UMA INVESTIGAÇÃO EMPÍRICA SOBRE A PREVISÃO DO VOLUME DE ÁGUA ACUMULADO EM BARRAGENS QUE ABASTECEM A REGIÃO METROPOLITANA DO RECIFE

Rodolfo Amorim Correia da Silva[1]
Engenheiro Eletrônico (UFPE) com MBA em Gerenciamento de Projetos (FGV) e Especialização em IA, Ciência de Dados e Analytics (UPE), sendo atualmente mestrando em Inteligência Computacional também pela UPE. Com 13 anos de atuação na COMPESA como Analista de Saneamento, atua como gestor na Gerência de Planejamento e Gestão Corporativa.
João Fausto Lorenzato de Oliveira[2]
Professor Associado II da Universidade de Pernambuco, possui Graduação em Engenharia da Computação pela Escola Politécnica da Universidade de Pernambuco - UPE formado com honrarias acadêmicas. Mestre em Ciências da Computação (2012) pela Universidade Federal de Pernambuco (UFPE) e Doutor (2016) pela mesma universidade**.**

Endereço[1]**:** Av. Cruz Cabugá, 1387 - Santo Amaro - Recife – PE – CEP: 50040-000 – Brasil - Tel: +55 (81) 99166-9308 - e-mail: ramorimcs@gmail.com.

RESUMO

Este trabalho apresenta uma investigação empírica sobre a previsão do volume de água acumulada em barragens da Região Metropolitana do Recife, comparando o desempenho de métodos estatísticos tradicionais, algoritmos de aprendizado de máquina e abordagens de conjunto dinâmicas e estáticas, aplicadas a séries temporais de volume, buscando compreender se existe algum modelo que se destaque dos demais. O estudo mostrou que as redes LSTM (Long Short-Term Memory), isoladas ou utilizadas em conjunto, parecem ser um modelo suficientemente robusto para reproduzir séries temporais com um contexto hidrológico.

PALAVRAS-CHAVE: Gestão de Recursos Hídricos, Previsão de Séries Temporais, Aprendizado de Máquina

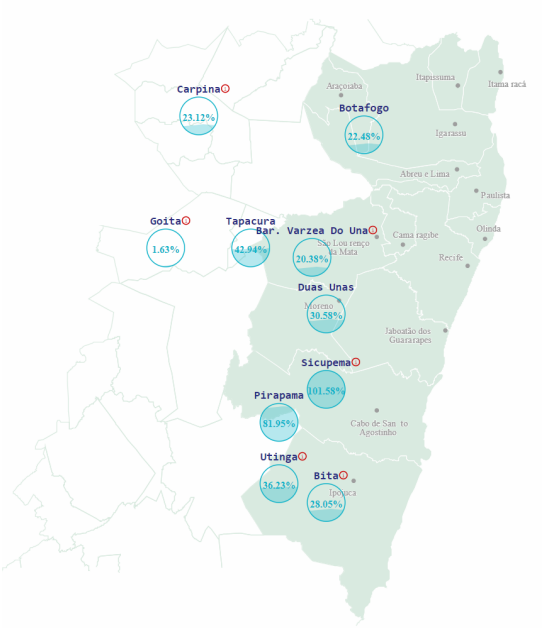
INTRODUÇÃO

O estresse hídrico, medido essencialmente pelo uso da água em função da disponibilidade, afeta diferentes partes do mundo. Mais de 2 bilhões de pessoas já vivem em áreas sujeitas a estresse hídrico. De acordo com avaliações independentes, o mundo enfrentará um déficit hídrico global de 40% até 2030. Essa situação será agravada por desafios globais como as mudanças climáticas (UNESCO, 2019).

O Brasil possui cerca de 12% da água doce disponível no planeta. Isso significa que o país tem uma das maiores reservas de água doce do mundo. No entanto, a maior parte dessa água está na Bacia Amazônica, que abrange uma vasta área do país. Essa relativa abundância de recursos hídricos coloca o Brasil em uma posição estratégica em termos de segurança hídrica, mas essa realidade não é uniforme para todas as regiões da federação. Uma parte considerável da região Nordeste brasileira tem convivido historicamente com o problema da seca, especialmente na região conhecida como semiárida, que abrange nove estados nordestinos, a maioria dos quais localizados no sertão e no campo (APAC, 2015).

O estado de Pernambuco, com uma área de 98.067 km² e uma população de 9 milhões habitantes (IBGE, 2023), tem cerca de 88,6% do seu território localizado em região semiárida, e uma disponibilidade de recursos hídricos da ordem de 1.270 m³ habitante/ano, considerada a menor média de consumo de água por ano entre os estados brasileiros, abaixo do nível crítico indicado pela Organização Mundial da Saúde. 80% dos volumes de água utilizáveis do estado estão localizados nas mesorregiões da Zona da Mata e da Região Metropolitana do Recife.

A Região Metropolitana do Recife (RMR) abrange uma área de aproximadamente 2.768,48 km², compreendendo 15 municípios, incluindo Recife, que é a capital do estado. Com uma população de 3,7 milhões de pessoas (IBGE, 2023), é uma região abastecida principalmente por barragens, dispostas como mostrado na Figura 1.
Figura 1 – Exemplo do volume (%) acumulado nas barragens da RMR



Fonte: COMPESA

Considerando a dependência das barragens para o abastecimento regular da Região Metropolitana do Recife, a previsibilidade do volume de água disponível é um dado fundamental para o planejamento operacional da distribuição de água pela concessionária, que pode, por exemplo, antecipar qualquer cenário previsto de restrição hídrica, promovendo campanhas para incentivar a redução do consumo e buscando fontes alternativas de abastecimento de água, como mananciais subterrâneos, usinas de dessalinização, etc.

Erros na previsão dos volumes de água acumulados nas barragens da RMR podem causar falhas no planejamento operacional da distribuição de água, inibindo, por exemplo, a tomada de decisões que buscam mitigar cenários de restrição hídrica.

A previsão dos níveis ou volumes de água em reservatórios é um tema recorrente em estudos hidrológicos e ambientais. Diferentes famílias metodológicas têm sido aplicadas a este problema, desde modelos estatísticos clássicos até abordagens de aprendizado de máquina e aprendizado profundo. Abaixo, uma breve revisão da literatura existente:

- Modelos autorregressivos, como AR, MA, ARMA e suas extensões com componentes exógenos ou sazonais (por exemplo, ARIMAX, SARIMA, SARIMAX), têm sido usados há muito tempo na previsão hidrológica. Sekban et al. (2022) aplicaram esses métodos aos níveis mensais de barragens em Istambul e descobriram que um modelo ARMA com defasagens específicas capturou o comportamento da série eficazmente. Da mesma forma, Yu et al. (2017) usaram um modelo ARIMA para prever os níveis diários de água em estações ao longo do rio Yangtzé. No contexto de cidades indianas, Dutta et al. (2020) usaram um modelo SARIMA para prever os níveis de reservatórios em Chennai, destacando sua utilidade no planejamento de abastecimento de água urbano. Reyes-Baeza et al. (2023) também empregaram o SARIMAX para a previsão de longo prazo dos níveis de água na barragem El Yeso (Santiago, Chile), com resultados promissores. Ghimire (2017) usou modelos ARIMA para prever a vazão diária em duas estações ao longo do rio Schuylkill, nos Estados Unidos, ilustrando o potencial das abordagens clássicas na modelagem de vazão;
- A Regressão por Vetores de Suporte (SVR) e as Redes Neurais Artificiais (RNAs) estão entre as técnicas mais frequentemente exploradas nos últimos anos. Velasco et al. (2024) utilizaram SVR para prever os níveis dos rios nas Filipinas, demonstrando previsões precisas de curto prazo. Perceptrons Multicamadas (MLPs) também foram aplicados em rios navegáveis, como no trabalho de Zhou et al. (2020), que obtiveram previsões confiáveis de curto e longo prazo na seção de Nanjing do Rio Yangtzé. Redes neurais recorrentes, particularmente os modelos LSTM, têm demonstrado excelente desempenho na modelagem de dependências temporais. Widiasari et al. (2018) desenvolveram um modelo de previsão de enchentes

baseado em LSTM para Semarang, Indonésia. Hai Yen et al. (2021) propuseram um LSTM com múltiplas entradas, utilizando dados de precipitação e nível da água para melhorar as previsões para a barragem de Lai Chau, no Vietnã. Raman e Rathi (2024) aplicaram modelos LSTM para aprimorar as políticas de controle de barragens na Índia. Sucesso semelhante com LSTM foi observado por Yang et al. (2020) para níveis de maré em Taiwan e por Fu et al. (2020) na previsão de vazão na Malásia. Além da previsão de quantidade de água, o LSTM também tem sido usado em pautas correlatas. Wang et al. (2017) desenvolveram um modelo baseado em LSTM para prever parâmetros de qualidade da água no Lago Taihu, na China. Lukas et al. (2024) aplicaram MLPs para prever os níveis de sedimentação no reservatório Gibe-III da Etiópia com base em dados hidrometeorológicos.

OBJETIVO

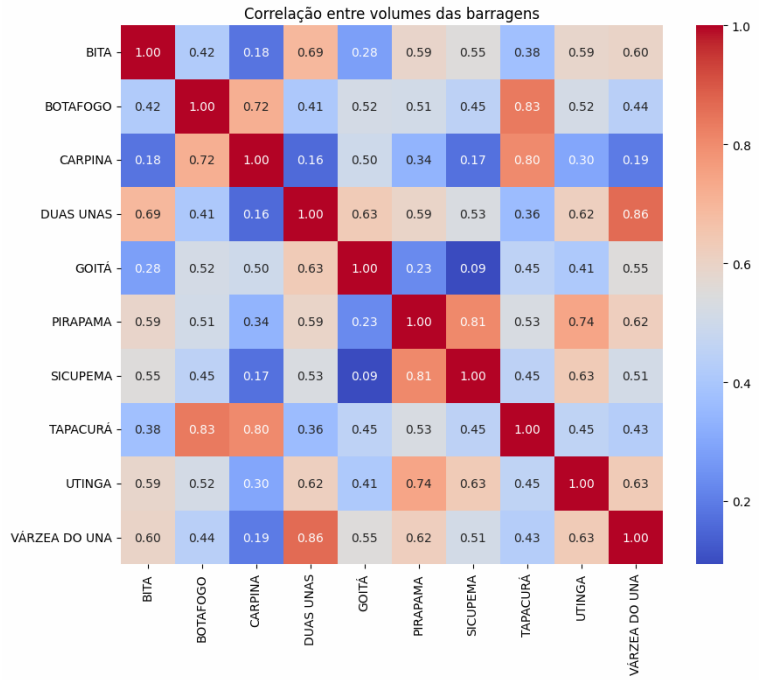
O objetivo central deste trabalho é promover uma investigação empírica sobre a previsão do volume de água acumulada em barragens da Região Metropolitana do Recife, comparando o desempenho de métodos disponíveis na literatura, aplicados às séries temporais de volume, buscando compreender se existe algum modelo que se destaque dos demais. A hipótese a ser testada é que uma combinação ponderada de um conjunto de modelos de previsão, que possuem redes LSTM em sua composição, é a abordagem mais adequada para reproduzir séries temporais de dados de previsão que possuem contexto hidrológico, pois essa estratégia permite capturar padrões lineares simples e relações não lineares mais complexas nos dados.

METODOLOGIA UTILIZADA

O conjunto de dados deste trabalho refere-se ao volume diário de água acumulada nas barragens que abastecem a Região Metropolitana do Recife, no período de 24/06/2009 a 31/12/2023, totalizando 5304 registros para cada uma das 10 barragens. Um décimo primeiro dataset foi gerado, totalizando o volume de acumulação disponível para abastecer toda a Região Metropolitana do Recife, por meio de uma simples soma do volume acumulado em cada uma das dez barragens.

Importante destacar que durante a etapa de processamento dos dados, os datasets foram submetidos a um processo de análise/tratamento de dados faltantes, análise de outliers e, posteriormente, uma matriz de correlação entre as 10 fontes foi gerada para entender como elas se relacionam entre si.

Figura 2 – Matriz de correlação entre os volumes das barragens

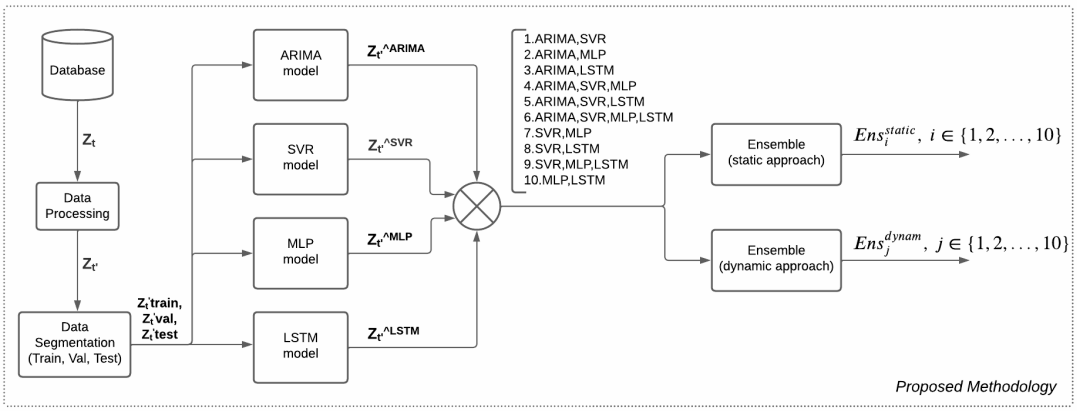


Fonte: O Autor

Da matriz de correlação entre os volumes das barragens, fica clara a alta interdependência dos pares Tapacurá - Botafogo (0.83), Tapacurá – Carpina (0.80), Pirapama - Sicupema (0.81) e Duas Unas - Várzea do Una (0.86),

indicando bacias com comportamento hidrológico sincronizado, em função de localização geográfica próxima, influência comum de regimes de chuva e/ou operação conjunta ou interligação de sistemas.

Figura 3 - Metodologia Proposta



Fonte: O Autor

Como mostrado na Figura 3, a metodologia proposta segmenta os dados processados, na proporção de 60%- 20%-20%, em dados de treinamento (Zt′train), validação (Zt′val) e teste (Zt′test). Os dados de treinamento (Zt′train) são submetidos a modelos da literatura (ARIMA, SARIMA, SVR, MLP, LSTM). Os dados de validação (Zt′val) são usados durante a fase de treinamento para ajustar os hiperparâmetros que melhoram o desempenho do modelo. A seleção dos hiperparâmetros é feita usando a técnica de otimização *Grid Search*, de acordo com os valores descritos na Tabela 1.

Tabela 1 - Valores do Grid Search

Modelo	Parâmetros	Valores
ARIMA	(p,d,q)	Método Hyndman (fonte)
SARIMA	(p,d,q)(P,D,Q)	Método Hyndman
SVR	Nº lags	1,2, ..., 10
	Kernel	Linear, Poly, RBF
	Gamma	0.00001, 0.0001, 0.001, 0.01, 0.1, 1, 10, 100
	C	0.01, 0.1, 1, 10, 100
	Epsilon	0.0001, 0.001, 0.01
MLP	Nº lags	1, 2, . . . , 5
	Algoritmo	adam
	Função de Ativação	ReLU, Tanh
	Nº de Nós da Camada Oculta	100
LSTM	Algoritmo	adam
	Função de Ativação	ReLU
	Nº de Nós da Camada Oculta	50

Os modelos lineares ARIMA e SARIMA foram gerados usando a linguagem de programação R. O modelo SVR e o modelo MLP foram desenvolvidos usando Python 3.7 e implementados usando a biblioteca Sklearn. O modelo LSTM foi desenvolvido usando Python 3.7 com o auxílio do Tensorflow e do Keras. As projeções dos modelos individuais são geradas (Zt′ARIMA, Zt′SVR, Zt′MLP, Zt′LSTM) e posteriormente combinadas por meio de abordagens estáticas e dinâmicas, gerando novas previsões, da seguinte forma:

- Abordagem estática: Foi calculada a solução de mínimos quadrados para encontrar os pesos que minimizam a soma dos quadrados dos resíduos entre os valores específicos e reais no conjunto de dados;

- Abordagem dinâmica: Foi implementada uma abordagem de combinação dinâmica que ajusta os pesos do modelo com base nos dados de treinamento, usando k-NN (k-vizinhos mais próximos), e esses pesos são usados para prever os valores alvo para o conjunto de teste.

A abordagem de combinação de modelos estáticos pode ser resumida em 6 etapas: (I) Concatenação de previsões nos dados de validação, (II) Separação de variáveis nos dados de validação, (III) Cálculo de pesos através da solução de mínimos quadrados (IV) Concatenação de previsões nos dados de teste, (V) Separação de variáveis nos dados de teste, (VI) Previsões no conjunto de teste.

- Passo (I): as previsões dos modelos individuais são concatenadas juntamente com o valor alvo (ou seja, o valor real) para o conjunto de dados de validação;
- Passo (II): as previsões dos modelos individuais (características) são separadas dos valores reais (rótulos), para o conjunto de dados de validação;
- Passo (III): a solução de mínimos quadrados é calculada para encontrar os pesos que minimizam a soma dos quadrados dos resíduos entre as previsões e os valores reais no conjunto de dados de validação;
- Passo (IV): as previsões dos modelos individuais são concatenadas juntamente com o valor alvo (ou seja, o valor real) para o conjunto de dados de teste;
- Passo (V): as previsões (características) dos modelos individuais são separadas dos valores reais (rótulos) para o conjunto de dados de teste;
- Passo (VI): usando os pesos calculados anteriormente, uma previsão do conjunto de teste é realizada multiplicando as características (previsões individuais do modelo) pelos pesos.

A abordagem de combinação de modelos dinâmicos é estruturada em 5 etapas: (I) Concatenação de previsões em dados de validação, (II) Separação de variáveis em dados de validação, (III) Concatenação de previsões em dados de teste, (IV) Treinamento de k-NN (k-vizinhos mais próximos) em dados de validação, (V) Previsão dinâmica usando k-NN.

- Passo (I): as previsões dos modelos individuais são concatenadas com o valor alvo (ou seja, o valor real) para o conjunto de dados de validação;
- Passo (II): as previsões dos modelos individuais (características) são separadas dos valores reais (rótulos) para o conjunto de dados de validação;
- Passo (III): as previsões dos modelos individuais são concatenadas com o valor alvo (ou seja, o valor real) para o conjunto de dados de teste;
- Passo (IV): um modelo k-NN é inicializado com os 5 vizinhos mais próximos e a métrica de distância euclidiana. O modelo é treinado com as características (previsões dos modelos individuais) do conjunto de dados de validação;
- Passo (V): o modelo k-NN é usado para encontrar os 5 vizinhos mais próximos nos dados de validação com base nas características correspondentes. Em seguida, um peso dinâmico para esses vizinhos é calculado usando mínimos quadrados. Esses pesos dinâmicos são usados para prever o valor alvo.

A métrica de desempenho adotada para avaliar os sistemas foi o MSE e o MAPE. Este último permite observar o erro percentual em relação ao desempenho dos modelos. Finalmente, uma análise estatística baseada no teste de Friedman com teste post-hoc de Nemenyi é realizada para avaliar o desempenho dos 25 modelos (ver Tabela 2).

Tabela 2 - Ensemble de Modelos

Modelos Individuais	Ensemble de Modelos (Abordagem Estática)	Ensemble de Modelos (Abordagem Dinâmica)
ARIMA SARIMA SVR MLP LSTM	Ens(ARIMA+SVR)(e) Ens(ARIMA+MLP)(e) Ens(ARIMA+LSTM)(e) Ens(ARIMA+SVR+MLP)(e) Ens(ARIMA+MLP+LSTM)(e) Ens(ARIMA+SVR+MLP+LSTM)(e) Ens(SVR+MLP)(e) Ens(SVR+LSTM)(e) Ens(SVR+MLP+LSTM)(e)	Ens(ARIMA+SVR)(d) Ens(ARIMA+MLP)(d) Ens(ARIMA+LSTM)(d) Ens(ARIMA+SVR+MLP)(d) Ens(ARIMA+MLP+LSTM)(d) Ens(ARIMA+SVR+MLP+LSTM)(d) Ens(SVR+MLP)(d) Ens(SVR+LSTM)(d) Ens(SVR+MLP+LSTM)(d)

	Ens(MLP+LSTM)(e)	Ens(MLP+LSTM)(d)

A metodologia da Figura 3 é aplicada nas 11 bases de dados, e o pacote Python Autorank (HERBOLD, 2020) é usado para comparar o desempenho de diferentes modelos de previsão nos bancos de dados. A análise estatística foi conduzida para 25 populações com 11 amostras pareadas.

RESULTADOS OBTIDOS / ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Selecionando MSE como critério de avaliação, pode-se mencionar que os modelos mais precisos foram Ens(MLP+LSTM)(d) e Ens(SVR+LSTM)(d), que obtiveram o melhor resultado em 3 séries cada (ver Tabela 3).

Tabela 3 - Comparação dos modelos de melhor desempenho por barragem (classificação por MSE)

Modelo	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Ens(MLP+LSTM)(d)	1º	1º	—	3º	—	2º	2º	3º	—	1º	—
Ens(ARIMA+LSTM)(d)	2º	2º	2º	2º	—	3º	1º	—	—	—	—
Ens(SVR+LSTM)(d)	3º	—	1º	1º	—	1º	—	2º	—	2º	—
Ens(ARIMA+SVR+MLP+LSTM)(e)	—	—	—	—	1º	—	—	—	1º	—	2º
Ens(SVR+MLP+LSTM)(d)	—	—	—	—	—	—	—	1º	—	—	1º
Ens(ARIMA+MLP+LSTM)(e)	—	3º	3º	—	3º	—	3º	—	2º	3º	—
LSTM	—	—	—	—	—	—	—	—	3º	—	—

1-BITA, 2-BOTAFOGO, 3-CARPINA, 4-DUAS UNAS, 5-GOITÁ, 6-PIRAPAMA, 7-RMR 8-SICUPEMA, 9-TAPACURÁ, 10-UTINGA, 11-VÁRZEA DO UNA

Selecionando o MAPE como critério de avaliação, pode-se mencionar que os modelos mais precisos foram Ens(SVR+LSTM)(d), Ens(SVR+MLP+LSTM)(d) e LSTM, que obtiveram o melhor resultado em 2 séries cada (ver Tabela 4).

Tabela 4 - Comparação dos modelos de melhor desempenho por barragem (classificação por MAPE)

Modelo	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Ens(MLP+LSTM)(d)	1º	—	—	—	—	2º	2º	—	—	2º	—
Ens(ARIMA+MLP)(d)	—	1º	—	2º	—	—	—	—	—	—	—
LSTM	—	—	1º	—	—	—	—	—	1º	—	—
Ens(SVR+MLP)(d)	—	3º	—	1º	—	—	—	—	—	—	—
Ens(ARIMA+LSTM)(e)	—	—	—	—	1º	—	—	—	—	—	—
Ens(SVR+LSTM)(d)	2º	—	—	—	—	1º	3º	2º	—	1º	—
Ens(ARIMA+LSTM)(d)	3º	—	—	—	—	3º	1º	3º	—	3º	3º
Ens(SVR+MLP+LSTM)(d)	—	—	—	—	—	—	—	1º	—	—	1º
Ens(ARIMA+SVR)(d)	—	2º	—	3º	—	—	—	—	—	—	—
Ens(ARIMA+SVR+MLP)(e)	—	—	2º	—	—	—	—	—	—	—	—

Ens(SVR+LSTM)(e)	—	—	—	—	2º	—	—	—	—	—	—
Ens(ARIMA+MLP)(e)	—	—	—	—	3º	—	—	—	2º	—	—
Ens(ARIMA+SVR+MLP+LSTM)(d)	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	2º
Ens(ARIMA+SVR+MLP+LSTM)(e)	—	—	3º	—	—	—	—	—	—	—	—
Ens(ARIMA+SVR)(e)	—	—	—	—	—	—	—	—	3º	—	—

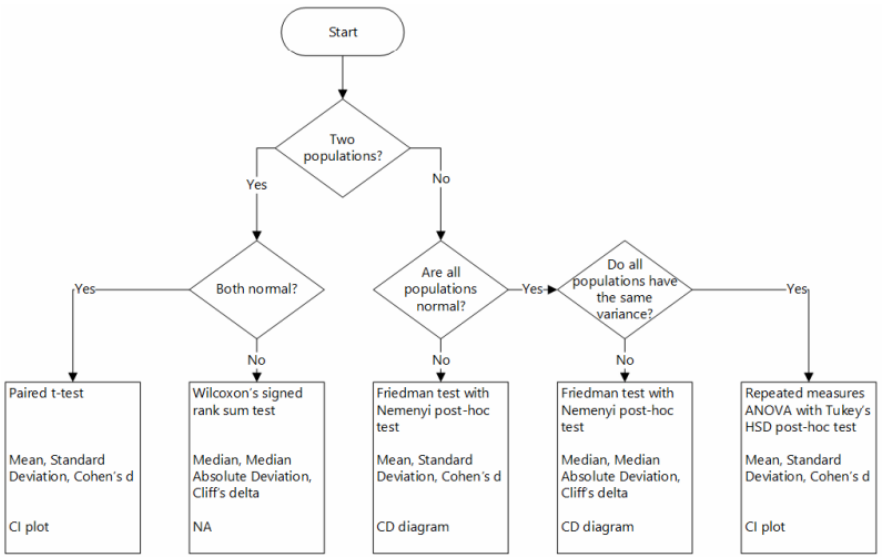
1-BITA, 2-BOTAFOGO, 3-CARPINA, 4-DUAS UNAS, 5-GOITÁ, 6-PIRAPAMA, 7-RMR 8-SICUPEMA, 9-TAPACURÁ, 10-UTINGA, 11-VÁRZEA DO UNA

É importante destacar que, ao analisar os resultados de MSE e MAPE nessas tabelas, os melhores valores de MSE não correspondem necessariamente aos melhores valores de MAPE. Isso se deve à assimetria da métrica MAPE (HYNDMAN E KOEHLER, 2006), que avalia erros positivos e negativos de forma diferente. Portanto, como os MSEs realizam avaliações simétricas, seus valores podem não ser sempre os mesmos.

Em uma análise rápida, como pode ser visto nas tabelas 3 e 4, os resultados obtidos neste trabalho sugerem que, para as séries temporais analisadas, os sistemas inteligentes híbridos construídos usando a metodologia de ensemble parecem ter melhor desempenho quando comparados aos resultados dos modelos individuais propostos na literatura.

No entanto, uma análise estatística baseada no teste de Friedman com teste post-hoc de Nemenyi foi realizada para avaliar o desempenho dos 25 modelos. Com base no fluxo de decisão do Autorank (ver Figura 4) e considerando que temos mais de duas populações e algumas delas não são normais, utiliza-se o teste não paramétrico de Friedman como teste geral para determinar se existem diferenças significativas entre os valores medianos das populações. O teste post-hoc de Nemenyi é utilizado para inferir quais diferenças são significativas.

Figura 4 - Fluxo de decisão do autorank



Fonte: (HERBOLD, 2020)

São apresentados abaixo a mediana (MED), o desvio absoluto mediano (MAD) e a classificação média (MR) entre todas as populações nas amostras. A Tabela 5 fornece um resumo das populações:

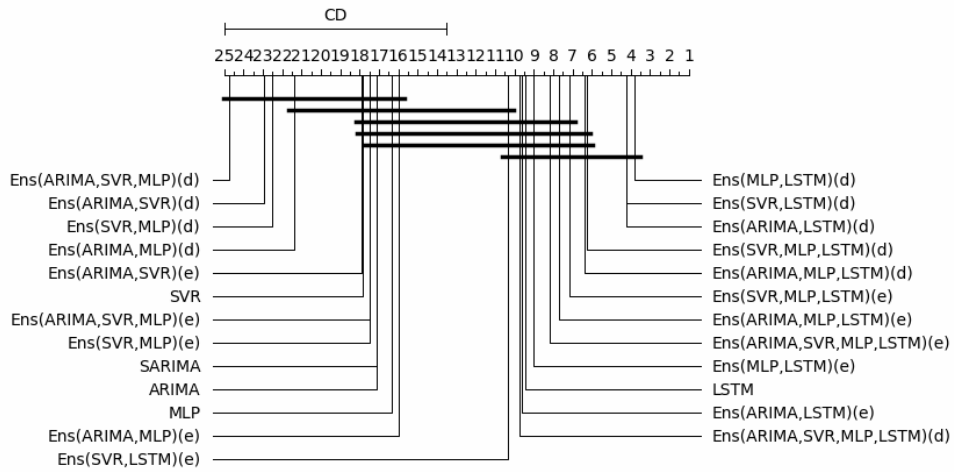
Tabela 5 - Sumário de Populações

Models	MR	MED	MAD	gamma	Magnitude
Ens(MLP+LSTM)(d)	3,818	7,9E+10	7,9E+10	0,000	Negligible
Ens(SVR+LSTM)(d)	4,227	3,4E+10	3,4E+10	0,505	Medium

Ens(ARIMA+LSTM)(d)	4,227	6,8E+10	6,8E+10	0,100	Negligible
Ens(SVR+MLP+LSTM)(d)	6,273	2,4E+11	2,4E+11	-0,601	Medium
Ens(ARIMA+MLP+LSTM)(d)	6,364	1,8E+11	1,8E+11	-0,500	Small
Ens(SVR+MLP+LSTM)(e)	7,136	7,1E+11	7,1E+11	-0,845	Large
Ens(ARIMA+MLP+LSTM)(e)	7,727	8,4E+11	8,2E+11	-0,876	Large
Ens(ARIMA+SVR+MLP+LSTM)(e)	8,182	8,8E+11	8,6E+11	-0,879	Large
Ens(MLP+LSTM)(e)	9,045	1,6E+12	1,5E+12	-0,969	Large
LSTM	9,409	8,3E+11	8,1E+11	-0,875	Large
Ens(ARIMA+LSTM)(e)	9,636	8,3E+11	8,2E+11	-0,863	Large
Ens(ARIMA+SVR+MLP+LSTM)(d)	9,727	5,3E+11	5,2E+11	-0,804	Large
Ens(SVR+LSTM)(e)	10,318	1,5E+12	1,5E+12	-0,913	Large
Ens(ARIMA+MLP)(e)	16,000	3,0E+12	2,9E+12	-0,964	Large
MLP	16,364	3,0E+12	2,9E+12	-0,961	Large
ARIMA	17,136	3,1E+12	3,0E+12	-0,951	Large
SARIMA	17,136	3,1E+12	3,0E+12	-0,951	Large
Ens(SVR+MLP)(e)	17,500	3,0E+12	2,9E+12	-0,961	Large
Ens(ARIMA+SVR+MLP)(e)	17,500	3,0E+12	2,8E+12	-0,988	Large
SVR	17,818	3,0E+12	2,9E+12	-0,958	Large
Ens(ARIMA+SVR)(e)	17,909	3,1E+12	3,0E+12	-0,961	Large
Ens(ARIMA+MLP)(d)	21,364	1,5E+13	1,3E+13	-1,033	Large
Ens(SVR+MLP)(d)	22,545	6,4E+12	6,1E+12	-0,982	Large
Ens(ARIMA+SVR)(d)	22,909	1,3E+13	1,2E+13	-1,043	Large
Ens(ARIMA+SVR+MLP)(d)	24,727	1,6E+13	1,5E+13	-1,012	Large

As diferenças entre as populações são significativas se a diferença da classificação média for maior que a distância crítica CD=11,480 do teste de Nemenyi. Com base no teste post-hoc de Nemenyi, assumimos que não há diferenças significativas nos seguintes grupos (ver diagrama de distância crítica da Figura 5): Ens(MLP+LSTM)(d), Ens(SVR+LSTM)(d), Ens(ARIMA+LSTM)(d), Ens(SVR+MLP+LSTM)(d), Ens(ARIMA+MLP+LSTM)(d), Ens(SVR+MLP+LSTM)(e), Ens(ARIMA+MLP+LSTM)(e), Ens(ARIMA+SVR+MLP+LSTM)(e), Ens(MLP+LSTM)(e), LSTM, Ens(ARIMA+LSTM)(e), Ens(ARIMA+SVR+MLP+LSTM)(d), Ens(SVR+LSTM)(e).

Figura 5 - Diagrama de Distância Crítica



Fonte: O Autor

CONCLUSÕES / RECOMENDAÇÕES

Ao contrário da maioria dos estudos que se concentram em modelos individuais, este trabalho investiga uma estrutura de ensemble diversificada aplicada a dados reais e sensíveis do volume de água acumulada em barragens. Embora nenhum algoritmo novo seja proposto, a força deste estudo reside na sua profundidade comparativa e metodológica, combinando estratégias de ensemble estáticas e dinâmicas para avaliar o desempenho preditivo em 25 configurações.

Os sistemas híbridos propostos aqui, construídos utilizando técnicas de ensemble e testados em 11 séries temporais de volume de água acumulada nas barragens da RMR, superaram modelos clássicos como SVR, MLP, ARIMA e SARIMA. Notavelmente, o modelo LSTM, mesmo quando usado isoladamente, demonstrou desempenho estatisticamente semelhante à maioria das configurações de ensemble. Isso sugere que as redes LSTM — sejam elas independentes ou integradas em sistemas híbridos — são modelos robustos e confiáveis para a previsão de séries temporais hidrológicas.

De um ponto de vista prático, a relação entre a melhoria de desempenho e o aumento da complexidade computacional e de modelagem introduzida pelas estratégias de ensemble sugere que, em muitos contextos operacionais, um modelo LSTM bem ajustado pode oferecer uma solução mais eficiente e eficaz. Uma limitação importante deste estudo é o uso exclusivo de séries temporais univariadas, sem variáveis exógenas. Essa escolha simplifica o processo de modelagem, mas pode reduzir a interpretabilidade e ignorar influências contextuais relevantes. Trabalhos futuros poderiam integrar dados explicativos adicionais, como precipitação, vazão ou cronogramas de operação de barragens, para aumentar o realismo e a generalização. Outras direções incluem cenários de previsão em múltiplos estágios, experimentos com estimativa de incerteza e métodos alternativos de seleção de conjuntos.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. APAC, Agência Pernambucana de Águas e Clima. Elaboração de Planos de Aproveitamento da Infraestrutura Hídrica do Semiárido - Diagnóstico da Situação Atual das Barragens e Reservatórios. Infraestrutura hídrica - Semiárido, v.01, p. 168, Recife/PE, Brasil, 2015. Disponível em: https://www.apac.pe.gov.br/images/media/1642198397_diagnostico.pdf.

2. DUTTA, A., CHAKRABARTI, A., GAUTAM, J. Application of SARIMA for Prediction of Water Storage Levels for a Metropolitan Area: Chennai, a Case Study. In: 2020 International Symposium on Advanced Electrical and Communication Technologies (ISAECT), p. 1–8, nov. 2020.

3. FU, M., FAN, T., DING, Z., SALIH, S. Q., AL-ANSARI, N., YASEEN, Z. M. Deep Learning Data-Intelligence Model Based on Adjusted Forecasting Window Scale: Application in Daily Streamflow Simulation. IEEE Access, v. 8, p. 32632–32651, 2020.

4. GHIMIRE, B. N. Application of ARIMA Model for River Discharges Analysis. Journal of Nepal Physical Society, v. 4, n. 1, p. 27, maio 2017.

5. HAI YEN, T. T., XUAN AN, N., DAT, N. Q., SOLANKI, V. K. Multi-input LSTM for water level forecasting in Black River at the border of Vietnam-China. In: 2021 IEEE International Conference on Machine Learning and Applied Network Technologies (ICMLANT), p. 1–5, dez. 2021.

6. HERBOLD, S. Autorank: A Python package for automated ranking of classifiers. Journal of Open Source Software, v. 5, n. 48, p. 2173, 2020.

7. HYNDMAN, R. J., KHANDAKAR, Y. Automatic Time Series Forecasting: The forecast Package for R. Journal of Statistical Software, v. 27, n. 3, 2008.

8. HYNDMAN, R. J., KOEHLER, A. B. Another look at measures of forecast accuracy. International Journal of Forecasting, v. 22, n. 4, p. 679-688, 2006.

9. INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE. Mapeamento IBGE - Estado de Pernambuco. Rio de Janeiro, 2023. Disponível em: https://www.ibge.gov.br/cidades-e-estados/pe.html. Acesso em: 02/02/2023.

10. LUKAS, P., MELESSE, A. M., KENEA, T. T. Predicting reservoir sedimentation using multilayer perceptron – Artificial neural network model with measured and forecasted hydrometeorological data in Gibe-III reservoir, Omo-Gibe River basin, Ethiopia. Journal of Environmental Management, v. 359, p. 121018, maio 2024.

11. RAMAN, R., RATHI, T. Efficient Dam Water Level Management Using Cloud-Based Data Analytics and LSTM Networks. In: 2024 11th International Conference on Reliability, Infocom Technologies and Optimization (Trends and Future Directions) (ICRITO), p. 1–6, mar. 2024.

12. REYES-BAEZA, P., TRUJILLO-GUIÑEZ, R., VIDAL, M. Long-Term Water Level Forecasting for El Yeso Reservoir using Time-Series Data and Satellite Images. In: 2023 42nd IEEE International Conference of the Chilean Computer Science Society (SCCC), p. 1–7, out. 2023.

13. SEKBAN, J., NABIL, M. O. M., ALSAN, H. F., ARSAN, T. Istanbul Dam Water Levels Forecasting Using ARIMA Models. In: 2022 Innovations in Intelligent Systems and Applications Conference (ASYU), p. 1–7, set. 2022.

14. UNESCO WORLD WATER. The United Nations world water development report 2021: valuing water. Water Politics, UNESCO World Water Assessment Programmer, p. 187, 2019.

15. VELASCO, L. C., ESTOSE, A. J., OPON, M., TABANAO, E., APDIAN, F. Performance Evaluation of Support Vector Regression Machine Models in Water Level Forecasting. Procedia Computer Science, v. 234, p. 436–447, 2024.

16. WANG, Y., ZHOU, J., CHEN, K., WANG, Y., LIU, L. Water quality prediction method based on LSTM neural network. In: 2017 12th International Conference on Intelligent Systems and Knowledge Engineering (ISKE), p. 1–5, nov. 2017.

17. WIDIASARI, I. R., NUGOHO, L. E., WIDYAWAN, EFENDI, R. Context-based Hydrology Time Series Data for A Flood Prediction Model Using LSTM. In: 2018 5th International Conference on Information Technology, Computer, and Electrical Engineering (ICITACEE), p. 385–390, set. 2018.

18. YANG, C. H., WU, C. H., HSIEH, C. M. Long Short-Term Memory Recurrent Neural Network for Tidal Level Forecasting. IEEE Access, v. 8, p. 159389–159401, 2020.

19. YU, Z., LEI, G., JIANG, Z., LIU, F. ARIMA modelling and forecasting of water level in the middle reach of the Yangtze River. In: 2017 4th International Conference on Transportation Information and Safety (ICTIS), p. 172–177, ago. 2017.

20. ZHOU, T., JIANG, Z., LIU, X., TAN, K. Research on the long-term and short-term forecasts of navigable river's water-level fluctuation based on the adaptive multilayer perceptron. Journal of Hydrology, v. 591, p. 125285, dez. 2020.