APLICAÇÃO DE REDES DE APRENDIZADO PROFUNDO PARA PREVISÃO DE CONSUMO HORÁRIO DE ELETRICIDADE NO ESTADO DO PARANÁ

Guilherme Henrique de Oliveira (PIBIC/CNPq/FA/UEM), João Pedro Vidotti de Cesaro (Coorientador), Caliane Bastos Borba Costa (Orientadora)
E-mail:cbbcosta@uem.br

Universidade Estadual de Maringá, Centro de Tecnologia, Maringá, PR.

Área e subárea do conhecimento: Engenharia Química / Modelagem, Simulação, Síntese, Otimização e Controle de Processos

Palavras-chave: Inteligência Artificial; Demanda Elétrica; Previsão

RESUMO

Crescentes registros de cortes na produção de energia elétrica demonstram a necessidade de um meio de prever o consumo de eletricidade a fim de melhorar o aproveitamento da produção de energia renovável. O artigo apresenta a implementação de um algoritmo de inteligência artificial que prevê o consumo horário de energia com o horizonte de um dia para o estado do Paraná utilizando dados históricos de consumo e temperatura. O modelo apresentou erros absolutos abaixo de 8%, com um MAE de 58,2 MW e MSE de 7.386,2 MW² para um dia útil, no qual a média de consumo foi de 6061,6 MW, enquanto para um feriado obteve um MAE de 130,1 MW e MSE de 26.393,9 MW², no qual a média de consumo foi de 5435,2 MW.

INTRODUÇÃO

O Sistema Interligado Nacional (SIN) tem registrado crescentes cortes de energia (*curtailment)*. Segundo Silva *et al.* (2025), esses cortes são direcionados majoritariamente a fontes renováveis, planejados com antecedência e baseados nas predições e estimativas em torno da carga do SIN. Portanto, a predição do consumo de energia elétrica é de suma importância para o gerenciamento energético do país, afetando diretamente sua transmissão e seu despacho, além de auxiliar na mitigação de cortes na produção.
Para tal, desenvolveram-se modelos de inteligência artificial (IA) com aprendizado profundo capazes de prever o consumo horário de energia elétrica no estado do Paraná.

MATERIAIS E MÉTODOS

Para a criação dos modelos, foi utilizada a biblioteca *NeuralForecast*, criada pela Nixtla (OLIVARES *et al.*, 2022). O algoritmo escolhido foi o N-BEATSx, de fácil aplicação e que permite o uso de variáveis exógenas, o que possibilita um bom

resultado em comparação a outros algoritmos de *deep learning* (OLIVARES *et al.*, 2023).

Para o treinamento dos modelos, foram utilizados dados históricos de consumo de energia e temperatura no Paraná. Os dados de consumo foram obtidos por meio da base de dados disponibilizada pelo Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS, [s.d.]), enquanto a temperatura foi obtida da API da Open Meteo ([s.d.]), que disponibiliza dados históricos de temperatura por satélite de forma gratuita para fins não comerciais.

Os dados coletados contemplaram o período de 2021 a 2025, com frequência horária. Além disso, foi criado um calendário com os dados obtidos, com colunas de consumo de energia, média ponderada da temperatura por número de habitantes das cinco maiores cidades do estado, dia da semana (de 0, segunda-feira, a 6, domingo), dia útil (0 para fins de semana e feriados e 1 para demais dias) e data/hora.

Antes do treinamento definitivo, foi feito o ajuste de parâmetros importantes para o resultado final dos modelos, como o tamanho de entrada, taxa de aprendizado, número máximo de passos e número de amostras processadas antes de atualizar os pesos. Para tal, foi utilizada a função de pesquisa em grade disponibilizada pela biblioteca *NeuralForecast*, que refaz o treinamento testando todas as combinações de parâmetros estipulados pelo próprio usuário.

Os modelos foram desenvolvidos para predizer um horizonte de curto prazo (24 h). O processo de otimização foi feito utilizando dados de 1, 2 ou 4 anos para o treinamento, a fim de encontrar uma boa relação entre a quantidade de dados necessários, o custo de treinamento e o resultado. Para realização dos testes foram escolhidos os dias 25 de fevereiro de 2025, sendo uma terça-feira de dia útil com média consumo de 6061,6 MW, e 03 de março de 2025, sendo terça-feira de Carnaval com média de consumo de 5435,2 MW. Os modelos foram treinados com dados até dezembro de 2024 e os *inputs* para a realização da predição foram os dias anteriores à data predita, de acordo com o melhor ajuste encontrado.

Para a avaliação dos resultados, foram utilizadas as métricas de Erro Médio Absoluto (MAE) e Erro Quadrático Médio (MSE), além de comparações por gráficos de erro percentual médio.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

A Tabela 1 apresenta os erros MAE e MSE para os modelos já otimizados para os anos de treinamento indicados. Tendo em vista que o modelo com 2 anos de treinamento obteve um resultado melhor, decidiu-se seguir com ele.

Tabela *1*

Tabela 1 – MAE e MSE para 1, 2 e 4 anos de extensão do treinamento

Dia	Parâmetro	1 ano	2 anos	4 anos
25/02/2025 (Dia útil)	MAE (MW)	138,4	58,2	90,7
	MSE (MW^2)	33.555,2	7.386,2	13.766,7

04/03/2025 (Feriado)	MAE (MW)	155,2	130,1	211,5
	MSE (MW^2)	42.617,9	26.393,9	66.824,4

Os parâmetros obtidos por meio da função de pesquisa em grade incluem uma taxa de aprendizado de 0,001, número de linhas de entrada de 336 (14 dias), número de amostras processadas por atualização de 128 e número máximo de passos de 600. Os parâmetros restantes não foram definidos e, portanto, foram utilizados os valores padrão da própria biblioteca.

A Figura 1 – Erro percentual da previsão de consumo paramostra o erro percentual a cada hora que o modelo obteve ao prever o consumo nos dias 25/02/2025 (a) e 04/03/2025 (b) em comparação ao consumo real. Os índices do eixo das abscissas representam o início de cada intervalo de uma hora.

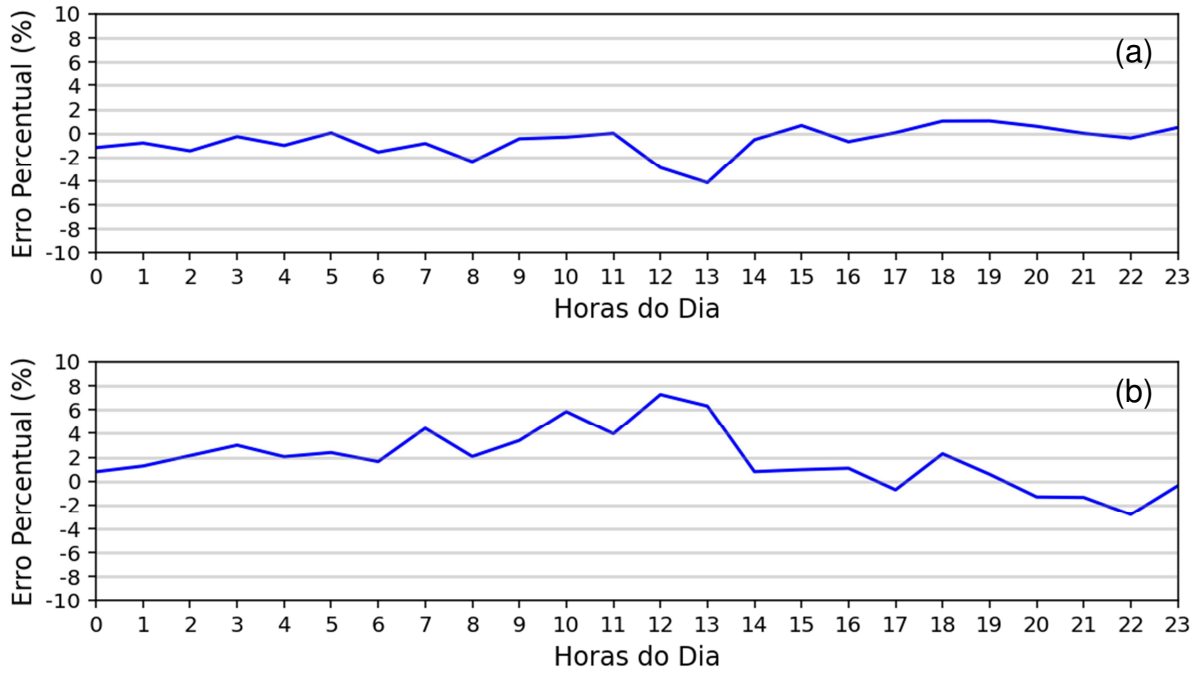


Figura 1 – Erro percentual da previsão de consumo para os dias 25/02/2025 (a) e 04/03/2025 (b)

É possível observar que o modelo previu de forma assertiva o consumo nas horas iniciais do dia útil (25/02/2025), perdendo precisão entre as 11 e 14 horas, e depois retomou sua precisão até o fim do dia. Já para o dia de feriado (04/03/2025), no qual é esperado um comportamento atípico, o modelo apresenta erros maiores em mais horas do dia, com um pico próximo de 8%. Além disso, a previsão para o dia útil exibiu um erro percentual negativo em grande parte dos pontos, indicando que o modelo previu um consumo menor que o real. O inverso ocorre no dia de feriado, em que a previsão excede o consumo real na maior parte dos pontos.

CONCLUSÕES

O algoritmo escolhido, somado aos dados colhidos e tratados, permitiu a criação de um modelo de previsão capaz de predizer o consumo de energia elétrica horária com bom grau de precisão. O dia útil escolhido teve uma média de consumo de 6061,6 MW e o modelo aplicado neste dia obteve erros percentuais entre -4 e 2%, MAE de 58,2 MW e MSE de 7.386,2 MW². Já o feriado teve uma média de consumo de 5435,2 MW e o modelo obteve erros percentuais de -3 a 8%, MAE de 130,1 MW e MSE de 26.393,9 MW². Em trabalhos futuros, pretende-se ampliar o horizonte de previsão e realizar a modelagem e aplicação para outros estados brasileiros, além de testar a aplicação de outros modelos de predição.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem pelo financiamento do CNPq (processos 307705/2025-0 e 179045/2025-3), e CAPES (processo 88887.994946/2024-00 e Código de Financiamento 001).

REFERÊNCIAS

SILVA, W. N. *et al*. An overview of Brazil's electricity market: Planning, dispatch models, pricing, and modernization. **Utilities Policy**, [S. l.], v. 96, art. 102007, 2025. DOI: https://doi.org/10.1016/j.jup.2025.102007

OLIVARES, Kin G. *et al*. **NeuralForecast**: User friendly state-of-the-art neural forecasting models. *In*: PYCON, 2022, Salt Lake City. **Anais** [...]. Salt Lake City, Utah, US: PyCon, 2022. Disponível em: https://github.com/Nixtla/neuralforecast. Acesso em: 9 ago. 2026.

OLIVARES, Kin G. *et al*. Neural basis expansion analysis with exogenous variables: N-BEATSx. **International Journal of Forecasting**, [S. l.], v. 39, n. 2, p. 884-900, 2023. DOI: https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2022.03.001

OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO (ONS). **Portal de Dados Abertos do ONS**. Rio de Janeiro: ONS, [s. d.]. Disponível em: https://dados.ons.org.br. Acesso em: 9 ago. 2026.

OPEN-METEO. **Open-Meteo API**: docs. [S. l.]: Open-Meteo, [s. d.]. Disponível em: https://open-meteo.com/en/docs. Acesso em: 9 ago. 2026.