



GRUPO DE ESTUDO DE SISTEMAS DE INFORMAÇÃO E TELECOMUNICAÇÃO PARA SISTEMAS ELÉTRICOS - GTL

TÉCNICAS DE MACHINE LEARNING PARA COMPARAR RESULTADOS DE PREVISÕES DE VAZÕES AFLUENTES UTILIZANDO ÍNDICES E VARIÁVEIS CLIMÁTICAS

**JOSÉ FERNANDO DE TOLEDO(1);PATRICIA TEIXEIRA LEITE ASANO(1);HUGO VALADARES SIQUEIRA(2);RODRIGO SACCHI(3)
UFABC(1);UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ(2);CAMARA DE COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA(3)**

RESUMO

Neste informe técnico comparou-se os resultados de três modelos previsores de vazões afluentes, utilizando técnicas de Machine Learning com indicadores climáticos, objetivando identificar ferramentas que possam minimizar as consequências das variabilidades climáticas e de eventos climáticos extremos ao Setor Elétrico Brasileiro, cuja fonte hidráulica representa aproximadamente 60% da matriz elétrica do país. Utilizou-se dados de vazões afluentes de onze postos hidrométricos de quatro regiões brasileiras, comparando-se os erros das previsões com as séries observadas e as médias de longo termo. As técnicas utilizadas foram Support Vector Regression, Extreme Learning Machine e Kernel Ridge Regression e os resultados não indicaram prevalência de algum modelo.

PALAVRAS-CHAVE: Machine Learning, previsões de vazões, Support Vector Regression, Extreme Learning Machine, Kernel Ridge Regression

1.0 INTRODUÇÃO

As consequências das variabilidades climáticas e de eventos climáticos extremos podem ser muito negativas para o Setor Elétrico Brasileiro, cuja fonte hidráulica representa aproximadamente 60% da matriz elétrica do país [1]. Os riscos para a produção de energia estão associados às variações hidrológicas que impactam diretamente o armazenamento de água nos reservatórios das usinas, com consequências à operação do sistema, ao planejamento de longo prazo e consequentemente, aos preços para o consumidor final. O Plano Nacional de Energia 2050 [2], apresentou na sessão *Desafios Principais*, um tópico específico sobre a vulnerabilidade da geração hidrelétrica por efeito das mudanças climáticas, destacando-se que “a variabilidade das vazões naturais é indutora de impacto sobre a geração de energia, principalmente hidrelétrica” e que “estudos apontam para possível redução na precipitação de algumas regiões o que pode trazer efeitos negativos para a geração do parque instalado e para a viabilidade econômica de usinas futuras”.

O Programa Mensal de Operação Energética (PMO), elaborado pelo Operador Nacional do Sistema Elétrico - ONS, é uma das etapas mais importantes do planejamento de curto prazo. Conforme o ONS [3], são insumos desta atividade as estratégias de operação calculadas no planejamento da operação energética, informações atualizadas sobre o cronograma de expansão da geração e transmissão, o estado atual de armazenamento dos reservatórios, previsões atualizadas de carga de energia por patamar, a análise das condições meteorológicas verificadas e previstas nas principais bacias do SIN e previsões de afluentes aos aproveitamentos hidrelétricos.

A previsão de vazões afluentes é um problema que tem sido abordado por metodologias clássicas como Box-Jenkins e modelos lineares auto-regressivos (PAR) [4]. Técnicas de Machine Learning, para regressões não lineares, têm sido bastante exploradas, notadamente Redes Neurais Artificiais, em suas diversas arquiteturas. Menos comuns na literatura, são as Regressões por Vetores de Suporte (SVR), Máquinas de Aprendizado Extremo (ELM) ou Regressões Kernel Ridge (KRR) aplicadas ao problema das previsões de vazões.

Neste informe técnico, implementou-se estes três algoritmos na linguagem de programação Python como modelos previsores. O objetivo foi comparar o desempenho dos modelos, tendo como dados de entrada somente a série de vazões afluentes ou utilizando-se também indicadores climáticos como variáveis exógenas. Os resultados foram comparados com a série original de vazões observadas e com a MLT.

O informe está organizado como segue. A Seção II apresenta brevemente os principais conceitos utilizados no trabalho, incluindo os modelos. A Seção III descreve o método utilizado e o critério de seleção de modelos. Os resultados são apresentados na Seção IV e a discussão dos resultados e conclusão, nas Seções V e VI, respectivamente.

2.0 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Machine Learning

Machine Learning é uma técnica de Inteligência Artificial, assim como Visão Computacional, Processamento de Linguagem Natural e Robótica&Automação. Para [5], é a disciplina que procura responder à questão de como construir sistemas computacionais que automaticamente melhoram com a experiência e quais as leis fundamentais que regem o processo de aprendizado. Entende-se como o crescimento natural da intersecção entre a Ciência da Computação e a Estatística, com foco na questão de como obter computadores que se auto-programam a partir da experiência de alguma estrutura inicial, associado a como arquiteturas e algoritmos podem ser mais eficientes no processamento dos dados e como múltiplas subtarefas de aprendizado podem ser aplicadas a grandes sistemas. O aprendizado de máquina, definido de forma ampla, inclui qualquer programa de computador que melhora seu desempenho em alguma tarefa por meio da experiência [6].

Machine Learning permite-nos resolver tarefas mais complexas em comparação aos algoritmos tradicionais [7], entre elas estão os problemas de Classificação (inclusive com entradas incompletas), Regressão, Transcrição, Tradução, Detecção de anomalias, Síntese e amostragem de grandes volumes de dados, Determinação de valores ausentes em amostras, Eliminação de ruídos e Estimação de funções densidade de probabilidade. Nos problemas de Regressão, cabe ao algoritmo prever um valor, a partir de alguma entrada [5], sendo este o foco deste trabalho.

Projetos de Machine Learning envolvem inicialmente, a escolha da experiência para o treinamento, ou seja, a fonte de dados que será utilizada para fornecer os padrões necessários à realização de uma tarefa. Pode ser, por exemplo, um banco de dados de imagens de letras manuscritas, um conjunto de imagens e comandos para um robô dirigir um automóvel ou mesmo dados coletados de partidas de xadrez, de um programa jogando consigo mesmo. Um atributo importante desta fonte de dados é sua representatividade de exemplos do universo de casos reais [8]. Posteriormente são definidos os tipos de conhecimento que serão aprendidos e a forma matemática de representação. Segundo o autor, o aprendizado envolve adquirir conceitos gerais, a partir de um conjunto de exemplos de treinamento.

A característica computacional de Machine Learning é generalizar a experiência de treinamento (ou exemplos) e produzir uma hipótese que estime a função alvo. A generalização permite que o algoritmo tenha um bom desempenho em instâncias de dados desconhecidas, prevendo com algum grau de precisão os dados futuros. [9]. Aprendizado é o processo de ganhar habilidades a partir da experiência. Em Machine Learning, destacam-se, entre outros, dois tipos de aprendizado: supervisionado e não supervisionado. O aprendizado supervisionado descreve um cenário em que a "Experiência" (amostras de treinamento), contém informações significativas (rótulos), que estão ausentes nos "exemplos de teste", ao qual o conhecimento aprendido deve ser aplicado. Neste cenário, a experiência adquirida tem como objetivo prever as informações que faltam para os dados de teste. Neste caso, utiliza-se a analogia da existência de um professor que "supervisiona" o aluno fornecendo-lhe informações extras (rótulos) [8]. No aprendizado não supervisionado, não há distinção entre dados de treinamento e teste, tendo como objetivo identificar padrões que agrupam, eventualmente, os dados em diferentes classes (clusters).

2.2 Técnicas de Machine Learning

Esta sessão apresenta brevemente e referencia para a obtenção de mais detalhes, as técnicas de Machine Learning consideradas no trabalho. Estas diferenciam-se quanto aos métodos de obtenção da separabilidade dos padrões dos dados: mapeamento implícito utilizando kernel, para Support Vector Machine e Kernel Ridge Regression e mapeamento explícito para Extreme Learning Machine [10].

2.2.1 Support Vector Regression (SVR)

Support Vector Machine é uma técnica que resolve o problema da separabilidade dos dados, encontrando um único hiperplano (hiperplano ótimo), que maximiza a margem de separação entre duas classes [11]. É um exemplo de técnica discriminante, utilizada em problemas de classificação e que é caracterizada por ser esparsa, utilizar kernel e ser um separador de margem máxima [9].

O problema de regressão é uma generalização do problema de classificação, em que o modelo retorna uma saída de valor contínuo, em oposição a uma saída de um conjunto finito. Em outras palavras, um modelo de regressão estima uma função multivariada de valor contínuo [9]. Para contornar a complexidade da não linearidade no espaço original, o algoritmo efetua o mapeamento dos dados para um espaço de dimensão superior, no qual alguma classe de superfície de separação pode ser obtida, obtendo-se uma imagem linearmente separável dos dados de entrada [10]. O algoritmo pode ser resumido nos seguintes passos [8]. Inicialmente, para um domínio X , seleciona-se um mapeamento $\phi : X \rightarrow F$, para algum espaço de característica F , usualmente no R^n . Dada uma sequência de amostras rotuladas, $S = (\mathbf{x}_1, y_1), \dots, (\mathbf{x}_n, y_n)$, obtém-se $\hat{S} = (\phi(\mathbf{x}_1), y_1), \dots, (\phi(\mathbf{x}_n), y_n)$. Treina-se um preditor linear h em \hat{S} . Efetua-se a previsão do rótulo do vetor de teste \mathbf{x} , como sendo $h(\phi(\mathbf{x}))$.

2.2.2 Extreme Learning Machine (ELM)

Uma rede neural MLP clássica é composta por neurônios artificiais cuja arquitetura é dividida em uma camada de entrada, uma ou mais camadas intermediárias (ou escondidas ou, ainda, ocultas), e uma camada de saída. A primeira transmite os sinais de entrada para as camadas intermediárias, em geral sem nenhuma modificação. As camadas escondidas são responsáveis por mapear o sinal de entrada de forma não-linear em outro espaço. A camada de saída recebe este sinal transformado e, através de combinações lineares, produz a resposta da rede.

Como extensão desta ideia, tem-se as máquinas de aprendizado extremo, que são RNAs com apenas uma camada intermediária. Todavia, elas se diferenciam pelo processo de treinamento, uma vez que os pesos dos neurônios da camada intermediária são determinados de maneira aleatória e independente. O processo de ajuste, portanto, não adapta os pesos desta camada, mas apenas os da camada de saída. Os valores ótimos dos pesos são tipicamente calculados de forma analítica. Dessa forma, não há necessidade de cálculo de derivadas, retropropagação de sinais de erro ou utilização de algoritmos iterativos, o que reduz sobremaneira o custo computacional envolvido no processo de treinamento.

O treinamento da ELM é realizado apenas nos pesos sinápticos da camada de saída. Assim, tanto os pesos quanto os bias para a camada intermediária são definidos de forma aleatória com valores entre 0 e 1 [12]. ELM possui capacidade de aproximação universal, uma vez que o erro de aproximação produzido pela rede pode sempre ser diminuído mediante a adição de um neurônio à camada intermediária, via determinação rigorosa dos pesos da camada de saída [12].

Diferentemente de outros algoritmos, ELM encontra não somente o menor erro de treinamento mas também a menor norma dos pesos de saída, resultando em melhor desempenho de generalização [13].

O treinamento da ELM consiste em determinar a matriz \mathbf{W}_{out} com o menor erro para o vetor das saídas esperadas [13]. O processo de treinamento da ELM é resumido em resolver o operador pseudo-inversa de Moore-Penrose conforme a Equação 1, sendo \mathbf{X}_h , a matriz com as saídas da camada oculta

$$\mathbf{W}_{out} = (\mathbf{X}_h^T \mathbf{X}_h)^{-1} \mathbf{X}_h^T \mathbf{d} \quad (1)$$

2.2.3 Kernel Ridge Regression (KRR)

Técnica fundamentada no algoritmo de regressão linear Ridge Regression aplicado a espaços de alta dimensão (feature space). Um função de regressão linear construída no feature space equivale a um problema de regressão não linear no espaço original do problema [14]. Utiliza-se uma função de kernel para construir esta função de regressão no espaço induzido, evitando-se a sobrecarga computacional provocada pela grande aumento de parâmetros.

No caso linear, a função de perda de Ridge Regression para T amostras, é dada pela equação (2), onde \mathbf{X}_t são vetores no \mathbb{R}_n e $y_t \in \mathbb{R}$. A constante λ é calculada utilizando-se Cross-validation e representa uma penalidade imposta à inclinação da reta de regressão.

$$L_{RR}(\mathbf{w}) = \sum_{t=1}^T (y_t - \mathbf{w} \mathbf{X}_t)^2 + \lambda \|\mathbf{w}\|^2 \quad (2)$$

$$\hat{y} = \mathbf{y}'(\mathbf{K} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{k} \quad (3)$$

Pode-se generalizar para o caso não linear a partir de (2), conforme exposto em [14], para obter a regressão linear no espaço de dimensão superior (3).

2.3 Sistemas atmosféricos

A compreensão da variabilidade climática interanual no território brasileiro é importante no contexto deste trabalho devido à sua influência nas precipitações, o mais importante parâmetro climático. A principal fonte de variabilidade climática interanual global, é o fenômeno El Niño-Oscilação Sul (ENSO) [15]. Trata-se de uma oscilação acoplada, oceano-atmosfera com alterações na temperatura da superfície do mar, pressão, vento e convecção tropical, principalmente no Oceano Pacífico. Distinguem-se três fases de atividade em que a temperatura média climatológica está mais alta (El Niño), mais baixa (La Niña) ou neutra [16]. Ainda conforme [15], estudos demonstraram que a principal fonte de variabilidade interanual da precipitação no território brasileiro é o ENSO.

Outros sistemas atmosféricos com influência regional são a Zona de Convergência Intertropical (ZCIT) e a Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS), muito representativos para as regiões Nordeste e Sudeste/Centro-Oeste respectivamente.

A ZCIT é uma faixa de nuvens convectivas que se estende ao longo da região equatorial, apresentando variabilidade anual de localização em relação ao equador, sendo que em sua posição mais próxima da América do Sul, influencia o regime de chuvas do Nordeste brasileiro [15].

A ZCAS é caracterizada como uma banda persistente de precipitação e nebulosidade orientada no sentido noroeste-sudeste, que se estende desde o sul da Amazônia até o Atlântico Sul-Central [16]. É um dos principais

fenômenos que influenciam o regime de chuvas dessas regiões [17]. O fato desta banda de nebulosidade e chuvas permanecerem semi-estacionárias por dias seguidos, favorece a ocorrência de inundações nas áreas afetadas.

2.4 Indicadores Climáticos

Neste trabalho, Indicadores Climáticos (IC) são as variáveis climáticas, os índices climáticos e outras formas de sinalizar a ocorrência de um evento climático, expressas por meio de séries temporais categóricas. Os indicadores utilizados foram: Precipitação pluviométrica, Radiação de Ondas Longas, posição média da ZCIT (pmZCIT) [18] e ocorrência da ZCAS (ocZCAS).

2.5 Previsão de Vazões

Conforme [3], a previsão de vazões tem como objetivo fornecer as vazões naturais médias semanais e mensais previstas nos locais de aproveitamento hidrelétrico do Sistema Interligado (aqui denominada Posto), para o planejamento da operação energética de curto e médio prazo. Na fase atual os procedimentos para a previsão de vazões mensais e semanais são realizados pelo ONS mensalmente por ocasião do Programa Mensal da Operação – PMO, sendo as previsões de vazões semanais revisadas semanalmente.

3.0 MATERIAIS E MÉTODOS

Os modelos foram implementados em Python [19] e com as seguintes ferramentas open source: MySQL, R [20], QGIS, JAVA e WPS Office. Os dados de entrada foram as séries de vazões afluentes disponíveis em [21] e as séries de Indicadores Climáticos, disponíveis em [22], [16], [23] e [24]. Os horizontes de previsões foram de 12 e 60 passos à frente, equivalentes a 1 e 5 anos. Os períodos utilizados para testes foram, 2013-2017 para previsões de 12 passos e 2008-2013 para previsões de 60 passos. Todos os dados foram submetidos à análise exploratória [25], padronização, normalização e tratamento de outliers [26]. A quantidade de previsões para cada região é o produto do tamanho do horizonte de previsões em anos, quantidade de postos da região e quantidade de IC associados.

Para o estudo de caso, selecionou-se Postos de quatro regiões com seus respectivos conjuntos de IC utilizados nas previsões (Tabela 3.1). Adicionalmente testou-se para todas as regiões o conjunto de índices climáticos disponibilizados pela NOAA [23], composto de vinte e sete séries relativas a Teleconexões (Pacific North American Index(PNA), Western Pacific Index(WP), North Atlantic Oscillation-NOAA(NAO), East Pacific/North Pacific Oscillation(EP/NP), Eastern Asia/Western Russia(EA/WR), North Atlantic Oscillation(NAO_Jones), North Pacific pattern (NP), Northern Oscillation Index (NOI), Pacific Decadal Oscillation(PDO)), Atmosfera (Quasi-Biennial Oscillation(QBO), Southern Oscillation Index(SOI), Antarctic Oscillation(AAO), Antarctic Oscillation(AO)), Precipitação(nenhum), ENSO(Multivariate ENSO Index (MEI), Extreme Eastern Tropical Pacific SST(Nino 1+2), East Central Tropical Pacific SST(Nino 3.4), Central Tropical Pacific SST(Nino 4), Bivariate ENSO Timeseries(BEST)), Temperatura da superfície do mar (SST): Pacífico (Oceanic Niño Index(ONI), Nino 1+2, Nino 3.4, Nino 4, Trans-Niño Index(TNI), Western Hemisphere warm pool(WHWP)) e SST: Atlântico (Tropical Northern Atlantic Index(TNA), Tropical Southern Atlantic Index(TSA), WHWP, Atlantic Multi-decadal Oscillation(AMO), Atlantic Meridional Mode(AMM), North Tropical Atlantic Index (NTA), Caribbean Index (CAR)).

Tabela 3.1 - Postos e IC utilizados no estudo

Região	Nordeste(NE)	Norte(N)	Centro Oeste(CO)	Sudeste(SE)
Postos	123, 169, 175, 190	275, 277, 279	270	1, 24, 34
IC	precipitação, pmZCIT e ROL	precipitação, pmZCIT e ROL	precipitação e ocZCAS	precipitação e ocZCAS

O processamento consistiu das etapas de treinamento e teste. Na primeira etapa, parte dos dados (75%) foi utilizada para que os modelos reconhecessem os padrões das séries. Nos testes, efetuou-se previsões nos períodos citados anteriormente e comparou-se os resultados com os valores reais e a MLT.

Os critérios de comparação consideraram os menores valores de erro das previsões (MAE) em relação às séries de vazões reais e a MLT em cenários de diferentes localizações dos Postos e diferentes composições para os dados de entrada.

Os resultados estão apresentados em tabelas (Tabelas 4.2 - 4.11), organizadas por regiões, critérios de comparação, quantidade de previsões, número de passos à frente e modelos. Calculou-se os erros (RMSE e MAE) das previsões e aplicou-se os critérios de comparação para obter as quantidades das melhores previsões, evidenciando-se o desempenho dos modelos quanto à utilização de IC e comparativamente à MLT. Duas previsões foram consideradas equivalentes, quando seus erros apresentaram diferença inferior a 5%.

Finalmente construiu-se um quadro resumo (Tabelas 4.12) para a análise das tabelas com IC, a partir dos resultados das tabelas de regiões (Tabelas 4.4 - 4.11). Estes resultados foram normalizados e seus valores totalizados para cada célula (critério, modelo), resultando as Tabelas 4.12. Obteve-se o modelo com maior pontuação por critério de comparação (Tabela 4.12A) e maior pontuação por região (Tabela 4.12B).

4.0 RESULTADOS

As tabelas seguintes apresentam os resultados obtidos no estudo, considerando regiões, IC, quantidade de previsões por modelo, horizonte de previsões e modelos. Os critérios de comparação utilizaram as siglas da Tabela 4.1.

Tabela 4.1 Siglas utilizadas nos critérios de comparação

MAE	erro de previsão(MAE) do modelo que utilizou somente a série básica de vazões como entrada
MAE_{IC}	erro de previsão(MAE) do modelo que utilizou a série básica acoplada a outra série de IC
MAE_{MLT}	erro da MLT (MAE), relativamente à série real

4.1 Sem IC - todas as regiões

Tabela 4.2 - Quantidades obtidas sem Indicadores Climáticos

Critério	Previsão	Passo	SVR	ELM	KRR
modelo que produziu o menor	220	12	176	16	28
MAE < MAE _{MLT}	220	12	136	48	56
modelo que produziu o menor	264	60	120	80	64
MAE < MAE _{MLT}	264	60	180	187	180

A comparação dos modelos em sua forma padrão, ou seja, utilizando como dados de entrada somente a série de vazões (Tabela 4.2), mostrou superioridade de SVR para nos horizontes analisados, embora somente para o horizonte mais curto tenha ultrapassado 50% dos casos testados. Em relação à MLT, SVR foi superior no horizonte mais curto e houve equivalência dos modelos para as previsões de 60 passos.

4.2 Com IC - todas as regiões

Tabela 4.3 - Quantidades obtidas com todos os IC para todos os Postos

Critério	Previsão	Passo	SVR	ELM	KRR
MAE _{IC} < MAE	220	12	169	191	201
MAE _{IC} < MAE _{MLT}	220	12	179	152	103
MAE _{IC} < MAE	264	60	211	228	261
MAE _{IC} < MAE _{MLT}	264	60	130	135	132

Com a inclusão de IC (Tabela 4.3) como variáveis exógenas, observou-se redução do MAE em relação à não utilização de IC, em média, em 70% dos casos. Neste caso o modelo KRR apresentou desempenho superior em 5% em relação a ELM. Comparativamente à MLT, considerando-se previsões de horizonte maior, não se observou melhoria em nenhum dos modelos testados, com todos os valores próximos à quantidade média de previsões.

4.3 Com IC - por região

Tabela 4.4 - Região Sudeste - Precipitação + ocZCAS

Critério	Previsão	Passo	SVR	ELM	KRR
MAE _{IC} < MAE	30	12	22	27	26
MAE _{IC} < MAE _{MLT}	30	12	27	23	20
MAE _{IC} < MAE	36	60	31	29	35
MAE _{IC} < MAE _{MLT}	36	60	32	29	32

Tabela 4.5 - Região Nordeste - Precipitação + pmZCIT + ROL

Critério	Previsão	Passo	SVR	ELM	KRR
MAE _{IC} < MAE	60	12	42	54	53
MAE _{IC} < MAE _{MLT}	60	12	51	43	25

MAE _{IC} < MAE	72	60	61	68	72
MAE _{IC} < MAE _{MLT}	72	60	46	47	41

Tabela 4.6 - Região Norte - Precipitação + pmZCIT + ROL

Critério	Previsão	Passo	SVR	ELM	KRR
MAE _{IC} < MAE	45	12	39	30	42
MAE _{IC} < MAE _{MLT}	45	12	30	24	24
MAE _{IC} < MAE	54	60	39	52	52
MAE _{IC} < MAE _{MLT}	54	60	6	14	12

Tabela 4.7 - Região Centro-Oeste - Precipitação + ocZCAS

Critério	Previsão	Passo	SVR	ELM	KRR
MAE _{IC} < MAE	10	12	10	10	10
MAE _{IC} < MAE _{MLT}	10	12	8	8	0
MAE _{IC} < MAE	12	60	12	12	12
MAE _{IC} < MAE _{MLT}	12	60	4	5	2

Neste cenário, a utilização dos indicadores climáticos foi feita de forma individual, ou seja, acoplou-se à série original de vazões de cada Posto, somente um IC de cada vez, repetindo-se o procedimento para todos os IC associados (Tabela 3.1). Os resultados foram consolidados para cada Posto e apresentados nas tabelas 4.4 - 4.7.

4.4 Índices Climáticos NOAA

Tabela 4.8 - Região Sudeste - Índices NOAA

Critério	Previsão	Passo	SVR	ELM	KRR
MAE _{IC} < MAE	15	12	8	10	9
MAE _{IC} < MAE _{MLT}	15	12	14	13	14
MAE _{IC} < MAE	18	60	5	11	15
MAE _{IC} < MAE _{MLT}	18	60	3	9	11

Tabela 4.9 - Região Nordeste - Índices NOAA

Critério	Previsão	Passo	SVR	ELM	KRR
MAE _{IC} < MAE	20	12	15	11	10
MAE _{IC} < MAE _{MLT}	20	12	20	19	20
MAE _{IC} < MAE	24	60	8	20	18
MAE _{IC} < MAE _{MLT}	24	60	8	20	21

Tabela 4.10 - Região Norte - Índices NOAA

Critério	Previsão	Passo	SVR	ELM	KRR
MAE _{IC} < MAE	15	12	11	12	12
MAE _{IC} < MAE _{MLT}	15	12	12	12	12
MAE _{IC} < MAE	18	60	12	15	15
MAE _{IC} < MAE _{MLT}	18	60	10	9	10

Tabela 4.11 - Região Centro-Oeste - Índices NOAA

Critério	Previsão	Passo	SVR	ELM	KRR
MAE _{IC} < MAE	5	12	3	3	1
MAE _{IC} < MAE _{MLT}	5	12	5	4	5
MAE _{IC} < MAE	6	60	3	4	5

MAE _{IC} < MAE _{MLT}	6	60	0	1	2
--	---	----	---	---	---

Neste cenário, ao contrário do anterior, a utilização dos indicadores climáticos foi feita de forma conjunta, ou seja, acoplou-se todos os índices NOAA à série original de vazões para cada Posto. Por meio da técnica wrapper de seleção de características [4], os modelos selecionaram, entre os vinte e sete índices climáticos disponíveis, os mais relevantes para a diminuição do erro de previsão. Os resultados consolidados dos postos de cada região são os apresentados nas tabelas 4.8 - 4.11.

A análise dos índices NOAA mais relevantes por região, obtidos nas condições aqui testadas, está fora do escopo deste trabalho.

4.5 Resumo

Tabela 4.12A Resultados por critério de comparação

Critério	Passo	SVR	ELM	KRR	Max
MAE _{IC} < MAE	12	2,75	5,20	4,22	ELM
MAE _{IC} < MAE _{MLT}	12	7,00	2,12	3,00	SVR
MAE _{IC} < MAE	60	0,33	4,74	6,83	KRR
MAE _{IC} < MAE _{MLT}	60	3,50	5,17	5,75	KRR
Total		13,58	17,23	19,80	

Tabela 4.12B Resultados por região

Região	SVR	ELM	KRR	
SE	3,33	3,78	6,30	KRR
NE	3,83	5,45	4,75	ELM
N	2,75	4,00	5,75	KRR
CO	3,67	4,00	3,00	ELM

5.0 DISCUSSÃO

Nas tabelas com IC (Tabelas 4.4 - 4.11), aplicou a metodologia proposta para cada região do Brasil considerando os Indicadores Climáticos (conforme Tabela 3.1) e pode-se observar que em relação à não utilização de IC, adotando-se qualquer uns dos modelos propostos neste informe, os mesmos conseguiram captar a influência do IC na previsão da vazão. Com isso pode-se ter dados mais assertivos para realização do planejamento da operação do sistema de geração, podendo evitar inclusive racionamento em anos de seca severa, uma vez que o sistema já trabalhará com essa possibilidade na determinação dos estudos.

Dos resultados apresentados, nota-se que nas condições testadas, os modelos apresentaram resultados equivalentes, sendo que nenhum deles apresentou desempenho superior em todos os critérios. Entretanto, pode-se obter uma classificação a partir das Tabelas 4.2 e 4.12 ou seja, sem e com a utilização de Indicadores Climáticos respectivamente. Da Tabela 4.2 observa-se que SVR foi o modelo com melhor acurácia para previsões de menor horizonte. Para previsões mais longas, possivelmente a propagação de erro devido ao método utilizado da janela deslizante com incremento unitário [27], aproximou os resultados dos modelos.

Utilizando IC, obteve-se uma classificação por critérios de comparação (Tabela 4.12A) e por região (Tabela 4.12B), onde KRR e ELM apresentaram a maior pontuação. Adicionalmente verificou-se que a utilização de IC, melhorou os resultados das previsões, principalmente para horizontes de 12 passos.

6.0 CONCLUSÃO

Neste informe técnico comparou-se o desempenho de três modelos de previsões de vazões afluentes, implementados com técnicas de Machine Learning. Para criar cenários com maior variabilidade, considerou-se a localização dos Postos hidrométricos e adicionou-se aos dados de entrada, séries de Indicadores Climáticos relativos a alguns sistemas atmosféricos atuantes no Brasil. Além disso, utilizou-se as séries disponibilizadas pela NOAA, com índices relativos a ENSO e outras teleconexões, precipitações e SST. Mediu-se o desempenho dos modelos comparando-se as quantidades de casos favoráveis em cada cenário, relativamente à configuração padrão e à MLT. Os resultados indicaram que, nestas condições de testes, os modelos apresentaram desempenhos equivalentes. Entretanto foi possível estabelecer uma classificação considerando-se a localização dos Postos e os critérios de comparação. Neste sentido, os modelos Kernel Ridge Regression e Extreme Learning Machine destacaram-se quando utilizou-se indicadores climáticos nos dados de entrada, enquanto o modelo Support Vector Regression foi o melhor, quando utilizou-se apenas a série de vazões.

Finalmente, destaca-se que os modelos propostos neste informe técnico podem ser utilizados pelos agentes do setor elétrico com objetivo que auxiliá-los na determinação da melhor estratégia de operação utilizando de forma

eficiente o recurso energético “água” que estará disponível nas usinas hidroelétrica quem compõem o sistema de geração brasileiro.

BIBLIOGRAFIA

- (1) ANEEL - Agência Nacional de Energia Elétrica, disponível em <https://www.aneel.gov.br>, acessado em julho/2021.
- (2) EPE Portal,, Empresa de Pesquisa Energética, disponível em <https://www.epe.gov.br>, acessado em julho/2021.
- (3) ONS - Operador Nacional do Sistema Elétrico, Critérios para estudos hidrológicos, disponível em <http://www.ons.org.br/> , acessado em julho/2021.
- (4) Siqueira, H.V., Máquinas Desorganizadas para Previsão de Séries de Vazões, Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Universidade de Campinas - Campinas, p.244, 2013.
- (5) Mitchell, T. M. , The Discipline of Machine Learning, Machine Learning Department School of Computer Science Carnegie Mellon University, 2006.
- (6) Mitchell, T. M. , Machine Learning, McGraw-Hill Science/Engineering/Math; 1997
- (7) Goodfellow-et-al-2016, Deep Learning, MIT Press, 2016.
- (8) Shwartz S.S. and Ben-David S., Understanding Machine Learning: From Theory to Algorithms, Cambridge University Press, 2014.
- (9) Khanna. R., Awad M., Efficient Learning Machines: Theories, Concepts, and Applications for Engineers and System Designers, Apress, 2015
- (10) Takahashi C.C, Mapeamento Explícito como Kernel em Aprendizado de Máquinas de Vetores de Suporte, Dissertação de Mestrado, PPG-Engenharia Elétrica - UFMG, 2015.
- (11) Vapnik, V.N., The Nature of Statistical Learning Theory, Second Edition, Springer, 1999.
- (12) Belotti, J.T. Previsão De Vazões Afluentes Utilizando Redes Neurais Artificiais e Ensembles, Universidade Tecnológica Federal Do Paraná Câmpus Ponta Grossa, Dissertação De Mestrado, 2019.
- (13) Huang G.B. et al., Extreme Learning Machine for Regression and Multiclass Classification, IEEE, 2012.
- (14) Saunders C. et al., Ridge Regression Learning Algorithm in Dual Variables, Fifteenth International Conference on Machine Learning (ICML 1998), Madison, Wisconsin, USA, July 24-27, 1998.
- (15) Cavalcanti, I.F.A et al., Tempo e Clima no Brasil, Oficina de Textos, 2009.
- (16) CPTEC, Centro de Previsões e Estudos Climáticos, disponível em <http://climanalise.cptec.inpe.br/~rclimanl/boletim/>, acessado em 03/2021.
- (17) Quadro, M.F.L. et al., Climatologia de Precipitação e Temperatura, disponível em <http://climanalise.cptec.inpe.br>, acessado em agosto, 2021.
- (18) Mendes D. et al., Monitoramento da Zona de Convergência Intertropical (ZCIT) Através de Dados de Temperatura de Brilho (TB) e Radiação de Onda Longa (ROL), Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos - CPTEC Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE, 2004
- (19) Pedregosa, F. et al., Scikit-learn: Machine Learning in {Python}, Journal of Machine Learning Research, v.12, p.2825--2830, 2011.
- (20) R, The R Project for Statistical Computing, disponível em <https://www.r-project.org/>, acessado em julho/2021.
- (21) CCEE - Câmara de Comercialização de Energia Elétrica, disponível em <https://www.ccee.org.br/portal>, acessado em julho, 2021.
- (22) Hidroweb Séries Históricas de Estações - ANA - Agência Nacional de Águas, disponível em <https://www.snirh.gov.br/hidroweb/serieshistoricas> , acessado em 03/2021.
- (23) NOAA - National Oceanic and Atmospheric Administration, disponível em <https://www.psl.noaa.gov/data/climateindices/list/>, acessado em julho/ 2021.
- (24) NCEP/NCAR Reanalysis 1 - NOAA - National Oceanic and Atmospheric Administration, disponível em <https://psl.noaa.gov/data/gridded/index.html> , acessado em 03/2021.
- (25) Tukey J.W., Exploratory Data Analysis, Princeton University and Bell Telephone Laboratories, Addison-Wesley Publishing Company, 1977.
- (26) Aguinis H. et al., Best-Practice Recommendations for Defining, Identifying, and Handling Outliers, Organizational Research Methods, 2013
- (27) Zivot, E., and J. Wang. Modeling Financial Time Series with S_PLUS®. 2nd ed. NY: Springer Science+Business Media, Inc., 2006.

DADOS BIOGRÁFICOS



Engenheiro de Produção pela Universidade Federal de São Carlos, Especialista em Tecnologia e Sistemas de Informação (UFABC) e Doutorando em Engenharia de Energia pela Universidade Federal do ABC.
 Pesquisador em técnicas de Machine Learning na área de energia com ênfase em previsões de vazões afluentes com indicadores climáticos.
 Mais de 30 anos de experiência profissional em desenvolvimento de sistemas em ambiente industrial e de serviços.

(2) PATRICIA TEIXEIRA LEITE ASANO

Patricia Teixeira Leite Asano received her B.Sc. degree in Electrical Engineering from Mato Grosso Federal University in 1995, and the M.Sc. and Ph.D. degrees in Electrical Engineering from the School of Engineering of São Carlos, University of São Paulo in 1999 and 2003, respectively. From 2004 to 2006 she developed research activities in the Lactec institute and since 2006 she joined the Engineering Center of Federal University of ABC (Brazil). She is associated professor in Energy Engineering. Her research interests are energy market and regulation, hydrothermal power systems planning, techniques and artificial intelligence.

(3) HUGO VALADARES SIQUEIRA

Possui graduação em Engenharia Elétrica pela Universidade Estadual Paulista - Ilha Solteira (2006), mestrado (2009), doutorado (2013) e pós-doutorado (2014) pela Universidade Estadual de Campinas. Concluiu em 2017 o segundo estágio de pós-doutoramento na Universidade de Pernambuco e Illinois State University - EUA. Tem trabalhado nas áreas de Engenharias de Produção, Elétrica, Eletrônica e de Ciências da Computação, com ênfase em inteligência computacional e otimização. Atualmente é professor do Departamento Acadêmico de Engenharia Elétrica da Universidade Tecnológica Federal do Paraná - Ponta Grossa. É professor dos Programas de Pós-Graduação em Ciências da Computação e Engenharia de Produção.

(4) RODRIGO SACCHI

Engenheiro Eletricista pela Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo (EESC-USP), em 2001. Mestre e Doutor pela EESC-USP, em 2004 e 2009, respectivamente. Pesquisador visitante na UF dos EUA em 2006, e na UCLA dos EUA em 2007. MBA em Gestão Empresarial pela FGV-RJ, concluído em 2012. No setor elétrico desde 2008, trabalhou no Grupo CPFL, CCEE e Brookfield Energia Renovável. Desde 2019, trabalha na CCEE como Gerente Executivo de Preços, Modelos e Estudos Energéticos e também é professor do Programa de Educação Continuada da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo (PECE-USP).