

APLICAÇÃO DE REDE NEURAL LINEAR PARA MODELOS AUTORREGRESSIVOS EM ESTAÇÕES FLUVIOMÉTRICAS DA BACIA DO RIO TAQUARI NO RIO GRANDE DO SUL

Daniel Vieira Mendes¹, Francisco F. N. Marcuzzo², Franco Turco Buffon³
¹UDESC; ²Serviço Geológico do Brasil – SGB/CPRM .



Introdução e Objetivo

Atualmente, ao passo que os desastres hidrológicos vêm se tornando cada vez mais frequentes, possuir modelos de previsão hidrológica acurados e que conseguem performar em eventos extremos fazem-se preponderantemente necessários. Uma das formas de se realizar previsão hidrológica, é através de aprendizado de máquina, por meio da utilização do *Framework TensorFlow* com *Keras*, através de *script* em *Python* (Antoniassi, 2022; Godinho, 2021). O *Keras* é caracterizado por criar e treinar modelo de aprendizado profundo, sendo fácil de ser utilizado, com poucas restrições, permitindo criação de novas camadas, métricas e funções (TensorFlow, 2020). Este estudo tem por objetivo a aplicação de Rede Neural Linear para obtenção de equação de regressão linear múltipla autorregressiva para previsão de nível em estações da Rede Hidrometeorológica Nacional (RHN) que também fazem parte do Sistema de Alerta Hidrológico (SAH) da Bacia do Rio Taquari.

Material e Métodos

A área objeto deste estudo compreende estações fluviométricas da RHN que também fazem parte do SAH da Bacia do Rio Taquari, as quais são operadas pelo SGB de Porto Alegre (Tabela 1 e Figura 1).

Tabela 1. Estações fluviométricas utilizadas no estudo. Fonte: ANA (2005) e SGB (2025).						
Bacia Hidrográfica (BH)	Estação fluviométrica	Código	Município	Latitude	Longitude	Total de Anos
Rio Taquari	Linha José Júlio	86472000	Santa Tereza	-29.0978	-51.6997	Set/2015 – Mai/2024
Rio Taquari	Muçum	86510000	Muçum	-29.1672	-51.8686	Abr/2015 – Jul/2024
Rio Taquari	Encantado	86720000	Encantado	-29.2344	-51.8550	Jul/2015 – Jul/2024
Rio Taquari	Estrela	86879300	Estrela	-29.4733	-51.9622	Jul/2015 – Jul/2024
Rio Taquari	Bom Retiro do Sul	86881000	Bom Retiro do Sul	-29.6081	-51.9511	Nov/2018 – Jul/2024
Rio Taquari	Porto Mariente	86895000	Venâncio Aires	-29.6922	-51.9700	Nov/2014 – Out/2024
Rio Taquari	Taquari	86950000	Taquari	-29.8070	-51.8758	Jul/2015 – Jul/2024

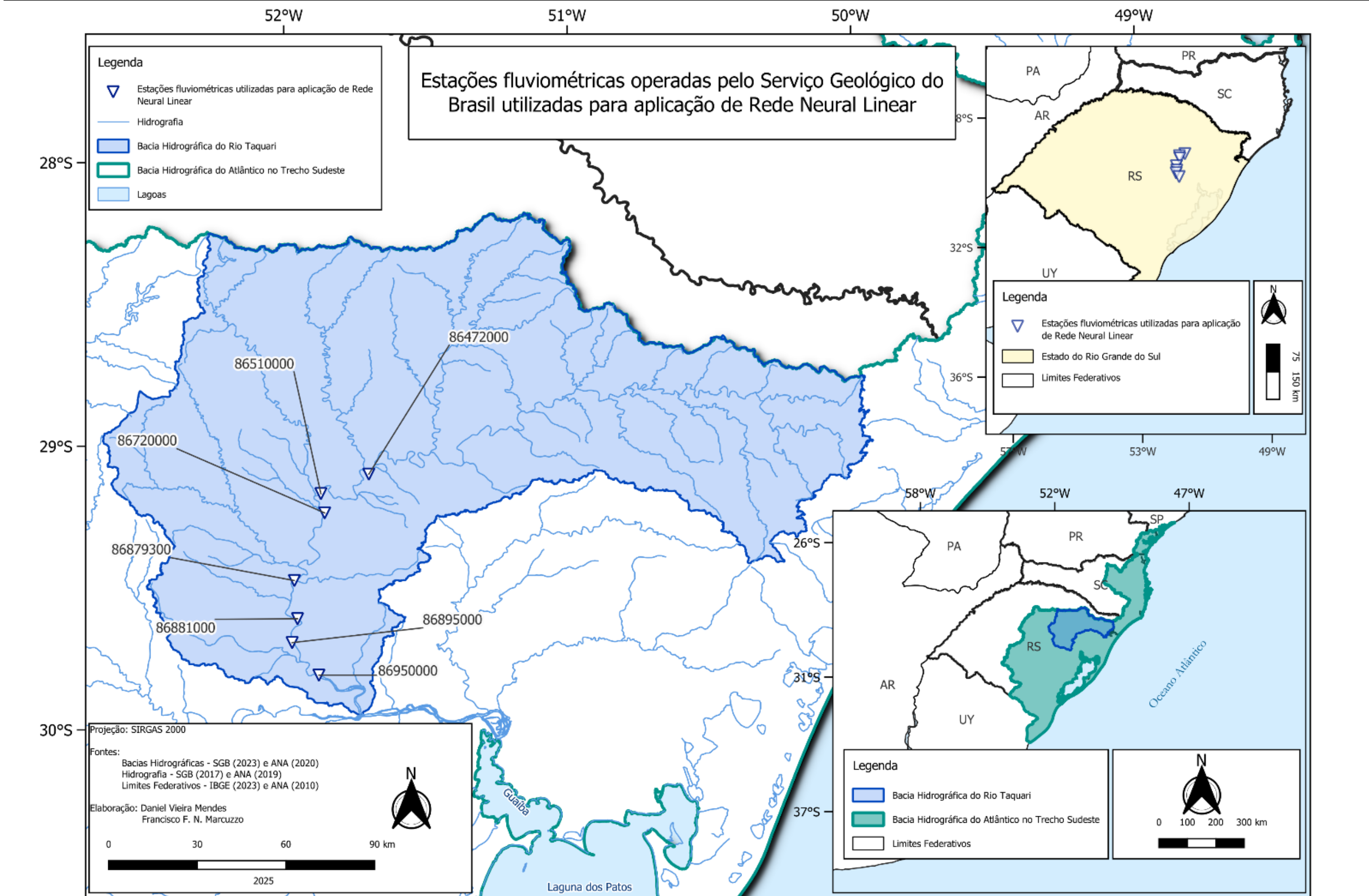
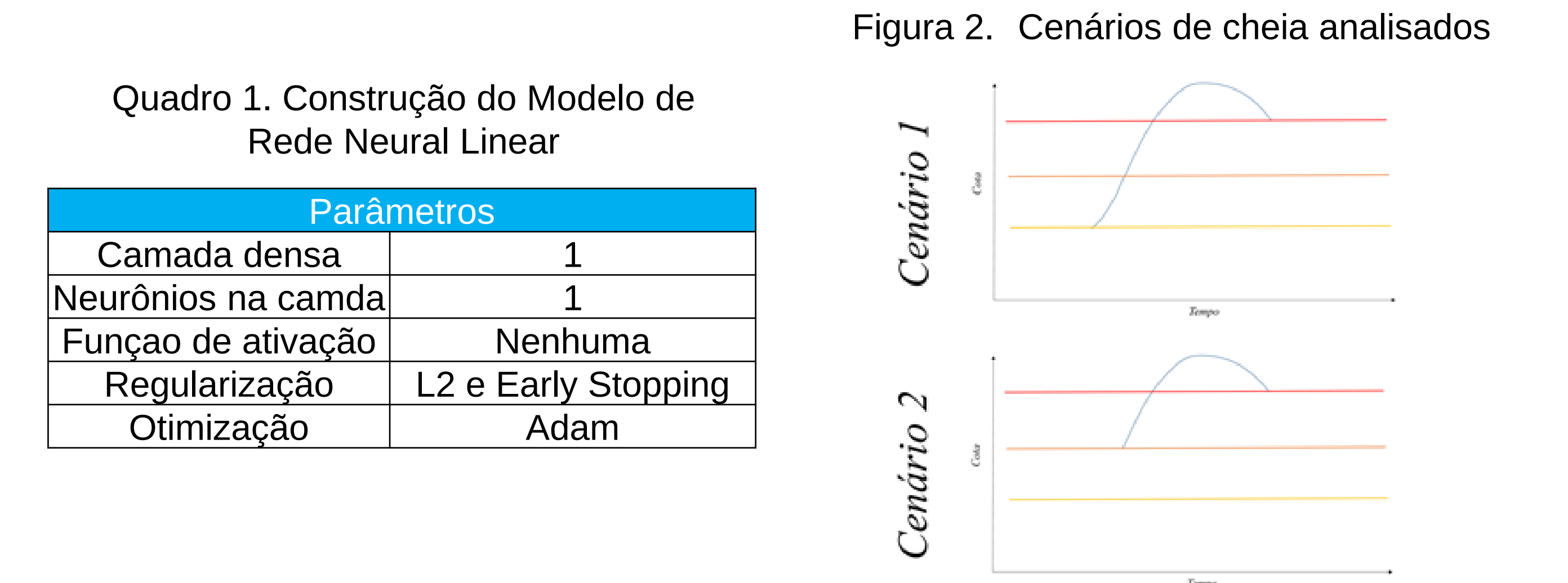


Figura 1. Mapa de localização das estações utilizadas no estudo.

Por meio de *script* em *Python*, foi utilizado o *Framework TensorFlow* com API *Keras* para construção do modelo. Para fins práticos, objetivou-se elaborar uma equação para aplicação direta com os valores das cotas. Assim, objetivou-se a concepção de um modelo de rede neural simples (Quadro 1).



Para treinamento do modelo, utilizou-se todos os dados para calibração, para que se tivesse o melhor resultado possível, conforme corroborado por Shen *et al.* (2022), Arsenault *et al.* (2018). Para fins de acurácia no modelo, foram fornecidos somente os dados de eventos de cheia, conforme cotas de referência (Figura 2). Sabendo-se que, quanto menor o horizonte de previsão, melhor a acurácia (Magro, 2021; Pedrollo, 1999; Gorodetskaya *et al.*, 2018; Bravo *et al.*, 2008) e que o rio Taquari possui variação rápida de nível em alguns pontos, estabeleceu-se cenários de previsão de 2h, 3h e 4h.

Resultados e Discussão

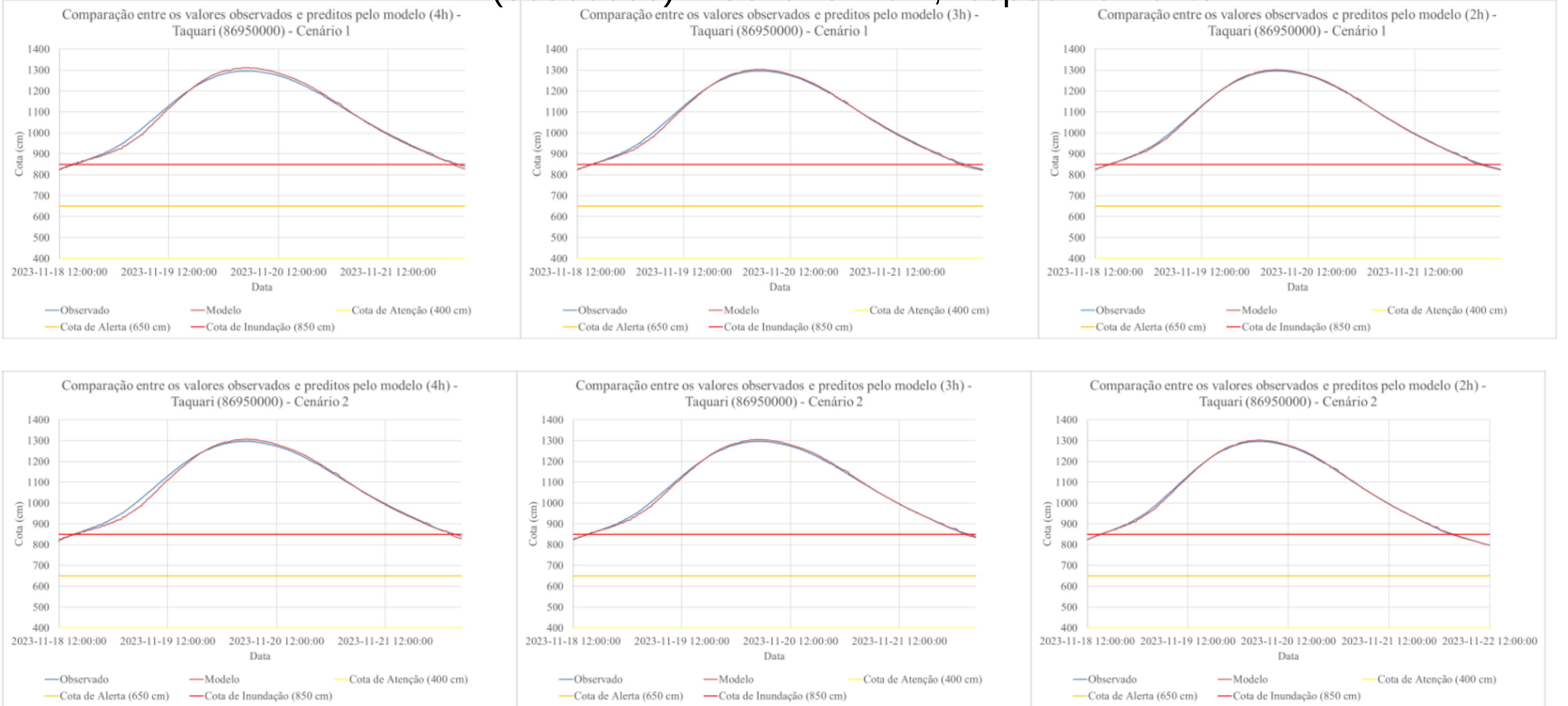
As métricas para os cenários 1 e 2 e para os horizontes estabelecidos são apresentadas nas tabelas 2, 3 e 4. Nas figuras 3 e 4, mostra-se a aplicação gráfica na estação Taquari (86950000).

Código	Nome da estação	Descrição do teste	Erro Médio	Erro Absoluto Médio	Erro Absoluto Máximo	Raiz do Erro Quadrático Médio	Desvio Padrão dos Erros	R ²
86472000	LINHA JOSÉ JÚLIO	Início: Cota de Atenção Fim: Cota de Inundação	30.254	67.106	802.449	113.148	109.094	0.950
86510000	MUÇUM		37.926	72.121	528.321	117.777	111.675	0.958
86720000	ENCANTADO		28.557	53.745	427.687	83.881	78.925	0.971
86879300	ESTRELA		14.048	31.344	248.514	48.379	46.316	0.987
86881000	BOM RETIRO DO SUL	Início: Cota de Atenção Fim: Cota de Inundação	0.467	26.413	331.114	46.027	46.084	0.983
86895000	PORTO MARIANTE		1.847	24.808	217.729	38.567	38.571	0.984
86950000	TAQUARI		1.025	11.304	89.697	17.177	17.160	0.995
86472000	LINHA JOSÉ JÚLIO		-	-	-	-	-	-
86510000	MUÇUM	Início: Cota de Atenção Fim: Cota de Inundação	38.514	72.637	542.037	118.991	112.759	0.958
86720000	ENCANTADO		19.890	53.938	423.414	82.943	80.579	0.971
86879300	ESTRELA		25.680	34.851	259.637	54.525	48.122	0.986
86881000	BOM RETIRO DO SUL		10.270	27.640	346.435	49.596	48.583	0.984
86895000	PORTO MARIANTE	Início: Cota de Atenção Fim: Cota de Inundação	9.302	25.806	225.378	40.502	39.468	0.984
86950000	TAQUARI		5.025	11.833	101.614	18.426	17.742	0.994

Código	Nome da estação	Descrição do teste	Erro Médio	Erro Absoluto Médio	Erro Absoluto Máximo	Raiz do Erro Quadrático Médio	Desvio Padrão dos Erros	R ²
86472000	LINHA JOSÉ JÚLIO	Início: Cota de Atenção Fim: Cota de Inundação	29.533	52.757	623.304	88.574	83.556	0.970
86510000	MUÇUM		15.729	57.427	367.999	89.191	87.928	0.972
86720000	ENCANTADO		18.797	36.231	326.098	58.208	55.127	0.985
86879300	ESTRELA		7.463	20.719	163.400	32.404	31.547	0.994
86881000	BOM RETIRO DO SUL	Início: Cota de Atenção Fim: Cota de Inundação	-0.064	18.675	221.368	31.558	31.599	0.992
86895000	PORTO MARIANTE		-0.979	19.303	141.856	29.003	29.023	0.991
86950000	TAQUARI		2.056	7.615	67.044	11.856	11.686	0.997
86472000	LINHA JOSÉ JÚLIO		-	-	-	-	-	-
86510000	MUÇUM	Início: Cota de Atenção Fim: Cota de Inundação	28.150	47.003	386.162	78.056	72.915	0.981
86720000	ENCANTADO		15.486	36.149	313.692	58.126	56.064	0.985
86879300	ESTRELA		19.440	24.479	173.089	38.407	33.140	0.993
86881000	BOM RETIRO DO SUL		4.755	18.151	238.106	31.137	30.812	0.993
86895000	PORTO MARIANTE	Início: Cota de Atenção Fim: Cota de Inundação	2.206	18.338	141.101	28.333	28.283	0.992
86950000	TAQUARI		1.320	7.409	63.352	11.459	11.392	0.998

Código	Nome da estação	Descrição do teste	Erro Médio	Erro Absoluto Médio	Erro Absoluto Máximo	Raiz do Erro Quadrático Médio	Desvio Padrão dos Erros	R ²
86472000	LINHA JOSÉ JÚLIO	Início: Cota de Atenção Fim: Cota de Inundação	16.805	30.682	369.279	50.082	47.206	0.990
86510000	MUÇUM		11.909	23.762	248.211	40.421	38.667	0.996
86720000	ENCANTADO		9.127	20.242	205.076	34.118	32.897	0.995
86879300	ESTRELA		0.761	12.195	92.965	18.090	18.083	0.998
86881000	BOM RETIRO DO SUL	Início: Cota de Atenção Fim: Cota de Inundação	0.438	10.850	124.736	18.270	18.335	0.997
86895000	PORTO MARIANTE		0.238	10.907	84.834	16.789	17.290	0.997
86950000	TAQUARI		0.022	4.666	39.652	7.163	7.168	0.999
86472000	LINHA JOSÉ JÚLIO		-	-	-	-	-	-
86510000	MUÇUM	Início: Cota de Atenção Fim: Cota de Inundação	17.708	26.161	260.091	44.097	40.428	0.996
86720000	ENCANTADO		4.785	21.525	199.054	35.130	34.827	0.994
86879300	ESTRELA		4.903	11.310	89.315	18.222	17.558	0.998
86881000	BOM RETIRO DO SUL		0.587	10.000	129.133	17.569	17.581	0.997
86895000	PORTO MARIANTE	Início: Cota de Atenção Fim: Cota de Inundação	2.449	10.819	112.561	17.058	16.902	0.997
86950000	TAQUARI		0.812	4.994	49.969	7.832	7.796	0.999

Figuras 3 e 4. Comparação entre valores observados e preditos pelo modelo na estação Taquari (86950000) – Cenário 1 e 2, respectivamente.



Verifica-se que, quanto menor o horizonte de previsão, melhores são os resultados, mais assertivo é a estimativa, conforme também identificaram Magro (2021), Pedrollo (1999), Gorodetskaya *et al.* (2018), Bravo *et al.* (2008). Por meio das métricas (tabelas 2, 3 e 4), verifica-se que, de forma geral, conforme se move de montante para jusante, os modelos tendem a ficar mais acurados, os erros diminuem e o R² aumenta. Quanto mais se direciona para jusante (Moreira, 2016), ou quanto mais lento tende ser o rio, maior assertividade do modelo autorregressivo.

A quantidade de dados e eventos apresenta-se como um fator limitante, visto que, quanto maior a série histórica disponível para treinamento, melhor é o aprendizado. Além disso, é necessário que dados de entrada estejam consistidos, para não causar vieses.

Conclusão

Por meio dos resultados obtidos, verificou-se que modelos que possuem dados de cheia a partir da cota de atenção tendem a ter melhores resultados do que aqueles a partir da cota de alerta. Constatou-se que, quanto menor o horizonte de previsão, melhores os resultados fornecidos pelos modelos. Ainda, conforme se move de montante para jusante, melhores tendem a ser os resultados dos modelos. Ademais, a metodologia apresentada se mostra eficaz na gestão de desastres hidrológicos, fornecendo modelos de aplicabilidade prática e direta no uso dos dados hidrológicos.