Santa Maria (UFSM).