FORSCIENCE
ISSN: 2318-6356

DOI: 10.29069/forscience.2026v14n2.e1457
Recebido em: 10/04/2026
Aprovado em: 02/09/2026
Publicado em: 20/10/2026

ESTIMATIVA DO CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA A CURTO PRAZO DO IFMG — CAMPUS FORMIGA UTILIZANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS E A FERRAMENTA *PROPHET*[1]

Marco Antônio Silva Pereira[2]
André Victor Luíz Cândido

RESUMO

Este artigo analisa e compara duas abordagens para a previsão do consumo de energia elétrica no IFMG — Campus Formiga. A previsão do consumo energético é essencial para otimizar recursos, reduzir custos e planejar o fornecimento de energia. Para isso, o estudo aplica modelos de aprendizado de máquina, visando melhorar a precisão das previsões. Inicialmente, foi realizada uma análise dos dados históricos de consumo, incluindo técnicas de pré-processamento para identificar padrões e preparar os dados para a modelagem. Em seguida, dois modelos foram selecionados: o *Prophet*, baseado na decomposição aditiva de séries temporais, e Redes Neurais Artificiais (RNAs), capazes de capturar padrões complexos e não lineares. Os resultados indicaram que o *Prophet* apresentou bom desempenho em cenários com consumo regular, captando tendências sazonais e efeitos de eventos como fins de semana e feriados. Já as RNAs se destacaram na previsão de variações abruptas e padrões não lineares, oferecendo maior precisão quando os dados são mais imprevisíveis. Conclui-se que ambos os modelos possuem vantagens, sendo a escolha dependente das características do consumo analisado. O estudo contribui para o avanço da aplicação de aprendizado de máquina na previsão de demanda energética, fornecendo *insights* para otimização do gerenciamento de recursos.

Palavras-chave: Previsão de Consumo Energético. Séries Temporais. Aprendizado de Máquina. Redes Neurais Artificiais (RNAs). *Prophet*.

ESTIMATING SHORT-TERM ELECTRICITY CONSUMPTION AT IFMG — CAMPUS FORMIGA USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND THE PROPHET TOOL

ABSTRACT

This paper analyzes and compares two approaches for forecasting electricity consumption at IFMG — Campus Formiga. Energy consumption forecasting is essential for optimizing resources, reducing costs, and planning energy supply. To achieve this, the study applies machine learning models to improve forecast accuracy. Initially, an analysis of historical consumption data was conducted, including preprocessing techniques to identify patterns and

[1]**Como citar este trabalho**: PEREIRA, Marco Antônio Silva; CÂNDIDO, André Victor Luíz. Estimativa do consumo de energia elétrica a curto prazo do IFMG — *Campus* Formiga utilizando redes neurais artificiais e a ferramenta *PROPHET*. **ForScience**, Formiga, v. 14, n. 2, e01457, jul./dez. 2026. DOI: 10.29069/forscience.2026v14n2.e1457.

[2]**Autor correspondente:** Marco Antônio Silva Pereira, e-mail: marco.silva@ifmg.edu.br.

prepare the data for modeling. Then, two models were selected: Prophet, based on additive decomposition of time series, and Artificial Neural Networks (ANNs), capable of capturing complex and nonlinear patterns. The results indicated that Prophet performed well in scenarios with regular consumption, effectively capturing seasonal trends and the effects of events such as weekends and holidays. Meanwhile, ANNs excelled in predicting abrupt variations and nonlinear patterns, providing greater accuracy when the data were more unpredictable. It is concluded that both models have advantages, and the choice depends on the specific characteristics of the analyzed consumption. This study contributes to the advancement of machine learning applications in energy demand forecasting, providing valuable insights for optimizing resource management.

Keywords: Energy Consumption Forecasting. Time Series. Machine Learning. Artificial Neural Networks (ANNs). *Prophet*.

1 INTRODUÇÃO

A evolução da capacidade de processar e analisar grandes volumes de informações transformou a maneira como diversos setores operam, incluindo o setor energético. Algumas décadas atrás, prever o consumo de energia elétrica, uma grandeza que impacta diretamente a eficiência operacional e o planejamento do nosso cotidiano, seria uma tarefa difícil de se imaginar. Considerando que o consumo da energia elétrica deve ocorrer de forma simultânea à sua geração, a previsão da demanda dos consumidores é essencial para determinar as unidades geradoras necessárias para o suprimento adequado de energia (MARQUES, 2014). Além disso, previsões do consumo em um horizonte temporal específico são fundamentais para manter a qualidade da energia fornecida, bem como para garantir a eficiência na operação e no planejamento dos sistemas elétricos de potência (BOU *et al.*, 2014). A superestimação da demanda pode levar à disponibilização excessiva de reserva operacional e à compra desnecessária de energia. Por outro lado, subestimar essa demanda pode resultar em uma operação arriscada, com déficit de potência, fazendo o sistema operar em condições vulneráveis a perturbações e com preparação inadequada da reserva operacional (FAN; HYNDMAN, 2012).

A previsão do consumo de energia pode ser realizada em intervalos de tempos, podendo ser diários, semanais e anuais, e é classificada como de curto, médio ou longo prazo, conforme o horizonte de tempo previsto (ANTUNES *et al.*, 2013). A previsão de curto prazo, que varia de minutos a dias, é especialmente importante para melhorar a segurança operacional do sistema elétrico e reduzir os custos de geração para consumidores. Para realizar essas previsões, é necessário identificar padrões no comportamento do consumo e suas relações com variáveis

exógenas, como condições climáticas e tendências diárias. Inicialmente, esses problemas eram resolvidos com métodos matemáticos e estatísticos que forneciam ótimos resultados, porém seus algoritmos são de difícil modelamento matemático e necessitam de extensas séries numéricas que dificultam sua implementação. No entanto, com o desenvolvimento das ferramentas de inteligência computacional, modelos baseados em técnicas de aprendizado de máquina (do inglês, *Machine Learning*) se caracterizaram por resultados mais adequados para esse tipo de problema (CHANG-IL *et al.*, 2002).

Neste contexto, o presente trabalho visa explorar a previsão do consumo de energia elétrica de maneira eficiente, utilizando técnicas modernas de inteligência computacional para gerar estimativas para consumidores finais. De forma específica, a ideia é realizar um estudo de caso envolvendo a previsão do consumo em curto prazo requerido pelo IFMG — Campus Formiga. Para tal, serão considerados modelos baseados em análises de séries temporais, com uma ferramenta denominada *Prophet*, e também em modelos computacionais bioinspirados, com Redes Neurais Artificiais (RNAs).

2 REFERENCIAL TEÓRICO

O consumo de energia elétrica reflete uma combinação complexa de fatores econômicos, climáticos, tecnológicos e culturais, que podem ser monitorados e analisados para garantir um planejamento energético que equilibre demanda, custo e sustentabilidade. A capacidade de prever a demanda energética tem se mostrado fundamental para o planejamento adequado da operação dos geradores, a otimização da distribuição e a manutenção da estabilidade da rede elétrica. Conforme destacado por Marques (2014), uma previsão acertada da demanda não só previne a sobrecarga de geração, que poderia resultar em custos excessivos, mas também evita a subgeração, que pode ocasionar apagões ou tornar a operação do sistema elétrica instável. O gerenciamento dessas variáveis é crucial para garantir a continuidade e a eficiência do fornecimento de energia.

Do ponto de vista do consumidor final, uma previsão adequada do consumo energético é uma ferramenta estratégica para o planejamento financeiro, permitindo antecipar picos de demanda e adotar medidas preventivas. Entre essas medidas, destaca-se o uso de fontes alternativas de energia em momentos críticos, evitando o excedente dos limites contratados com as concessionárias e, assim, reduzindo custos com eventuais multas por ultrapassagem.

Historicamente, técnicas estatísticas tradicionais, como a regressão linear e os métodos ARIMA (*AutoRegressive Integrated Moving Average*), foram amplamente utilizadas para a previsão da demanda elétrica. Essas abordagens são baseadas em suposições lineares e em padrões históricos de consumo, que, embora eficazes em muitos contextos, podem apresentar limitações ao lidar com a complexidade e a variabilidade dos dados. A evolução dos sistemas de geração e consumo de energia, bem como o aumento de fatores exógenos, como variações climáticas, tornou a previsão mais desafiadora (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2018). Métodos como ARIMA, por exemplo, têm dificuldades em capturar dinâmicas não lineares que frequentemente surgem nesses cenários.

Com o avanço das tecnologias de *big data* e o aumento da capacidade computacional, técnicas de *Machine Learning* têm emergido como soluções mais eficazes para a previsão de consumo de energia elétrica. Ao contrário dos métodos estatísticos tradicionais, os algoritmos de *Machine Learning* são capazes de aprender padrões complexos nos dados, capturando relações não lineares entre as variáveis exógenas e o consumo de energia. Estudos como o de Fan e Hyndman (2012) demonstram que modelos baseados em *Machine Learning*, como as RNAs, superam significativamente os métodos tradicionais na previsão de curto prazo, principalmente quando há grande variabilidade nos dados.

Outra abordagem consiste em utilizar o modelo *Prophet*, que combina características de técnicas estatísticas com a flexibilidade dos modelos de *Machine Learning*. Esta ferramenta é amplamente utilizada na previsão de séries temporais e se destaca por sua capacidade de modelar sazonalidades e efeitos de tendências complexas, tornando-o uma alternativa viável para problemas de previsão de energia (MEEUWEN, 2022).

Estudos recentes continuam demonstrando a relevância da comparação entre abordagens estatísticas e modelos de aprendizado de máquina. Santos e Chaucoski (2020), por exemplo, avaliaram modelos SARIMA (uma extensão do ARIMA que lida especificamente com componentes sazonais em séries temporais) e LSTM (*Long Short-Term Memory)*, um tipo especial de rede neural recorrente, para a previsão do consumo de energia elétrica na região Sudeste do Brasil, evidenciando a utilização de abordagens estatísticas sazonais e redes neurais para a representação de diferentes características das séries de consumo. De forma semelhante, Chaturvedi *et al.* (2022) realizaram uma comparação entre SARIMA, LSTM e *Prophet* para a previsão da demanda energética da Índia, demonstrando que o desempenho dos modelos depende do tipo de demanda e do horizonte de previsão considerado.

2.1 Redes Neurais Artificiais

O primeiro trabalho relacionado à RNAs surgiu em 1943, sendo elaborado por Warren McCulloch e Walter Pitts, em que foi realizado o modelamento matemático de um único neurônio biológico, no qual os autores se preocuparam em descrever o modelo do neurônio artificial e apresentar suas capacidades computacionais, conforme Figura 1.

Observa-se que cada uma das entradas (*Xi*), as quais representam informações sobre o comportamento do processo a ser modelado, será inicialmente ponderada pelos pesos (*Wi*), denominados como pesos sinápticos, com o intuito de quantificar a importância de cada entrada frente aos objetivos funcionais atribuídos ao neurônio, cujo propósito será, então, de mapear o comportamento de entrada e saída do processo (SILVA; *et al*., 2010). O valor resultante da composição de todas as entradas, ponderadas pelos seus respectivos pesos (*u*), é repassado como argumento de uma função de ativação (*f*), cujo resultado de retorno será a saída (*Y*).

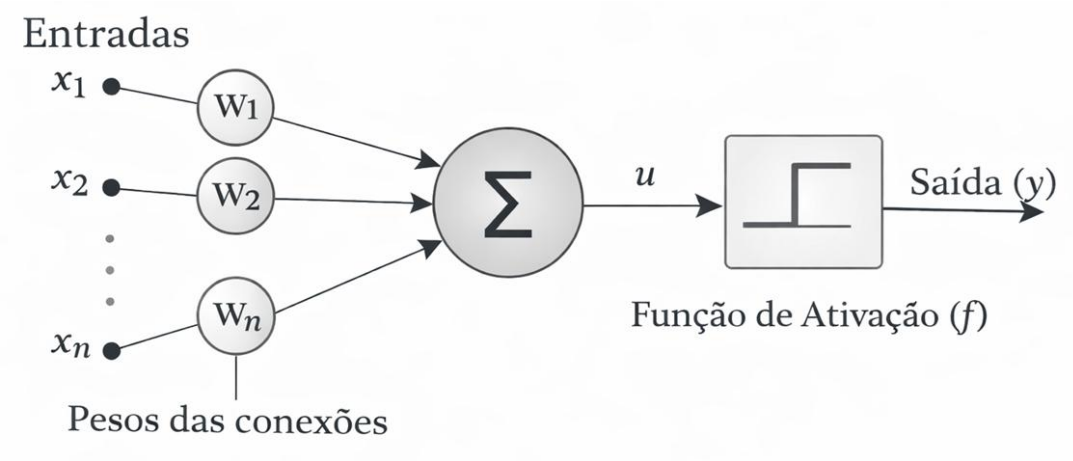


Figura 1 - Representação de um neurônio artificial
Fonte: Adaptado de Silva *et al.* (2010)

Esta metodologia, no entanto, era limitada a resolver apenas problemas com características lineares. Sabendo que a maioria das situações e problemas reais são submetidos a condições não lineares, desenvolveram-se estruturas de maior complexidade, que incorporam não linearidades aos modelos neurais através de camadas sucessivas de neurônios e algoritmos de aprendizagem específicos para determinação dos pesos das conexões entre estas camadas, tais como o modelo denominado *Perceptron* de múltiplas camadas (PMC). Neste contexto, a estrutura de uma rede neural pode ser caracterizada por três aspectos principais: pelo padrão de

conexões entre as unidades (arquitetura), pelo método de determinação dos pesos das conexões (algoritmo de treinamento ou aprendizagem) e por sua função de ativação (GUIRRELLI, 2006).

A implementação de estruturas de RNAs consiste, a partir da definição do problema, em iniciar a configuração da rede com informações definidas como dados de entrada e saída, ajustar os hiperparâmetros de treinamento, testes e validações. Sendo assim, antes das implementações, é necessário que se tenha realizado a aquisição de um banco de dados com as informações que caracterizam o problema e que estas sejam submetidas a um tratamento para possibilitar a manipulação adequada em *software*. Com isso, é possível estabelecer as variáveis de entrada para as RNAs e testar arquiteturas diferentes de redes, alterando, por exemplo, o algoritmo de treinamento, o número de neurônios e as funções de ativação dos neurônios com o objetivo de buscar resultados que alcancem o propósito de, no caso, prever a demanda futura de energia elétrica de um consumidor final. O resultado é considerado satisfatório se o perfil de previsão se aproxima do perfil real de consumo, sendo constatado por visualização gráfica e/ou métricas de avaliação (erro entre os valores reais e previstos, por exemplo).

A utilização de redes neurais na previsão de consumo energético tem sido investigada em diferentes estudos recentes. Antoniolli *et al.* (2021), em uma revisão sistemática de 15 artigos que utilizaram redes neurais para previsão do consumo de energia elétrica, analisaram aspectos relacionados às variáveis de entrada, à configuração das redes e às métricas de desempenho. Os autores concluíram que a utilização de redes neurais foi considerada adequada em 87% dos artigos analisados, indicando a relevância dessas técnicas para esse tipo de problema.

2.2 *Prophet* na Análise de Séries Temporais

A análise de séries temporais é uma técnica estatística amplamente utilizada para modelar e prever dados que variam ao longo do tempo, com aplicações em diversas áreas, como economia e meteorologia. Essas séries costumam exibir padrões complexos, incluindo sazonalidade e tendências. Um dos grandes desafios é identificar e modelar esses padrões de forma eficaz para realizar previsões precisas. Nesse contexto, o *Prophet* se destaca como uma ferramenta poderosa e acessível para a modelagem de séries temporais, projetada para lidar com a complexidade dos dados do mundo real (TAYLOR; LETHAM, 2018).

Desenvolvido pela equipe do *Facebook*, o *Prophet*[1] foi criado para tratar de problemas comuns em séries temporais, como dados faltantes, *outliers* (valores atípicos) e padrões sazonais complexos. Uma das suas principais vantagens é a abordagem aditiva, em que a série temporal é decomposta em três componentes principais: tendência, sazonalidade e efeitos de feriados ou eventos especiais. O modelo ajusta cada um desses componentes de forma independente, o que facilita a interpretação dos resultados (TAYLOR; LETHAM, 2018). Matematicamente, o modelo *Prophet* é descrito pela seguinte Equação 1.

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \epsilon t \quad (1)$$

Em que:

- $y(t)$ representa a previsão ou o valor observado na instância de tempo t;
- $g(t)$ é a tendência da série temporal, que modela o crescimento ou a diminuição da série ao longo do tempo;
- $s(t)$ é a sazonalidade, que captura os padrões periódicos que se repetem em intervalos regulares;
- $h(t)$ representa os efeitos de feriados ou eventos especiais que podem ter um impacto significativo no comportamento da série temporal;
- ϵt é o termo de erro ou ruído, que representa a variação não explicada pelo modelo.

O *Prophet* utiliza algoritmos de otimização, como o gradiente descendente, para ajustar os parâmetros do modelo e minimizar uma função de custo, que geralmente é definida como a soma dos quadrados dos erros entre as previsões e os valores observados. Durante o treinamento, os parâmetros que influenciam $g(t)$, $s(t)$ e $h(t)$ são ajustados de forma iterativa, com o objetivo de melhorar a precisão das previsões. O modelo também permite a incorporação de variáveis exógenas (regressores), que podem ser incluídas na equação para capturar influências adicionais que não estão diretamente relacionadas à tendência, sazonalidade ou feriados. Isso é particularmente útil em aplicações como a previsão de consumo de energia elétrica, quando fatores externos podem ter um impacto significativo nos padrões de consumo (TAYLOR; LETHAM, 2018).

[1] https://facebook.github.io/prophet/

Embora o *Prophet* apresente uma estrutura relativamente simples e interpretável, estudos recentes indicam que diferentes abordagens podem apresentar vantagens dependendo das características da série. Os resultados da comparação proposta em Chaturvedi *et al.* (2022), por exemplo, mostraram desempenho competitivo do *Prophet*, particularmente na previsão da demanda total e de pico, evidenciando a aplicabilidade do modelo em problemas de previsão energética.

Em contrapartida, parte da literatura recente tem investigado a combinação do *Prophet* com técnicas de aprendizado de máquina, buscando explorar características complementares dos diferentes modelos. Bashir *et al.* (2022) propuseram um modelo híbrido que combina *Prophet* e LSTM para previsão de carga elétrica de curto prazo. Nesse modelo, os resíduos não explicados pelo *Prophet* são utilizados para treinamento da LSTM e, posteriormente, as previsões são combinadas por meio de uma rede neural de retropropagação. Os resultados apresentados pelos autores indicaram desempenho superior da abordagem híbrida em relação aos modelos individuais avaliados, incluindo ARIMA, LSTM e *Prophet*.

Outra abordagem híbrida foi proposta por Mo *et al.* (2023), que combinaram o *Prophet* com uma Rede Convolucional Temporal (TCN). Nesse caso, o *Prophet* é utilizado para decompor componentes associados à tendência, sazonalidade e feriados, enquanto a TCN é empregada para modelar características temporais adicionais da série. Os autores destacam que a combinação permite explorar características complementares das duas abordagens e melhorar a capacidade preditiva do modelo.

Son e Shin (2023) também investigaram a previsão de consumo de eletricidade em horizontes de curto e médio prazo a partir da combinação do *Prophet* com redes GRU (*Gated Recurrent Unit*), que funcionam de forma similar às redes LSTM, mas são mais simples e rápidas. A proposta utiliza o *Prophet* para representar características relacionadas à sazonalidade e aos eventos e uma rede GRU para complementar a modelagem temporal. O estudo reforça a tendência recente de integração entre modelos estruturados de séries temporais e redes neurais.

De forma semelhante, Lu *et al.* (2023) desenvolveram uma abordagem *Prophet-EEMD-LSTM* para previsão do consumo de energia em uma oficina industrial. O método utiliza o *Prophet* e a decomposição EEMD (*Ensemble Empirical Mode Decomposition*) para reduzir a complexidade da série e, posteriormente, emprega uma rede LSTM para capturar características temporais. Os autores relatam desempenho superior do modelo combinado em relação às

abordagens utilizadas para comparação, indicando o potencial da integração entre métodos de séries temporais e redes neurais em dados de consumo energético.

A utilização de métodos combinados também permanece presente em abordagens que não necessariamente envolvem redes neurais. Caria e Costa (2025) propuseram um método combinado para previsão de séries temporais de consumo de energia elétrica baseado na combinação linear de diferentes modelos de previsão. O estudo reforça a tendência de utilização de estratégias que procuram aproveitar características complementares de diferentes métodos, em vez de depender exclusivamente de um único modelo.

Dessa forma, observa-se que não existe necessariamente um modelo único capaz de apresentar o melhor desempenho para todas as séries de consumo de energia elétrica. A escolha da abordagem depende de características como o horizonte de previsão, a quantidade e a resolução dos dados disponíveis, a presença de sazonalidades, a existência de variáveis explicativas e o grau de não linearidade da série. Nesse sentido, a comparação entre modelos de diferentes naturezas permanece relevante, especialmente em aplicações específicas de consumidores finais ou instalações institucionais.

No presente trabalho, essa discussão é particularmente pertinente, uma vez que se busca comparar duas abordagens distintas para a previsão de curto prazo do consumo de energia elétrica de uma instalação institucional: o *Prophet*, baseado na modelagem estruturada da série temporal, e Redes Neurais Artificiais, capazes de incorporar diferentes variáveis de entrada e representar relações não lineares. Diferentemente dos trabalhos recentes que priorizam modelos híbridos e combinados, o objetivo é avaliar o comportamento individual dessas duas abordagens em um cenário específico, investigando também o efeito do aumento da complexidade das arquiteturas de RNA sobre a capacidade preditiva.

Essa comparação permite analisar não apenas a precisão das previsões, mas também a relação entre complexidade do modelo e capacidade de generalização. Tal aspecto é relevante para aplicações práticas em instalações consumidoras, nas quais um modelo mais complexo somente é vantajoso quando o ganho de desempenho justifica o aumento do custo computacional e da complexidade de implementação.

3 METODOLOGIA

Para implementar um modelo capaz de prever a demanda por energia elétrica de um determinado consumidor foi feito um levantamento das possíveis variáveis exógenas, ou seja, aquelas que podem influenciar o consumo de energia na instalação objeto de estudo, no caso, o IFMG – Campus Formiga. Essas variáveis incluem fatores como temperatura, dia da semana e horários específicos do dia. Após esse levantamento, iniciou-se o processo de aquisição de dados, que passaram por uma etapa de tratamento para que pudessem ser adequados às técnicas de *Machine Learning* empregadas, a saber: Redes Neurais Artificiais e análise de séries temporais utilizando a ferramenta *Prophet*. Diversas topologias de RNAs e configurações do *Prophet* foram testadas com o objetivo de ajustar os hiperparâmetros e otimizar os resultados, com base nas métricas de avaliação previamente definidas: Erro Absoluto Médio (MAE), Erro Quadrático Médio (MSE) e R-quadrado ou coeficiente de determinação (R^2). Por fim, os modelos resultantes foram comparados para verificar se as previsões estavam alinhadas com o esperado.

O IFMG – Campus Formiga possui, em seu sistema de geração fotovoltaica, módulos fotovoltaicos, inversores da marca *GOODWE* e uma miniestação meteorológica. As grandezas medidas pela miniestação meteorológica (temperatura ambiente, níveis de irradiação solar e velocidade do vento), assim como as informações do sistema de geração registrados pelos inversores são disponibilizados na plataforma online de gerenciamento denominada como portal *SEMS*[2], da qual podem ser extraídas planilhas para posterior análise de algum período selecionado. Essas informações, no entanto, não seriam suficientes para implementar os modelos de previsão de consumo proposto, visto que os dados de potência registrada nos inversores apresentam apenas a geração do sistema fotovoltaico. Sendo assim, para complementação das informações, foi necessário utilizar um analisador de qualidade de energia elétrica (modelo 5051-C da *Minipa*), disponível em laboratório do IFMG – Campus Formiga, para medição do consumo da instalação em sua cabine de entrada.

O analisador foi utilizado em medições no período entre 24/03/2022 e 19/04/2022, sendo totalizados 26 dias, realizando o registro, entre outras informações, do consumo de energia elétrica em intervalos de dez em dez minutos. Em conjunto aos dados extraídos do *SEMS*, as variáveis disponíveis para utilização nos modelos de previsão implementados foram definidas: Minuto Diário; Dia Semanal; Irradiação Solar; Intensidade de Radiação; Temperatura Ambiente; Velocidade do Vento; e Potência Trifásica Consumida Média.

[2] https://www.semsportal.com

Após a aquisição de dados, a implementação dos modelos de previsão foi realizada na *IDE Jupyter Notebook*. Para ambas as técnicas empregadas, o primeiro passo consistiu em estruturar a leitura dos dados no *software* e definir as variáveis de entrada e saída, bem como a separação dos conjuntos de dados para teste e treinamento.

Dado que o objetivo do trabalho é realizar previsões de curto prazo, o conjunto de teste foi composto pelas últimas vinte e quatro horas do banco de dados. Ou seja, o foco está em gerar previsões do consumo de energia para um dia à frente. Como os dados foram coletados em intervalos de 10 minutos, esse conjunto de teste totaliza 144 medições, que correspondem ao período compreendido entre 05h55min do dia 18 de abril de 2022 e o mesmo horário do dia 19 de abril de 2022. A Figura 2 evidencia, em destaque vermelho, os montantes de energia consumida no período reservado para teste.

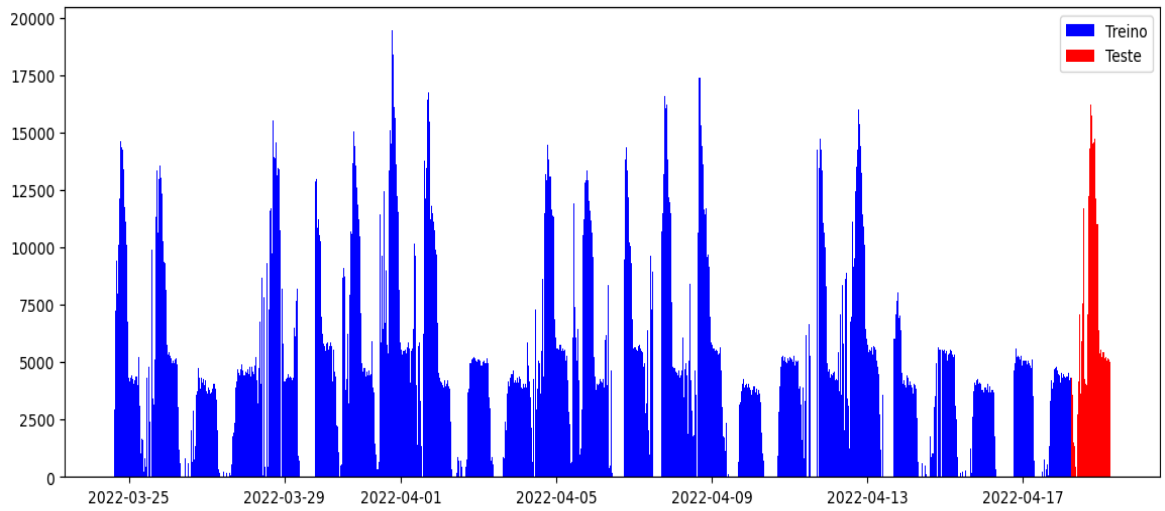


Figura 2 - Conjunto de Teste e Treinamento dos Modelos de Previsão
Fonte: Autores, 2025

Nos modelos baseados na ferramenta *Prophet*, as únicas variáveis utilizadas foram o consumo de energia e sua a marca temporal. Tais variáveis foram denominadas como *y* e *ds*, conforme descrição:

- *ds* (*datestamp*): Esta variável representa a marca temporal dos dados, nela são armazenados os registros de data e hora em que os eventos ocorreram;
- *y* (variável dependente): esta variável contém os valores da grandeza de interesse a ser prevista, no caso o consumo de energia.

Os demais hiperparâmetros da ferramenta *Prophet* foram mantidos com sua configuração *default*.

Por outro lado, para os modelos baseados em RNAs, foram incorporadas variáveis adicionais com o intuito de melhorar o processo de treinamento e, consequentemente, gerar previsões mais precisas. Essas variáveis adicionais foram selecionadas com base em análises de correlação com a variável de consumo de energia, priorizando aquelas que demonstraram maior impacto sobre a variável alvo.

A correlação entre variáveis refere-se à medida estatística que indica a força e a direção da relação linear ou não linear entre duas ou mais variáveis (LIMA, Marcos, 2021). Ao analisar os resultados de correlação, observou-se que a temperatura ambiente e a velocidade do vento apresentam os menores valores de correlação com a potência consumida. Em razão disso, esses fatores foram descartados como variáveis de entrada nos modelos baseados em RNAs. Por outro lado, o atributo "Dia Semanal", embora tenha mostrado uma correlação baixa, foi considerado relevante para o consumo, pois trata-se de uma instituição de ensino que, teoricamente, apresenta uma redução no consumo durante os fins de semana e feriados.

Além das análises de correlação, as variáveis utilizadas nos modelos de RNAs foram normalizadas em uma escala de 0 a 1. Esse procedimento é fundamental para evitar que discrepâncias significativas entre os valores das variáveis afetem negativamente o processo de aprendizado da rede neural.

Após a preparação dos dados, os hiperparâmetros iniciais dos modelos foram ajustados, incluindo o intervalo de previsões, o número de neurônios, a quantidade de camadas e o algoritmo de treinamento. Esses hiperparâmetros foram refinados em simulações subsequentes, com o objetivo de melhorar a qualidade das previsões. Sendo assim, foram testadas diversas arquiteturas para identificar a configuração mais eficiente na previsão do consumo de energia da instalação do IFMG — Campus Formiga. A Tabela 1 apresenta as estruturas analisadas, seguindo uma progressão lógica, que inicia com configurações simples, com poucos neurônios e camadas, e evolui para modelos mais complexos.

Tabela 1. Variações nas Arquiteturas de RNA.

Nome da RNA	Nº de Camadas	Neurônios
RNA I	3	15, 30, 1
RNA II	6	30, 50, 50, 50, 30, 1

RNA III	9	50, 100, 150, 200, 200, 150, 100, 50, 1
RNA IV	9	200, 200, 500, 1000, 1000, 500, 200, 200, 1

Fonte: Autores, 2025

Em todos os casos, foi adotado o algoritmo de treinamento *Adam* e a função de ativação tangente hiperbólica, assim como foi adotado um limite de 150 iterações para o ajuste dos parâmetros. Essa abordagem permitiu avaliar o impacto do aumento da complexidade na capacidade preditiva do modelo.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Com base na metodologia descrita, esta seção detalha os resultados obtidos a partir da implementação dos modelos de previsão de consumo de energia para o IFMG — Campus Formiga. Inicialmente, são apresentados os resultados derivados do modelo baseado na ferramenta *Prophet*, abordando o comportamento das previsões em relação aos dados reais. Na sequência, são expostos os resultados referentes aos modelos baseados em RNAs e, por fim, é promovida uma análise comparativa dos modelos desenvolvidos, enfatizando as métricas de avaliação utilizadas.

4.1 Modelo utilizando a ferramenta *Prophet*

A Figura 3 apresenta um gráfico comparativo entre o consumo de energia real e previsto pelo modelo baseado na ferramenta *Prophet*.

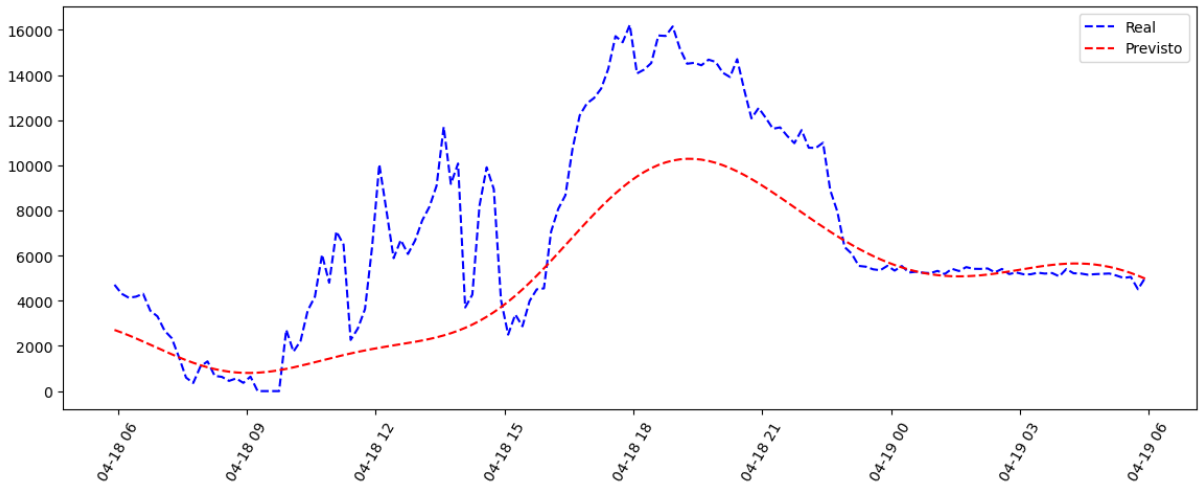


Figura 3 - Valores reais x previstos - Modelo *Prophet*
Fonte: Autores, 2025

É possível notar que os valores previstos, em linha vermelha, apresentam uma tendência suave de acompanhamento dos valores reais, em linha azul. No entanto, é visível que o modelo não consegue acompanhar os momentos em que ocorre maior variação no valor consumido.

4.2 Modelos utilizando RNAs

Os gráficos comparativos resultantes dos modelos baseados em RNAs podem ser visualizados, pelas Figuras 4, 5, 6 e 7. Estas figuras apresentam os respectivos resultados provenientes das RNAs denominadas como RNA I, RNA II, RNA III e RNA IV.

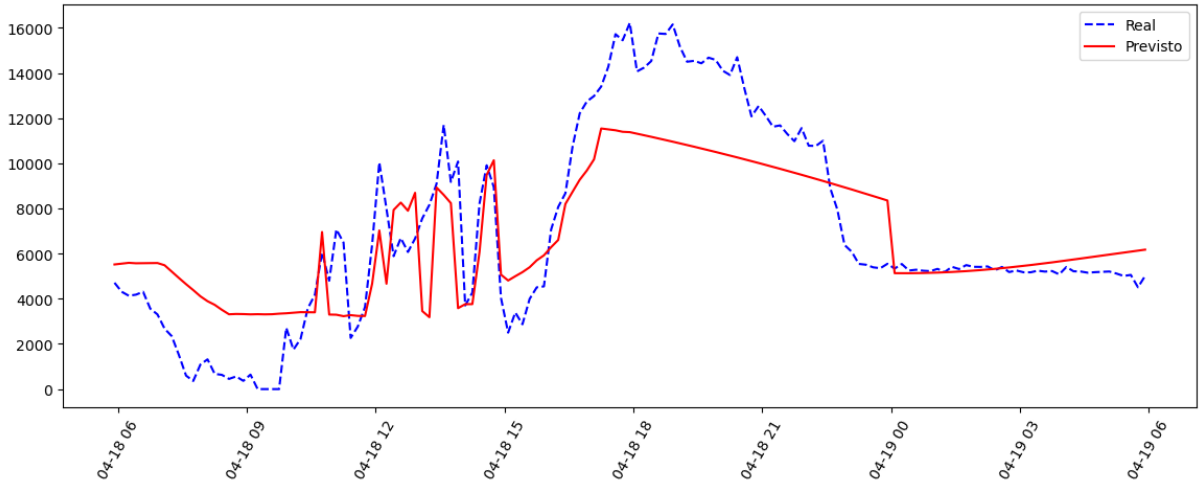


Figura 4 - Valores reais x previstos - Modelo RNA I
Fonte: Autores, 2025

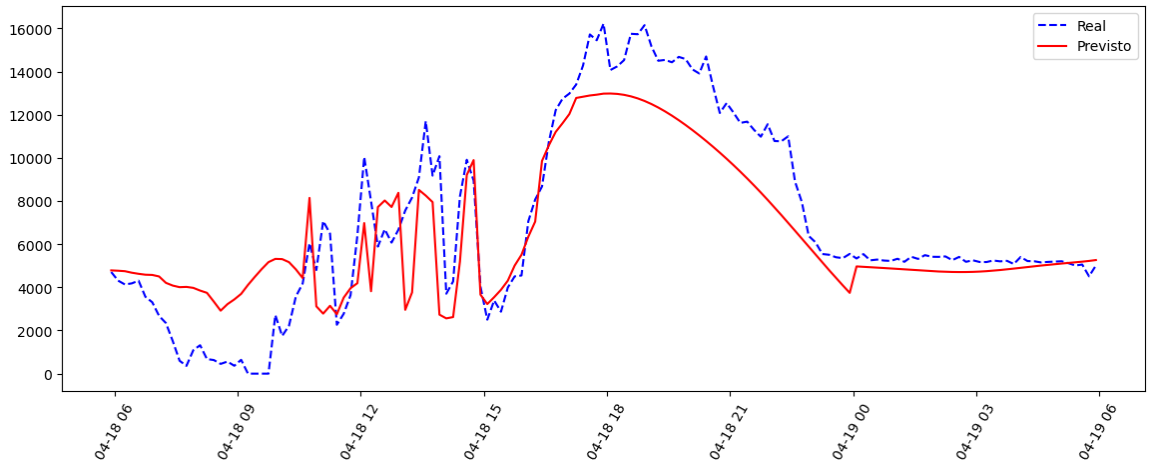


Figura 5 - Valores reais x previstos - Modelo RNA II
Fonte: Autores, 2025

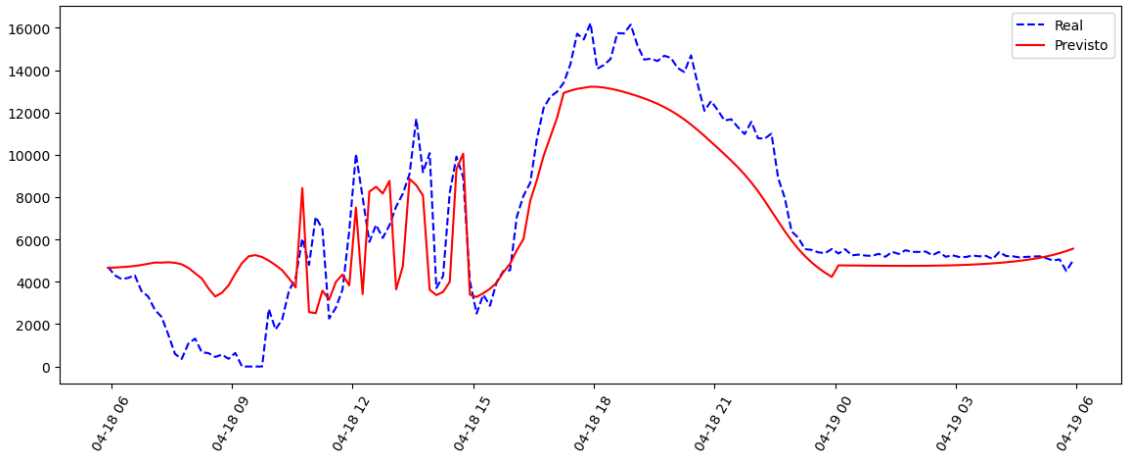


Figura 6 - Valores reais x previstos - Modelo RNA III
Fonte: Autores, 2025

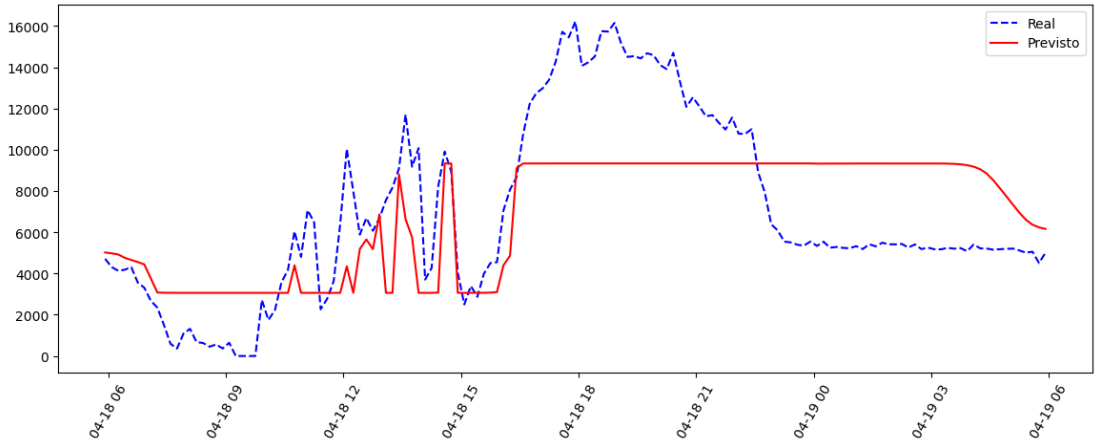


Figura 7 - Valores reais x previstos - Modelo RNA IV
Fonte: Autores, 2025

A análise dos gráficos permite observar que a rede com estrutura mais simples, denominada RNA I, consegue acompanhar o perfil do consumo de energia da instalação, mesmo em situações de oscilação nos valores. Esse comportamento é um avanço em relação ao modelo baseado na ferramenta *Prophet*, que demonstrou limitações em capturar tais variações. Esse desempenho da RNA I era esperado, considerando que os modelos baseados em Redes Neurais Artificiais (RNAs) utilizam hiperparâmetros adicionais, indo além da simples análise da evolução temporal dos valores medidos de consumo.

Ao incorporar uma estrutura com mais camadas de neurônios, como na RNA II, observa-se uma melhoria significativa nos resultados previstos. No entanto, ao comparar com a RNA III, que possui uma rede ainda mais profunda, nota-se que os ganhos em desempenho se tornam pouco expressivos. Para a aplicação proposta, essa leve melhoria não compensa o aumento no esforço computacional requerido.

Já a RNA IV, uma rede ainda mais robusta, apresentou sinais claros de *overfitting*. Embora tenha mapeado com precisão os dados de treinamento, ao ser testada em um conjunto de dados diferente, falhou em acompanhar o perfil de consumo, resultando em uma piora significativa nas previsões. Esse comportamento reforça a importância de equilibrar a complexidade do modelo com a capacidade de generalização.

4.3 Métricas de Avaliação

As métricas associadas aos modelos implementados, que permitem avaliar o desempenho de cada abordagem, estão apresentadas na Tabela 2.

Tabela 2. Comparação das métricas de avaliação

Modelo	MAE	MSE	R^2
Prophet	2311,57	10420219,08	0,46
RNA I	1937,31	5801121,73	0,70
RNA II	1691,12	4766439,45	0,75
RNA III	1678,04	4695694,09	0,76
RNA IV	2936,10	11628548,49	0,39

Fonte: Autores, 2025

As observações constatadas pelas análises gráficas são corroboradas pelas métricas de desempenho apresentadas na Tabela 2. O MAE e o MSE indicam que os modelos de RNA, em

especial a RNA II e RNA III, produziram previsões mais precisas em comparação com o *Prophet*. Além disso, o coeficiente de determinação (R^2) revela uma maior capacidade explicativa desses modelos, atingindo valores superiores a 0,75, enquanto o *Prophet* obteve apenas 0,46.

Sendo assim, os resultados confirmam que a RNA II representa o melhor equilíbrio entre complexidade do modelo e desempenho preditivo. Com um MAE de 1691,12 e um R^2 de 0,75, esse modelo demonstrou ser a abordagem mais eficiente para a previsão da demanda energética do IFMG – Campus Formiga. Dessa forma, a escolha do modelo mais adequado para aplicações futuras deve considerar não apenas a precisão das previsões, mas também o custo computacional envolvido, garantindo sua viabilidade prática.

5 CONCLUSÃO

Este estudo comparou duas abordagens para a previsão do consumo de energia elétrica no IFMG – Campus Formiga: o modelo *Prophet* e Redes Neurais Artificiais (RNAs). O *Prophet* demonstrou eficiência na previsão de padrões regulares. No entanto, sua limitação em lidar com oscilações abruptas compromete sua precisão em cenários mais dinâmicos, tornando-o menos adequado para variações imprevisíveis do consumo energético. As RNAs, por sua vez, apresentaram melhor desempenho na modelagem de padrões complexos e irregulares. Entre os modelos testados, a RNA II mostrou um equilíbrio entre precisão e capacidade de generalização, enquanto a RNA IV sofreu com *overfitting*, reduzindo sua eficácia em novos dados. Os resultados indicam que redes neurais são mais eficazes para cenários de consumo dinâmico, mas a escolha da arquitetura influencia diretamente o desempenho, sendo necessário equilibrar complexidade e custo computacional.

O artigo apresentado contribui para o avanço das previsões energéticas ao evidenciar os pontos fortes e limitações de cada abordagem. Futuros trabalhos podem explorar modelos híbridos, combinando a identificação de padrões sazonais do *Prophet* com a flexibilidade das RNAs. Além disso, técnicas como validação cruzada, otimização de hiperparâmetros e inclusão de variáveis adicionais podem aprimorar a precisão das previsões e a aplicabilidade dos modelos, assim como a inclusão de um volume maior de dados para captar sazonalidades anuais.

REFERÊNCIAS

ANTONIOLLI, E. A.; SANTOS, J. A. A. dos; GUEDES, A. L.; SCHMIDT, C. A. P.; PASA, L. A. Revisão sistemática: aplicação de redes neurais para previsão do consumo de energia elétrica. **Revista de Engenharia e Tecnologia**, Ponta Grossa, v. 13, n. 2, p. 159-169, 2021. Disponível em: https://revistas.uepg.br/index.php/ret/article/view/17956. Acesso em: 27 ago. 2026.

ANTUNES, J. F.; MINUSSI, C. R., **Previsão de carga multimodal usando a rede neural ART-ARTMAP-Fuzzy**. (Tese de Doutorado - UNESP) Ilha Solteira – SP, 2013.

BASHIR, T.; CHEN, H.; TAHIR, M. F.; ZHU, L. Short term electricity load forecasting using hybrid prophet-LSTM model optimized by BPNN. **Energy Reports**, v. 8, p. 1678-1686, 2022. DOI: 10.1016/j.egyr.2021.12.067.

BOU, A. S. F.; FERREIRA, V. H., Previsão de carga elétrica no curto prazo com redes neurais. **ENGEVISTA**, v. 16, nº 1, pg 91-101. Rio de Janeiro, Março de 2014.

CARIA, M. C. P. de S. C.; COSTA, A. R. C. Método combinado na previsão de séries temporais de consumo de energia elétrica. **Exacta**, São Paulo, v. 23, n. 2, p. 548-563, 2025. DOI: 10.5585/2024.25125.

CHANG-IL, K.; IN-KEUN, Y. and SONG, Y. H. Kohonen neural network and wavelet transform based approach to short-term load forecasting. **Electric Power Systems Research**, Volume 63, 2002, pg. 169-176. ISSN 0378-7796.

CHATURVEDI, S.; RAJASEKAR, E.; NATARAJAN, S.; MCCULLEN, N. A comparative assessment of SARIMA, LSTM RNN and Fb Prophet models to forecast total and peak monthly energy demand for India. **Energy Policy**, v. 168, 113097, 2022. DOI: 10.1016/j.enpol.2022.113097.

FAN, S., & HYNDMAN, R. J. Short-term load forecasting based on a semi-parametric additive model. **IEEE Transactions on Power Systems**, 27(1), 134-141, 2012.
GUIRRELLI, C. R., **Previsão de carga de curto prazo de áreas elétricas através de técnicas de inteligência artificial**. Tese de Doutorado apresentada à Escola Politécnica de São Paulo. 2006.

HYNDMAN, R.J., & ATHANASOPOULOS, G. (2018) **Forecasting: principles and practice**, 2nd edition, OTexts: Melbourne, Australia. OTexts.com/fpp2. Accessed on <03/17/2025>.

LU, Y.; SHENG, B.; FU, G.; LUO, R.; CHEN, G.; HUANG, Y. Prophet-EEMD-LSTM based method for predicting energy consumption in the paint workshop. **Applied Soft Computing**, v. 143, 110447, 2023. DOI: 10.1016/j.asoc.2023.110447.

MARQUES, M. dos S. **Metodologia para modelagem de curvas típicas de demanda elétrica utilizando redes neurais artificiais considerando variáveis climáticas**. (Dissertação de Mestrado - UNIPAMPA) Alegrete – RS, 2014.

MEEUWEN, R. V. **Previsão de Demanda de Energia do Brasil, utilizando procedimento de previsão, PROPHET**. (Monografia - UFF) Niterói – RJ, 2022.

MO, J.; WANG, R.; CAO, M.; YANG, K.; YANG, X.; ZHANG, T. A hybrid temporal convolutional network and Prophet model for power load forecasting. **Complex & Intelligent Systems**, v. 9, p. 4249-4261, 2023. DOI: 10.1007/s40747-022-00952-x.

SANTOS, J. A. A. dos; CHAUCOSKI, Y. Previsão do consumo de energia elétrica na região Sudeste: um estudo de caso usando SARIMA e LSTM. **Revista Cereus**, v. 12, n. 4, p. 93-104, 2020. DOI: 10.18605/2175-7275/cereus.v12n4p93-104.

SILVA, I. N. da; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. **Redes neurais artificiais para engenharia e ciências aplicadas: Curso Prático**. Artliber: 1ª Ed., 2010.

SON, N.; SHIN, Y. Short- and medium-term electricity consumption forecasting using Prophet and GRU. **Sustainability**, v. 15, n. 22, 15860, 2023. DOI: 10.3390/su152215860.

TAYLOR, S. J., & LETHAM, B. (2018). Forecasting at Scale. **The American Statistician**, 72, 37-45. https://doi.org/10.1080/00031305.2017.1380080.ch.

DADOS DOS AUTORES:

Marco Antônio Silva Pereira
E-mail: marco.silva@ifmg.edu.br
Curriculum Lattes: http://lattes.cnpq.br/2304846170111934
Possui curso técnico em eletrotécnica (2017) pela Escola Politécnica de Minas Gerais (POLIMIG), graduação em Engenharia Elétrica (2014) pelo Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Minas Gerais (IFMG - Campus Formiga), pós-graduação em Docência para a Educação Profissional e Tecnológica (2021) pelo Instituto Federal do Espírito Santo (IFES - Campus Colatina) e mestrado em Engenharia Elétrica (2017) pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica (PPGEL), associação entre a Universidade Federal de São João del Rei (UFSJ) e o Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais (CEFET-MG). Trabalhou, como professor do magistério superior e do ensino básico, técnico e tecnológico (EBTT), em diversas instituições de ensino, tais como: IFMG - Campus Formiga (2015 a 2017), Faculdades Integradas do Norte de Minas (FUNORTE/Campus JK - 2017 a 2019), Faculdade de Ciência e Tecnologia de Montes Claros (FEMC/FACIT - 2018 a 2019), Instituto Federal do Norte de Minas Gerais (IFNMG/Campus Porteirinha - 2019 a 2020), Centro de Referência em Formação e Educação a Distância do IFNMG (CEAD/IFNMG - 2018 a 2019) e Instituto Federal do Triângulo Mineiro (IFTM/Campus Paracatu - 2020). Atualmente, é professor EBTT, no núcleo de Eletrônica do IFMG - Campus Formiga.

André Victor Luíz Cândido
E-mail: andrevluiz15@gmail.com
Curriculum Lattes: http://lattes.cnpq.br/6020623708890566

Atualmente graduando em Engenharia Elétrica pelo Instituo Federal de Minas Gerais, Vice Coordenador do Crea-Jr MG - Núcleo Formiga, atuante na Equipe Gestora do Laboratório de Inovação, Criatividade e Empreendedorismo Universitário (LICEU) do IFMG Campus Formiga. Tem experiência na área de Engenharia Elétrica, na elaboração de Projetos de Instalações Elétricas, com ênfase em metodologia BIM.