



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

ESTUDO DE CASO DO USO DO MODELO PROPHET PARA A PREVISÃO DO CONSUMO ELÉTRICO USANDO DADOS REAIS DE CONSUMO

RICARDO LOMBA DE ARAUJO JUNIOR(1); PEDRO BANDEIRA DE MELLO MARTINS(1); RAPHAEL GUIMARAES DUARTE PINTO(1); VAGNER BARBOSA DO NASCIMENTO(1); (1) GREENANT(1)

RESUMO

Este trabalho apresenta um estudo de caso da aplicação do modelo Prophet, em um contexto de negócios, para a predição da demanda energética de empresas inseridas no sistema de distribuição brasileiro. São usados dados reais de consumo de 3 empresas com perfil de consumo distinto. Os resultados obtidos utilizando o Prophet são comparados com as previsões geradas por uma rede neural recorrente (RNN) em termos de precisão, performance computacional, e interpretabilidade. Vantagens e desvantagens do modelo Prophet são discutidas baseadas nos resultados obtidos, ilustrando como o modelo pode responder às dificuldades práticas associadas ao uso efetivo de ferramentas de ciência de dados e como empresas brasileiras podem extrair mais valor de seus dados de consumo energético em resposta a um mercado cada vez mais dinâmico.

PALAVRAS-CHAVE

Previsão ; Medidores inteligentes ; Inteligência Artificial ; Aprendizado de Máquinas ; Prophet

1.0 INTRODUÇÃO

A previsão da demanda de energia em um ponto de consumo é chave para o desenvolvimento de estratégias de gerenciamento e planejamento dos recursos energéticos adequadas a um Mercado Livre de eletricidade cada vez mais dinâmico e com cada vez mais atores. Organizações nesse mercado precisam ser capazes de antecipar não apenas o seu consumo como também a ocorrência de cargas máximas de pico afim de minimizar sua exposição às flutuações de preço da eletricidade. É cada vez mais comum, portanto, que empresas no Mercado Livre de eletricidade busquem aplicar ferramentas de ciência de dados para extrair os padrões de consumo e estimar sua demanda de energia a diferentes horizontes de previsão.

A progressiva popularização do uso de medidores inteligentes gera um grande volume de dados, conhecido como Big Data, possibilitando que o histórico de consumo elétrico possa ser interpretado como uma série temporal por modelos de aprendizado de máquina cada vez mais complexos e realizar previsões satisfatórias [1]. Entretanto, apesar de seu potencial técnico [2], a aplicação de modelos como por exemplo arquiteturas baseadas em redes neurais recorrentes (RNN, LSTM) em ambientes de negócio ainda encontra dificuldades práticas [3].

Primeiramente, modelos mais complexos tipicamente sofrem com a baixa interpretabilidade de seus resultados. Assim, as previsões geradas, por não poderem ser decompostas em parâmetros intuitivos, muitas vezes não auxiliam no processo decisório ligado ao desenvolvimento de uma estratégia de gestão energética.

Ademais, o crescimento de adesões ao Mercado Livre de energia implica necessariamente que muitas empresas ainda não geraram um volume de dados grande e íntegro o suficiente para o treinamento adequado desses modelos de aprendizagem profunda, pois é comum que instalações de medidores inteligentes sejam recentes.

Pressionados pela alta volatilidade do mercado de curto prazo de energia [4], os profissionais responsáveis pela gestão energética das empresas muitas vezes recorrem a softwares comerciais pré-existentes para acelerar sua transformação digital. Entretanto, tais soluções não são facilmente parametrizáveis de forma a incorporar as especificidades do negócio e o extenso conhecimento que esses profissionais possuem sobre seus próprios processos consumidores de energia em suas previsões.

Nesse contexto, o modelo Prophet, apresentado recentemente por pesquisadores do Facebook, apresenta características que respondem às dificuldades levantadas anteriormente. É um modelo relativamente simples e robusto a valores faltantes na série temporal para a qual deseja-se realizar previsões. Em estudos recentes, o Prophet foi aplicado com sucesso à previsão de diferentes grandezas, desde preço de transações de Bitcoin [5] ao nível de poluição do ar em cidades [6]. Tal capacidade de generalização faz com que o modelo tenha alto potencial para ser usado na previsão de cargas elétricas [7].

O objetivo deste trabalho é investigar o uso do Prophet para a predição da demanda energética de empresas inseridas no sistema de distribuição brasileiro. Para tanto, um estudo de caso usando dados reais de consumo provenientes de medidores inteligentes é proposto. Nele, considera-se que uma empresa aderente ao Mercado Livre de energia deve prever sua demanda para os próximos 30 dias para elaborar seu planejamento energético de curto prazo. Os resultados obtidos usando o modelo Prophet são comparados com as previsões geradas por uma rede neural recorrente (RNN) em termos de precisão, performance computacional, e interpretabilidade.

2.0 METODOLOGIA

2.1 Descrição dos dados de medição de consumo e métricas de performance

Foram usados dados reais de consumo de 3 empresas com perfil de consumo distinto extraídos diretamente de medidores inteligentes instalados junto aos respectivos consumidores. As empresas estudadas são uma fábrica de alimentação animal, uma indústria de beneficiamento de metais, e um escritório comercial. Medidores GreenAnt GASM-B são usados para coletar as potências médias por fase elétrica de minuto a minuto. O consumo energético é então obtido usando a frequência de amostragem e a soma das potências médias naquele período.

Como esses clientes estão inseridos no Mercado Livre de eletricidade e portanto expostos à tarifação de curto prazo horária, os dados são reamostrados em janelas de 1 hora, de modo que as métricas de performance dos modelos estejam relacionadas à frequência de variação do Preço de Liquidação de Diferenças (PLD).

Dessa forma, a performance preditiva no cenário considerado para esse estudo de caso é avaliada através de duas métricas. Primeiramente, o erro médio absoluto representa a exposição média da empresa ao PLD horário. Já o erro absoluto relativo ao consumo mensal é representativo da previsão do total de requisitos energéticos de mês a mês.

2.2 Rede Neural Recorrente (RNN)

Uma rede neural recorrente simples é usada como referência e linha de base de poder preditivo. Ela é construída com três camadas que totalizam um total de 2,161 parâmetros treináveis:

- Input layer: camada recebendo uma semana de dados de consumo.
- Hidden layer: RNN com 24 unidades.
- Output layer: neurônio combinando as saídas da camada precedente em uma previsão de consumo horário.

A RNN construída gera previsões de consumo de hora em hora. Tais previsões são iteradas de modo a gerar uma previsão para os próximos 30 dias. Ou seja, o modelo é realimentado com suas saídas em cada passo de tempo, e as previsões realizadas são condicionadas pela previsão anterior.

A Figura xx ilustra o algoritmo iterativo empregado. Cada valor de consumo na janela histórica considerada como entrada na RNN atualiza o estado atual do modelo. O saída do último bloco recorrente na rede corresponde à previsão para a próxima hora. O modelo é então realimentado com a última previsão realizada, criando-se assim um processo iterativo capaz de gerar previsões a diferentes horizontes, como em [8]:

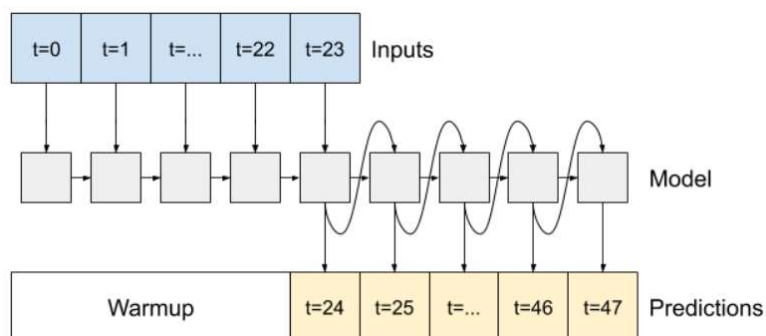


Figura 1- Processo de geração de previsões múltiplas a partir de uma RNN com uma única saída.

2.3 O modelo Prophet

A algoritmo do Prophet visa decompor uma série temporal em tendências, sazonalidades múltiplas e efeitos pontuais associados a um dia específico. Esta última componente é chamada de “feriados”, mas também pode representar outras datas relevantes para um negócio. A representação matemática da série temporal $y(t)$ decomposta é portanto:

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

onde $g(t)$ é a função de tendência e representa efeitos não-periódicos, $s(t)$ é a função de sazonalidades e representa o efeito combinado de mudanças periódicas na série, e $h(t)$ representa os efeitos de feriados e eventos recorrentes de período irregular. O termo $\epsilon(t)$ representa mudanças no valor da série temporal não acomodada pelos demais termos.

Assim, o algoritmo consiste em determinar $y'(t) = g'(t) + s'(t) + h'(t)$ tal que alguma métrica de distância entre $y(t)$ e $y'(t)$ seja mínima. Estamos, de fato, abordando o problema de previsão como um ajuste de curva, o que é inerentemente diferente dos modelos de série temporal que explicitamente consideram a estrutura de dependência temporal nos dados. Por fim, utiliza-se como heurística o fato de que unidades consumidoras não injetam energia na rede elétrica, e substitui-se valores previstos negativos por zero.

Como o Prophet propõe-se a incorporar o conhecimento do próprio negócio ao modelo, uma breve análise exploratória dos dados é realizada para cada caso estudado a fim de obter-se um entendimento superficial dos padrões de consumo energético e parametrizar as sazonalidades do modelo.

3.0 RESULTADOS

3.1 Resultados para Caso da fábrica de ração animal

Por sucintez, a análise exploratória dos dados de medição é detalhada apenas para o caso da fábrica de rações, com o intuito de descrever o processo empregado. A Figura 1 ilustra o histórico de medições na indústria estudada

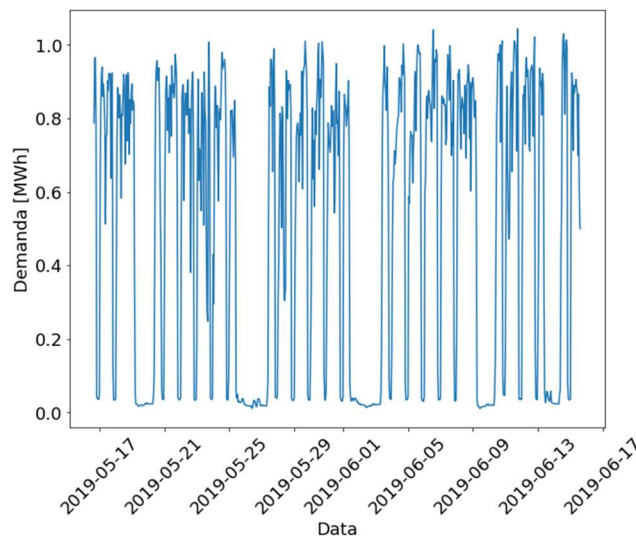


Figura 2 - Histórico da demanda energética do cliente industrial

A Figura 2 representa as distribuições de densidade para o consumo medido. Foi observado que, apesar de possuir um perfil de consumo semanal relativamente bem definido, a indústria estudada também apresenta muitos valores discrepantes a tais valores típicos. Por exemplo, apesar de não consumir na maioria dos domingos, em outros o consumo é característico de uma produção ativa, o que possivelmente decorre de uma necessidade pontual de aumento da oferta. Também são observados níveis de consumo parcial e desligamentos em momentos que seriam tipicamente produtivos. Uma das possíveis explicações para esse fato são desligamentos programados de manutenção preventiva.

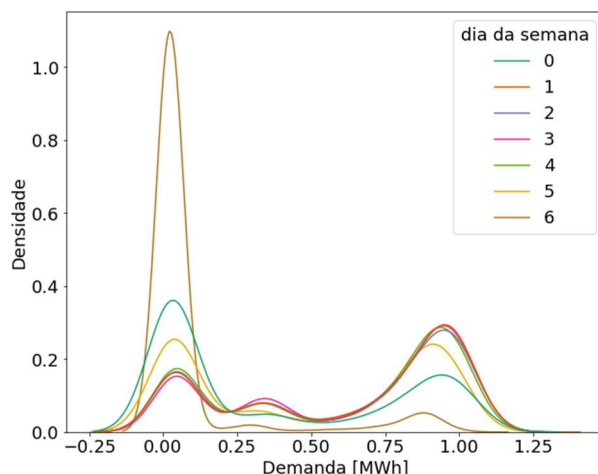


Figura 3 -Distribuição de densidade de níveis de demanda para o caso industrial. Os dias da semana, de 0 a 6, representam uma semana de segunda-feira (0) a domingo (6).

Assim, o modelo Prophet utilizado para essa indústria é composto por uma função de tendência linear, uma sazonalidade anual, os 8 feriados nacionais e 4 sazonalidades diárias: uma para sábados, uma para domingos, uma para segundas-feiras e outra para os demais dias da semana. Todas as sazonalidades são definidas como séries de Fourier truncadas em seu décimo termo. Ao total, são 115 regressores usados em um problema de ajuste de curvas. O tempo de treinamento do Prophet foi 96% inferior ao da RNN.

A Figura 3 mostra os resultados das previsões obtidas em um dado intervalo de tempo, junto do valor de fato aferido do consumo. Observa-se que ambos os modelos de previsão superestimam o consumo aos finais de semana. No caso do Prophet, isso se deve às sazonalidades definidas na criação do modelo e à presença de alguns finais de semana com produção ativa. Assim, a solução de menor erro é aquela que representa um consumo parcial aos finais de semana.

Já o resultado obtido através da RNN indica problemas relativos à previsão realizada iterando-se as previsões precedentes. Uma interpretação possível é que, a partir de um momento onde ela prevê um final de semana com produção, ela perde a informação de longo-prazo de desligamento aos sábados e domingos. A figura 3 também mostra que ambos os modelos foram capazes de aprender os padrões de desligamento noturno da fábrica estudada.

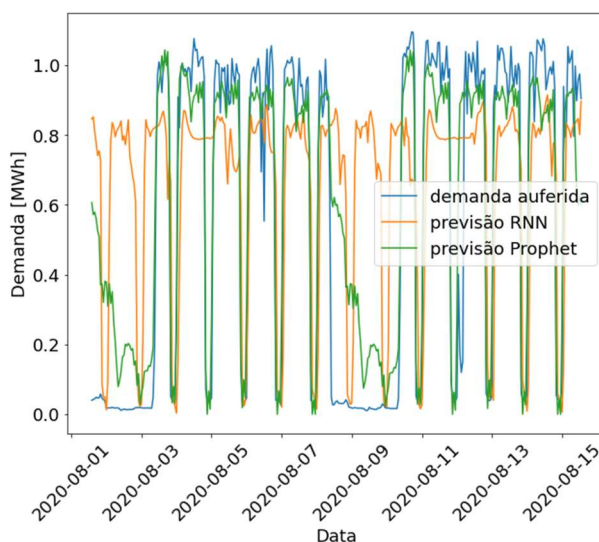


Figura 4 - Demanda realizada e demandas previstas (Prophet e RNN) para o caso da fábrica de rações.

3.2 Resultados para Caso da indústria de beneficiamento de metais

A Figura 4 ilustra as previsões geradas para o caso da indústria de beneficiamento de metais. Para esse conjunto de dados, a heurística de tratamento de previsões negativas geradas pelo Prophet foi amplamente acionada. Esse resultado é coerente com a premissa de que o Prophet é um modelo simples cuja performance preditiva é alavancada pelo conhecimento prévio de regras básicas de negócio.

Observa-se também que a RNN empregada foi capaz de absorver melhor os padrões de consumo de base da unidade estudada. Essa informação é extremamente relevante para o planejamento energético de uma unidade produtiva: ela permite comparar o consumo energético durante os períodos produtivos e não-produtivos. Um consumo elevado durante um período não-produtivo indica que máquinas não estão sendo desligadas, e pode representar uma ação de eficiência energética concreta, imediata e a custo zero.

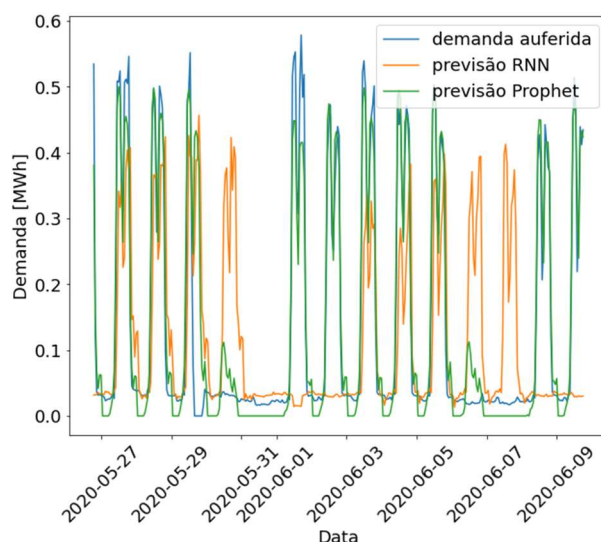


Figura 5 - Demanda realizada e demandas previstas (Prophet e RNN) para o caso da indústria de beneficiamento de metais.

3.3 Resultados para Caso do escritório comercial

As previsões e consumo real do escritório comercial são mostradas na Figura 5. O caso ilustra que esse perfil de consumo apresenta um nível de ruído maior, o que não é surpreendente dado as diferenças entre os negócios. Com efeito, as sazonalidades dos processos consumidores numa indústria tende a serem melhor definidas devido ao planejamento de produção, enquanto o consumo de um escritório é influenciado por fatores de maior aleatoriedade, como clima e taxa de ocupação.

Assim, é natural conjecturar que, durante seu processo de aprendizado, o Prophet convirja para uma solução que atribua maior relevância à tendência de crescimento e ao consumo médio do que às sazonalidades de curto prazo. Tal conjectura é coerente com os resultados mostrados na Figura 5, onde observa-se que a variância das previsões do Prophet é menor do que a da RNN, e ambas são menores que o sinal original.

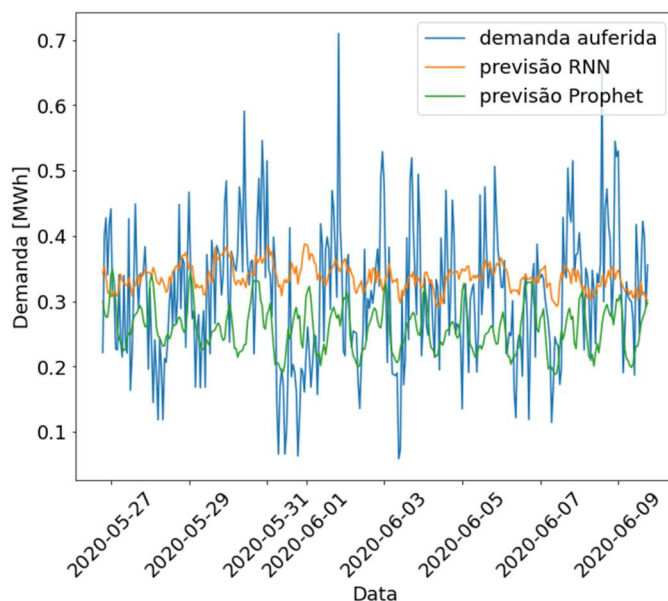


Figura 6 - Demanda realizada e demandas previstas (Prophet e RNN) para o caso do escritório comercial

3.4 Avaliação das métricas de performance preditiva

Embora a análise gráfica dos resultados obtidos forneça uma intuição sobre o funcionamento dos modelos, o uso de métricas bem estabelecidas é fundamental para avaliar a performance preditiva e a capacidade do algoritmo a auxiliar nas respostas às questões de negócio.

A exposição média da unidade consumidora ao PLD horário pode ser representada pela média dos erros absolutos (MAE), enquanto erro percentual relativo ao consumo mensal (aqui denominado MCPE) está atrelado ao planejamento energético de médio e longo prazo de uma empresa. A tabela abaixo sintetiza os resultados obtidos.

	Indústria		Escritório		Shopping	
	Prophet	RNN	Prophet	RNN	Prophet	RNN
MAE [MWh]	0,135	0,350	0,097	0,110	0,042	0,117
MCPE [%]	10,05%	23,80%	1,78%	23,42%	0,45%	20,08%

4.0 DISCUSSÕES

A aplicabilidade do Prophet é discutida num contexto de negócios. Além do menor erro cometido no conjunto de dados de validação e de um menor tempo de execução, o Prophet permite a análise individualizada das componentes da série temporal, $g(t)$, $s(t)$ e $h(t)$. Como exemplo, a Figura 6 representa a componente de sazonalidade anual da demanda energética para o caso industrial. Este resultado em si já poderia auxiliar empresas em busca de melhor caracterizar seu consumo.

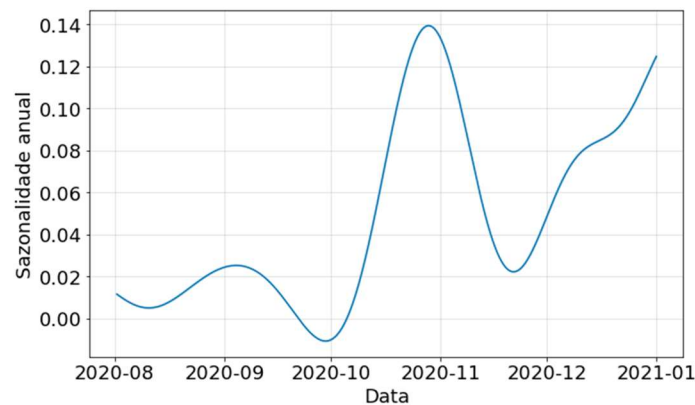


Figura 7 - Componente de sazonalidade anual na previsão gerada pelo modelo Prophet para o caso da fábrica de rações.

As previsões geradas podem ser decompostas em parâmetros intuitivos e contribuir ao desenvolvimento de uma estratégia de gestão energética. Ademais, por definição, o Prophet é treinado usando menos parâmetros e é robusto a dados faltantes, enquanto a RNN dependeria de passos adicionais para o tratamento (e.g. interpolação) dos valores faltantes na série temporal. Na prática, isso significa que empresas que desejem realizar previsões de consumo não precisam dispor de um extenso período de aquisição de dados ou investir tempo de seus colaboradores no tratamento desses dados antes de poder obter previsões confiáveis.

Foi mostrado que, dispondo de algum conhecimento prévio sobre os padrões de consumo energético de um negócio, o Prophet pode ser facilmente parametrizado de modo a explorar esse conhecimento. De mesmo modo, é possível inserir regressores adicionais contendo informações sobre tendências de mercado e datas significativas (como feriados ou eventos) que possam impactar o consumo energético.

Assim, o uso do Prophet pode ajudar empresas brasileiras em fase de transformação digital em sua gestão energética e diminuir o tempo de retorno de investimentos em medidores inteligentes, ao possibilitar a geração de previsões de demanda que possam ser integradas ao processo decisório da empresa, a exploração de diferentes projeções de mercado e ao reduzir o tempo necessário para a obtenção de previsões.

Ressalta-se, apesar do maior erro cometido nos casos estudados, a RNN foi capaz de identificar padrões de consumo que o Prophet é incapaz de prever. Este estudo de caso mostra, portanto, que uma arquitetura baseada em redes recorrentes é capaz de aprender padrões de consumo mais complexos e menos periódicos. Ademais, a RNN utilizada nesse estudo é uma arquitetura simples e genérica, e não foi realizada uma otimização dos hiperparâmetros do modelo. Entretanto, dado o custo computacional elevado e a baixa interpretabilidade dos resultados, cabe à empresa avaliar qual questão de negócio deseja-se responder.

5.0 CONCLUSÕES

Além de apresentar melhores métricas de erro, o Prophet permite a análise individualizada das componentes da série temporal. Ademais, por definição, o Prophet é treinado usando menos parâmetros e é robusto a dados faltantes, enquanto a RNN dependeria de passos adicionais para o tratamento dos valores faltantes e requer considerável poder computacional para treinamento.

Empresas muitas vezes possuem um padrão de consumo relativamente bem definido. Elas possuem por exemplo um horário de funcionamento bem estabelecido. Este estudo mostra que o Prophet é capaz de explorar tais padrões e realizar, de modo mais barato e simples, previsões de demanda de energia interpretáveis e portanto capazes de serem traduzidas em planos de ação concretos mais facilmente. Assim, este modelo pode facilitar a exploração de ferramentas de ciência de dados em empresas brasileiras no planejamento e execução de suas estratégias energéticas.

Apesar das características positivas evidenciadas nesse estudo, o Prophet não se mostrou capaz de aprender padrões de consumo mais complexos, em particular componentes de alta frequência no sinal de consumo. Nesse caso, o uso de modelos baseados em redes neurais recorrentes seria recomendado.

6.0 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] A. Parizad e C. J. Hatziaioniu, "Using Prophet Algorithm for Pattern Recognition and Short Term Forecasting of Load Demand Based on Seasonality and Exogenous Features," *2020 52nd North American Power Symposium (NAPS)*, pp. 1-6, 2021.
- [2] M. H. M. C. A. G. S. H. C. Z. M. S. J. P. M. K. & B. G. ABDALI, "Análise de Dados Aplicada a Verificação da Condição de Sistema de Ar Comprimido em Disjuntores de Alta Tensão em Subestações de Alta Necessidade de Confiabilidade," *XXV SNPTTE SEMINÁRIO NACIONAL DE PRODUÇÃO E TRANSMISSÃO DE ENERGIA ELÉTRICA*, 2019.
- [3] S. Taylor e B. Letham, "Forecasting at scale," *The American Statistician*, vol. 72, nº 1, pp. 37-45, 2018.
- [4] W. Takano e E. Asada, "Previsão de Carga no Mercado de Energia," *Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos-SBSE*, vol. 1, nº 1, 2020.
- [5] I. Yenidoğan, A. Çayir, O. Kozan, T. Dağ e Ç. Arslan, "Bitcoin forecasting using ARIMA and prophet," *3rd International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK)*, nº IEEE, pp. 621-624, 2018.
- [6] K. Samal, K. Babu, S. Das e A. Acharaya, "Time series based air pollution forecasting using SARIMA and prophet model," *Proceedings of the International Conference on Information Technology and Computer Communications*, pp. 80-85, 2019.
- [7] A. Almazrouee, A. Almeshal e A. Almutairi, "Long-term forecasting of electrical loads in Kuwait using Prophet and Holt-Winters models," *Applied Sciences*, vol. 10(16), nº 5627, 2020.
- [8] A. Graves, "Generating Sequences With Recurrent Neural Networks," em *arXiv:1308.0850v5*, 2014.

DADOS BIOGRÁFICOS



Professional Experience 2021 – present GreenAnt – Data scientist – São Paulo, Brazil. Management of end-to-end data science projects: data collection, modeling, deployment on cloud and dashboards design. Statistical analysis, feature engineering, and machine learning/deep learning modeling (TensorFlow, PyTorch, sklearn) of forecasting, recommendation, and signal disaggregation problems. Interfacing with clients (technical reporting) based on agile tools 2019 – 2021 VINCI Energies – Business manager – São Paulo, Brazil. Market analysis and strategic planning for the energy efficiency offer. Business development based on industrial machine learning applications and low-grade heat recovery. Project management on its technical, commercial, and financial aspects.

(2) PEDRO BANDEIRA DE MELLO MARTINS
Foi desenvolvedor de soluções por inteligência computacional da GreenAnt no Rio de Janeiro.

É mestre em inteligência computacional no Programa de Engenharia Elétrica da COPPE/UFRJ. Apresentou seu trabalho em conferências internacionais como a IEEE SmartGridComm 2018 em Aalborg, Dinamarca e a NILM Workshop 2017 em Austin-TX, EUA.

Engenheiro eletrônico e de computação pela Universidade Federal do Rio de Janeiro.

Foi bolsista da CAPES e DAAD, quando cursou 6 meses de curso de alemão e 1 ano de intercâmbio acadêmico pela Hochschule Offenburg na Alemanha.

(3) RAPHAEL GUIMARAES DUARTE PINTO
Graduação e mestrado em engenharia mecânica focado em eficiência energética e processos de geração de energia na PUC-Rio, doutor em planejamento energético na COPPE/UFRJ. Experiência em consultoria e projetos de P&D para o setor energético. Trabalhou como consultor técnico na área de energia e emissões de gases de efeito estufa para a ONU/PNUD, e órgãos governamentais como o Ministério de Ciência, Tecnologia e Inovação, Ministério da Fazenda e Ministério de Minas e Energia.

(4) VAGNER BARBOSA DO NASCIMENTO
Graduado em Sistemas de Informação e mestre em Informática pela PUC-Rio em ênfase em web semântica e aplicações hipermídia. É sócio fundador da GreenAnt, empresa de inteligência de dados para o setor elétrico, ocupando o cargo de CTO onde é responsável por toda a área de tecnologia da empresa. Já atuou como coordenador de projetos pesquisa e desenvolvimento do laboratório GIGA da Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Tem larga experiência na área de arquitetura de sistemas, sistemas embarcados, web semântica, internet das coisas e tecnologias para cloud computing.

(5) GUSTAVO CLAUDIO KARL COUTO
Possui graduação em Engenharia Eletrônica pelo Instituto Militar de Engenharia (2018) e um Mestrado em andamento em Engenharia de Automação e Sistemas na Universidade Federal de Santa Catarina (2022). Atualmente trabalha na área de pesquisa e desenvolvimento da GreenAnt.