



GRUPO DE ESTUDO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO - GDI

NOWCASTING DE DEMANDA PARA OPERAÇÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO EM TEMPO REAL

**JOSÉ PAULO RAMOS FERNANDES(1); JULIO AUGUSTO DRUZINA MASSIGNAN(1); JOÃO BOSCO
AUGUSTO LONDON JUNIOR(1); RODRIGO ZEMPULSKI FANUCCHI(2)
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS(1); COPEL S/A(2)**

RESUMO

A operação adequada de sistemas elétricos requer constante monitoramento a fim de garantir a segurança e continuidade do serviço. Visando auxiliar os operadores das redes, algoritmos de previsão do comportamento da rede são amplamente utilizados. Neste trabalho, é apresentado um algoritmo de regressão capaz de lidar com dados de alta granularidade em tempo real para previsões de curtíssimo prazo. Uma de suas principais vantagens é a utilização de bancos de dados bastante restritos. Os resultados obtidos indicam que esta proposta é capaz de oferecer previsões com boa precisão em situações reais.

PALAVRAS-CHAVE

Previsão de Demanda, Tempo Real, Sistemas Elétricos, Distribuição de Energia, Métodos Probabilísticos.

1.0 INTRODUÇÃO

O uso de preditores como ferramenta de auxílio na operação de sistemas elétricos é bastante conhecido no mundo acadêmico e também entre operadores das redes. Estas ferramentas permitem prever situações de falta, problemas de segurança e necessidade de mudanças na geração. Outra aplicação importante dos preditores se refere ao planejamento para manutenção, expansão e coordenação de sistemas elétricos.

Quando deseja-se auxiliar a operação em tempo real de redes, normalmente são utilizados preditores de curtíssimo e curto prazo. Já para lidar com planejamento, preditores de médio a longo prazo são recomendados. Conhecer a aplicação é crucial na modelagem de algoritmos de predição, visto que a longo prazo normalmente lida-se com grandes quantidades de dados agregados e valores de pico, enquanto a curto prazo busca-se prever comportamentos estocásticos.

A maioria das técnicas de previsão discutidas na literatura se concentra, normalmente, em lidar apenas com dados de carga, como mostrado em (1). Essas técnicas são baseadas nos mais variados métodos de previsão, passando por modelos de otimização clássica até modelos baseados em inteligência artificial (2). Nos modelos que fazem uso de inteligência artificial, ainda cabe destacar a enorme variedade de algoritmos que podem ser utilizados, como sistemas fuzzy (3) e redes neurais (4), ou mesmo a combinação entre dois ou mais métodos (5).

Uma das principais vantagens de se aplicar alguns algoritmos de inteligência artificial é a baixa dependência de especificidades da rede onde serão aplicados. Por exemplo, uma rede neural, ainda que necessite de novo treinamento ao mudar o sistema em que está sendo aplicada, não requer mudanças estruturais. Por outro lado, muitas dessas inteligências são altamente dependentes da disponibilidade de dados históricos (1).

Muitos dos preditores discutidos na literatura também são limitados à previsão de valores médios ou de pico para intervalos de tempo superiores a uma hora, apresentando informações importantes a respeito do sistema em estudo, mas não capturando oscilações observadas em prazos mais curtos.

Sabe-se que o comportamento dos sistemas elétricos está fortemente relacionado com o tempo e o clima (6). No entanto, muitas vezes dados climáticos precisos dos pontos de consumo de energia estão ausentes, dificultando sua aplicação. Acrescenta-se ainda o fato de que utilizar dados de previsão do tempo acrescenta mais uma incerteza aos modelos preditores, já que estes dados também estão sujeitos a erros.

O objetivo deste trabalho é apresentar uma proposta de preditor que minimize o impacto de situações de baixa disponibilidade de dados para treinamento, não dependendo de informações que não possam ser obtidas diretamente dos centros de operação, como dados climáticos. A metodologia proposta também deve ser capaz de operar em tempo real, mesmo com razoavelmente alta granularidade de dados, oferecendo precisão compatível

com outros trabalhos conhecidos da literatura, e capaz de prever variáveis da rede individualmente, não se restringindo à demanda por potência ativa.

Para alcançar os objetivos propostos, o método proposto faz uso de uma série de preditores diferentes baseados no regressor Gradient Boosting, em conjunto com a técnica de persistência, para realizar sucessivas previsões ajustadas conforme novos dados são fornecidos ao preditor. A fim de demonstrar sua eficiência, resultados da aplicação em porções de um sistema de distribuição real do Brasil são apresentados.

Este trabalho encontra-se dividido em Introdução (este capítulo); Metodologia, onde são apresentados conceitos referentes ao método proposto; Implementação, onde são explicados detalhes da implementação e execução do método proposto; Resultados, onde são mostrados testes em sistemas reais; Conclusão, onde discute-se perspectivas futuras e observações realizadas ao longo do desenvolvimento deste trabalho; e, por fim, Referências Bibliográficas.

2.0 METODOLOGIA

2.1. Processamento de dados

Um dos objetivos deste trabalho, como citado anteriormente, é minimizar a necessidade de dados para obtenção dos preditores. Deste modo, o processamento de dados torna-se especialmente importante para que seja possível extrair o máximo de informações possível dos dados disponíveis.

Buscando maximizar a quantidade de dados disponíveis para os regressores, é executada uma etapa de processamento onde a identificação do horário em que cada medição foi recebida é analisada. A partir desta informação, identifica-se o período do dia, a presença ou não de luz natural, a hora e o minuto (em relação ao começo do dia), o dia da semana e a ocorrência de eventos habituais da sociedade neste horário (por exemplo, hora do almoço, hora de pico, hora do café da manhã, etc.). Essa abordagem sobre os dados onde informações relativas ao comportamento humano são extraídas já é proposta em outros trabalhos da literatura (7), já a utilização de informações temporais é comum a todos os métodos de predição aplicados em sistemas elétricos.

É crucial que o processamento de dados seja ajustado ao local de origem das medições, visto que hábitos, época do ano e fuso horário podem variar entre diferentes regiões.

Para exemplificar o processamento dos dados, é apresentado a seguir a Tabela 1 com exemplos de como são identificadas as variáveis. Note que as variáveis referentes à ocorrência de eventos ligados a hábitos sociais e período do dia são binárias, onde 1 indica sua ocorrência e 0 sua ausência, e somente o horário e o valor medido são recebidos pela central de operação.

TABELA 1: Exemplo de processamento aplicado em medições recebidas.

Horário	Valor Medido	Luz Natural	Madrugada	Manhã	Tarde	Noite	Pico	Almoço
18:15:01	75.5	0	0	0	0	1	1	0
12:05:23	50.3	1	0	0	1	0	0	1
03:55:12	25.9	0	1	0	0	0	0	0

2.2. Regressor *Gradient Boosting*

A escolha do método de regressão utilizado pelo preditor deve ser coerente com a disponibilidade de dados e objetivo para o qual as predições são executadas. O Regressor Gradient Boosting compartilha uma série de características com as redes neurais artificiais no que diz respeito à necessidade de dados, no entanto, é possível utilizar subamostras obtidas a partir da amostra de treinamento e trabalhar com diferentes quantis da amostra, usando a versão estocástica do regressor. A combinação dessas características permite que sejam obtidas uma série de diferentes regressões a partir de uma amostra de dados, representando diferentes perfis de carga. Podem ser obtidas uma série de curvas baseadas em quantis diferentes para uma mesma amostra de dados a partir do Regressor Gradient Boosting, no entanto, a possibilidade de obter curvas com diferenças significativas entre quantis próximas dependerá do tamanho da amostra.

Uma discussão detalhada a respeito da parametrização deste método é apresentada em (8). O trabalho (8) também serviu de referência para a definição das configurações adotadas para treinamento dos regressores utilizados na realização deste trabalho.

A formulação do Regressor Gradient Boosting Estocástico, que foi a variação do regressor utilizada na elaboração deste trabalho, consiste em minimizar a equação dada por:

$$F^*(x) = \operatorname{argmin}_{\gamma} \sum_{i=1}^N \psi(y_i, \gamma)$$

onde o $\psi(y_i, \gamma)$ é a função perda, sendo y_i a resposta dada a uma entrada x qualquer.

Esta equação é minimizada através de um processo iterativo usando amostras aleatórias dos dados de treinamento de acordo com a quantidade de estimadores utilizada. A cada iteração o modelo é atualizado através de uma sequência de passos que podem ser encontrados no trabalho (8).

2.3. Previsão por persistência

A previsão por persistência consiste em assumir que a curva de carga do dia previsto será igual à curva de um dia anterior. Normalmente, utiliza-se o dia imediatamente anterior ou o último dia equivalente da semana anterior, quando deseja-se mitigar os efeitos de finais de semana e feriados.

Esta técnica requer pouquíssimos recursos computacionais e é bastante eficiente em redes que sofrem poucas mudanças ou para prever o comportamento do sistema elétrico em situações cujas variações ao longo do tempo são muito lentas, como por exemplo curvas de carga residenciais durante o período da madrugada.

2.4. Ajuste dos preditores

Os preditores são ajustados conforme os dados são recebidos. Esse ajuste envolve selecionar o preditor com melhor desempenho em amostras aleatórias de um intervalo de tempo determinado anterior à chegada dos dados mais recentes, além de multiplicá-lo por um fator de correção baseado no erro médio observado nas amostras deste período. Observe ainda que, com a chegada de novos dados, os quais vão para o bloco de dados históricos, os regressores são constantemente atualizados, dando sempre prioridade para aqueles com pior desempenho na etapa de ajuste.

Para encontrar o fator de ajuste e definir o preditor a ser utilizado, avalia-se o erro de cada um simulando as entradas de instantes passados recentes, cujas entradas já são conhecidas. Assim, são executados quatro passos: (i) cálculo dos erros recentes para um intervalo predefinido para cada preditor; (ii) remoção de erros que possam ser considerados *outliers*, para evitar prejuízos por dados ausentes ou efeitos aleatórios destoantes; (iii) seleção do preditor com menor erro percentual médio; (iv) multiplicação da função regressão do preditor selecionado por um fator de correção.

O fator de correção k pode ser obtido através do erro percentual médio observado em relação às previsões recentes com valores já conhecidos. Sendo α o erro percentual médio da amostra, o fator pode ser obtido por:

$$k = 1 \div (1 + \alpha)$$

Este fator equivale ao valor pelo qual a curva deveria ser multiplicada para que seu erro percentual médio em relação às amostras passadas fosse nulo. Deste modo, o uso de uma maior quantidade de quantis para obtenção de curvas de regressão usando o *Gradient Boosting*, é essencial para que se tenha maior possibilidade de encontrar previsões mais precisas, tendo como consequência o aumento do custo computacional, especialmente no uso do processador e consumo de memória RAM.

Na Figura 1 é ilustrado o processo realizado para seleção de preditores dentro de um dia de dados. Nessa imagem, em amarelo, verde e azul, estão preditores, em vermelho dados conhecidos e em preto os valores futuros reais. Estão delimitadas a amostra de ajuste e o horizonte de previsão. O valor α é obtido calculando a diferença média percentual entre cada preditor e os dados reais, em relação à amostra de ajuste. Neste exemplo, supondo que o preditor azul tenha o menor α , suas saídas (valores no intervalo referente ao horizonte de previsão) serão multiplicadas pelo fator k e os valores obtidos serão considerados a previsão final para esta execução.

3.0 IMPLEMENTAÇÃO

3.1. Geral

A implementação foi realizada em *Python*, sendo feito uso de bibliotecas para paralelização de alguns processos para melhor representação do desempenho em mundo real.

O treinamento inicial dos regressores é feito *offline*, não interferindo no desempenho do método proposto. No entanto, a implementação realizada permite que os regressores sejam atualizados paralelamente ao processo de recebimento de novas medições e predição de períodos futuros. Esta característica foi incluída com a finalidade de aprimorar o funcionamento do método proposto quando aplicado em situações reais, visto que a atualização do treinamento utilizando novas medições e descartando amostras muito antigas auxilia na obtenção preditores capazes de capturar as mudanças ocorridas na rede ao longo do tempo.

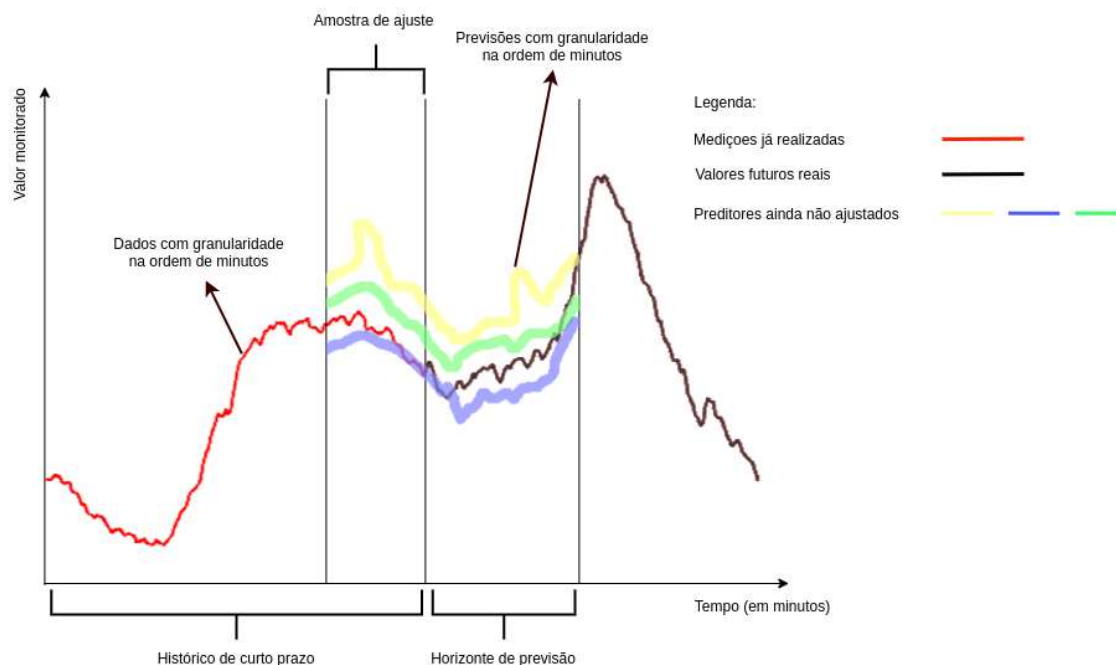


FIGURA 1: Exemplo ilustrativo do método proposto.

O treinamento inicial dos regressores é feito *offline*, não interferindo no desempenho do método proposto. No entanto, a implementação realizada permite que os regressores sejam atualizados paralelamente ao processo de recebimento de novas medições e predição de períodos futuros. Esta característica foi incluída com a finalidade de aprimorar o funcionamento do método proposto quando aplicado em situações reais, visto que a atualização do treinamento utilizando novas medições e descartando amostras muito antigas auxilia na obtenção preditores capazes de capturar as mudanças ocorridas na rede ao longo do tempo.

A Figura 2, apresentada adiante, indica a sequência seguida pelo método proposto e os respectivos gargalos para o desempenho de cada etapa. Observe que o centro de operação executa paralelamente etapas de previsão e treinamento, sendo a etapa de treinamento executada *offline* antes do início do processo somente com os dados históricos.

É possível otimizar o procedimento apresentado na Figura 2 caso haja maior disponibilidade de núcleos de processamento, pois a seleção dos regressores e a predição de diferentes curvas pode ser feita paralelamente.

3.2. Configurações disponíveis

Vários parâmetros podem ser ajustados no método proposto, dependendo da disponibilidade de recursos computacionais e precisão desejada. Os quantis utilizados para obtenção de regressores e os parâmetros para realização (ou não) da etapa de ajuste podem ser modificados livremente, assim como todos os parâmetros do Regressor *Gradient Boosting*. No caso do regressor, no entanto, o uso das configurações recomendadas em (8) mostrou-se mais eficaz em testes preliminares, sendo estas configurações mantidas como padrão na proposta.

A granularidade dos dados de entrada e saída também pode ser ajustada, sendo os dados convertidos para a granularidade desejada através de agrupamentos pela média ou mediana, conforme definido pelo operador. Além da granularidade de dados, o horizonte de previsão e o intervalo e quantidade de amostras utilizadas pela etapa de ajuste podem ser definidos pelo usuário, assim como a quantidade de dados utilizados para treinamento.

4.0 RESULTADOS

4.1. Metodologia de testes

Os testes foram realizados utilizando dados reais da Companhia Paranaense de Energia (COPEL), referentes aos meses de janeiro/fevereiro de 2016 e junho/julho de 2020, que foram cedidos para a realização deste trabalho, cobrindo duas diferentes épocas do ano. Foram utilizados dados de duas porções diferentes da rede: uma contendo 18 unidades de medição de corrente (Grupo I) e outra contendo 65 unidades de medição, sendo 39 de corrente, 13 de potência ativa e 13 de potência reativa (Grupo II).

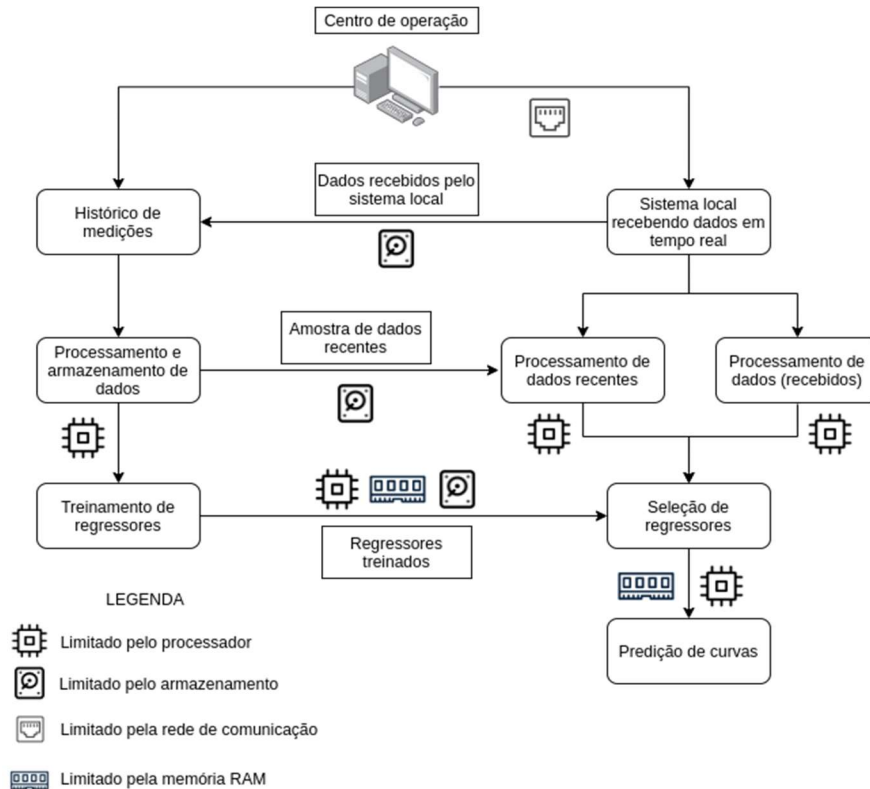


FIGURA 2: Fluxograma do método proposto e gargalos no desempenho computacional de cada etapa envolvida.

As amostras de dados foram divididas em 21 dias sequenciais para treinamento e três sequenciais para validação. A amostra de testes do Grupo I é composta por uma quarta, uma quinta e uma sexta-feira, enquanto a do Grupo II é composta por uma sexta-feira e um final de semana. Foram utilizadas subamostras em uma razão de 0,4 (ou 40%) da amostra total para os procedimentos de treinamento, com um total de 300 estimadores por regressor. As medições foram agrupadas pela mediana para que se tenha uma medição de cada variável a cada três minutos.

Os parâmetros de previsão adotados foram: (i) intervalo 3h entre previsões; (ii) utilização de 5 amostras aleatórias do período de 1h30min anterior à chamada do preditor para escolha do preditor; (iii) dados agrupados pela mediana para geração de amostras com granularidade de 5 minutos e 15 minutos; e (iv) execução de 100 simulações por granularidade, em períodos dos dias uniformemente distribuídos nas amostras de treinamento. Ao todo, foram treinados 11 diferentes regressores, utilizando amostragem por mediana e por quantis de 5% a 95%, variando de 10% em 10%, além de ter sido salva a curva de persistência em cada caso.

Todos os testes foram realizados utilizando o mesmo *hardware*, composto por um processador Intel Core i5 9300H com frequência base de 2,9GHz e máxima de 4,1GHz, 16GB de memória RAM operando a 2666MHz, SSD NVMe com velocidade de leitura de 3GB/s e escrita de 2,2GB/s rodando o sistema operacional Ubuntu 20.04 LTS.

4.2 Análise do custo computacional

Conforme mostrado na Figura 2, cada etapa pode ser limitada por um ou mais componentes do *hardware* utilizado. Por se tratar de um método voltado para utilização de dados locais, todas as operações são realizadas pela mesma máquina, em paralelo. Não foi simulado o impacto do sistema de comunicação, já que as entradas de dados estavam todas no mesmo dispositivo utilizado para simular as previsões.

O principal componente limitante para o desempenho de acordo com as observações realizadas foi o processador, sendo este diretamente responsável pela velocidade do treinamento e da previsão. Também foram estimadas limitações relacionadas à disponibilidade de memória RAM, visto que, em um teste com 65 diferentes variáveis a

serem previstas, usando os parâmetros estabelecidos na metodologia de testes, o consumo de memória RAM foi de aproximadamente 6GB. Com 15 variáveis, o consumo ficou em cerca de 2GB, indicando um aumento de aproximadamente 80MB no consumo de memória por variável a ser prevista.

Não foram observados gargalos relacionados ao armazenamento, com a velocidade de acesso ao SSD pelo método proposto mantendo-se abaixo dos 50MB/s, que é uma velocidade inferior à de discos rígidos tradicionais, normalmente utilizados para armazenamento de grandes quantidades de dados. Destaca-se, no entanto, que um aumento na quantidade de variáveis a serem previstas pode resultar em perda de desempenho por sobrecarga do armazenamento.

Por fim, o tempo necessário para a predição de dados para os parâmetros utilizados foi de 7,64 segundos em média, contando a etapa de ajuste, para a granularidade de 5 minutos, enquanto o tempo de treinamento para cada conjunto de regressores de uma variável foi de 43,61 segundos. Para a granularidade de 15 minutos, a média da etapa de previsão e ajuste foi de 1,20 segundos e a média do treinamento de 32,21 segundos. Observe que o desempenho destas etapas está diretamente associado ao processador, o qual, neste caso, sofre com limitações térmicas. Em um dispositivo adequado, espera-se melhor desempenho e tempos ainda menores. Os tempos médios para cada etapa são resumidos na Tabela 2.

TABELA 2: Tempos médios de processamento de cada etapa por granularidade.

Granularidade	5 minutos	15 minutos
Treinamento (por variável)	43,61 segundos	32,21 segundos
Ajuste e previsão (por variável)	7,64 segundos	1,20 segundos

4.3. Desempenho em testes em sistema real

Conforme informado anteriormente, os testes foram realizados utilizando dados reais da rede da COPEL. A seguir são apresentados os resultados obtidos relativos ao erro percentual médio (EPM), indicando os valores mínimos, médios, medianos e máximos para cada grupo de testes. As Tabelas 3 e 4 apresentam os resultados obtidos por grupo, já as Figuras 3 e 4 mostram a distribuição dos erros médios e medianos graficamente usando a granularidade de dados de 5 minutos. Na Figura 5 é apresentado um exemplo de curva reconstruída pela junção de curvas previstas a cada 3h para um dia completo nos testes realizados.

4.4 Análise dos resultados

É possível observar pelos resultados pelas Tabelas 3 e 4 e Figuras 3 e 4 que há maior precisão na previsão de medidas de corrente e potência ativa, havendo grande variação na precisão nos valores de potência reativa. Isso se deve ao fato de as medidas com erros muito grandes serem de escalas muito pequenas, da ordem de 10^{-2} , o que torna um erro absoluto pequeno em um alto valor percentual, e à forte variabilidade dessa grandeza.

Destaca-se que o Grupo I é composto por 18 diferentes medidas previstas, com todas obtendo erros médios abaixo de 9% e a mediana dos erros sempre abaixo de 7%, enquanto o Grupo II, com 65 diferentes medidas, apresentou *outliers* abaixo de 15% em relação ao erro médio e abaixo de 9% em relação ao erro mediano, tendo um erro médio geral abaixo de 6% e mediano abaixo de 4%.

TABELA 3: Distribuição dos erros percentuais médios no conjunto de variáveis previstas por granularidade.

Grupo I		
EPM	Granularidade 5 min	Granularidade 15 min
Máximo	8,09%	7,82%
Mínimo	3,02%	2,79%
Médio	4,91%	4,87%
Mediano	3,94%	3,77%

TABELA 4: Distribuição dos erros percentuais médios no conjunto de variáveis previstas por granularidade e tipo.

Grupo II

EPM (%)	Granularidade 5 min			Granularidade 15 min		
Tipo	Pot. Ativa	Pot. Reativa	Corrente	Pot. Ativa	Pot. Reativa	Corrente
Máximo	12,43%	103,03%	12,87%	12,57%	328,77%	12,69%
Mínimo	3,28%	3,68%	3,18%	3,36%	3,96%	3,11%
Médio	5,73%	22,94%	5,73%	5,80%	38,80%	5,67%
Mediano	3,83%	20,32%	3,85%	3,87%	15,45%	3,96%

Distribuição do erro percentual no conjunto dos preditores (%)

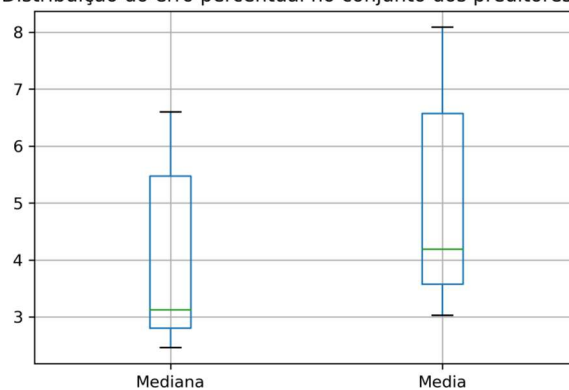


FIGURA 3: Distribuição dos Erros Percentuais do conjunto de variáveis previstas por média e mediana para granularidade de 5 minutos.

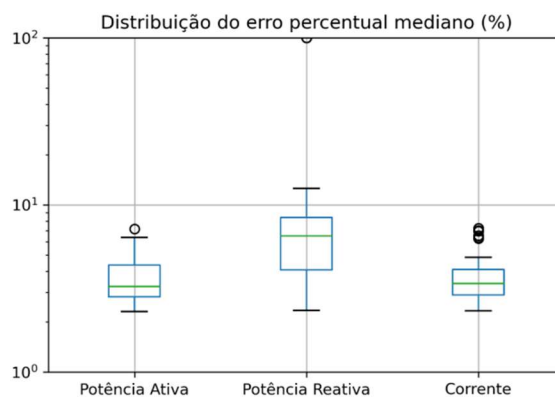
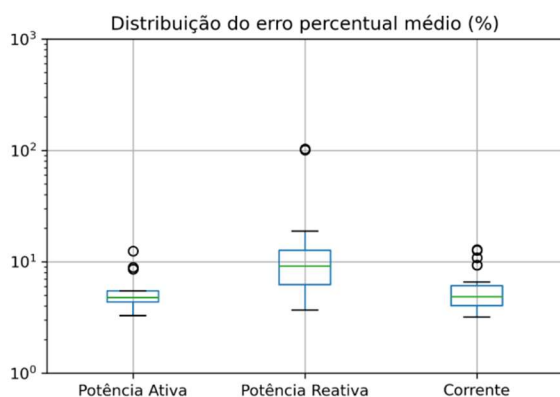


FIGURA 4: Distribuição dos Erros Percentuais do conjunto de variáveis previstas por média, mediana e tipo para granularidade de 5 minutos em escala logarítmica.

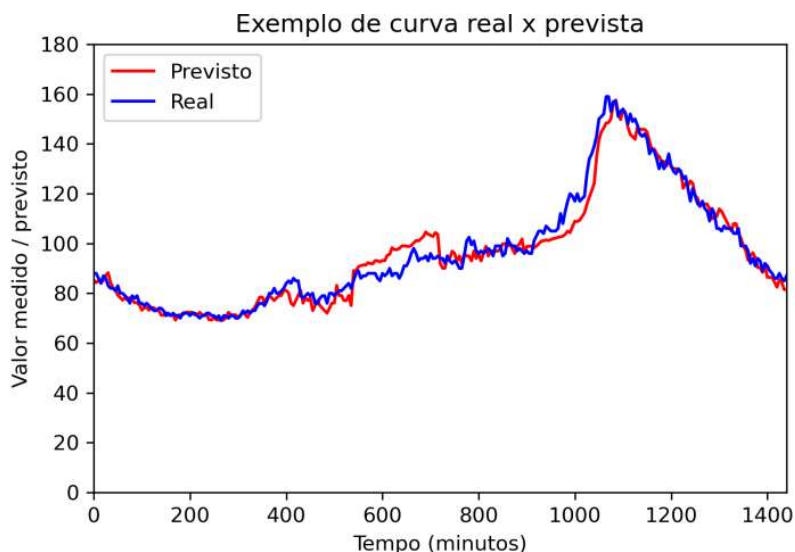


FIGURA 5: Exemplo de curva de corrente reconstruída pelo preditor unindo previsões feitas de 3 em 3 horas, com granularidade de 5 minutos.

5.0 CONCLUSÕES

O método proposto mostrou-se computacionalmente viável para aplicações em tempo real e conseguiu apresentar resultados compatíveis com a literatura (1), apesar do uso de amostras de dados consideravelmente mais restritas e não utilização de dados climáticos. Destaca-se ainda a capacidade de lidar, com razoável precisão, com dados de alta granularidade, situação ainda pouco explorada em trabalhos da área.

Ainda que os resultados sejam satisfatórios, foi possível perceber uma queda de desempenho significativa ao lidar com dados de potência reativa, comparado aos demais. Este problema requer melhor exploração dos dados, cabendo a avaliação da inclusão de outras técnicas capazes de lidar com curvas de comportamento similar ou mesmo do cruzamento de dados com os demais preditores envolvidos no mesmo processo para maior precisão.

Por fim, destaca-se a necessidade de realizar testes em maior escala e com amostras mais amplas para que possam ser melhor observadas as deficiências presentes no método proposto até agora. Também se faz necessária a avaliação da metodologia proposta em um *hardware* com configurações adequadas a um centro de operações, onde será possível avaliar o aumento da paralelização do algoritmo em favor de um melhor desempenho computacional, o que também permitiria o uso de amostras de dados ainda maiores, mesmo em tempo real.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem o apoio das instituições CNPq (processo 308297/2018-0), CAPES (processo 88887.464768/2019-00), FAPESP (processo 2016/19646-6) e COPEL S/A (processo PD2866-0505/2018) para o desenvolvimento deste trabalho.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- (1) FALLAH, S. N. et al. Computational Intelligence Approaches for Energy Load Forecasting in Smart Energy Management Grids: State of the Art, Future Challenges, and Research Directions. *Energies*. 2018.
- (2) HAMMAD, M. A. et al. Methods and Models for Electric Load Forecasting: A Comprehensive Review. *Logistics & Sustainable Transport*. 2020.
- (3) ECONOMAKOS, E. Application of FUZZY Concepts to Power Demand Forecasting. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, v. 9, no. 10. 1979.
- (4) KIARTZIS, S.; BAKIRTZIS, A.; PETRIDIS, V. Short-term load forecasting using neural networks. *Electric Power Systems Research*, vol. 33, no. 1. 1995.
- (5) KOUSHKI, A.; MARALLOO, M. N.; HASHEMITABAR, B.; LUCAS, C. Load forecasting with the aid of neuro-fuzzy modelling. *Proceeding of Seventh International Conference on CSIT*. 2009.

- (6) MUKHOPADHYAY, P.; MITRA, G.; BANERJEE, S.; MUKHERJEE, G. Electricity load forecasting using fuzzy logic: Short term load forecasting factoring weather parameter. 7th International Conference on Power Systems (ICPS). 2017.
- (7) JAVED, F. et al. Forecasting for demand response in smart grids: An analysis on use of anthropologic and structural data and short term multiple loads forecasting. Applied Energy, v. 96. 2012.
- (8) FRIEDMAN, J. H. Stochastic gradient boosting. Computational Statistics Data Analysis, vol. 38, no. 4. 2002.

DADOS BIOGRÁFICOS



(1) JOSÉ PAULO RAMOS FERNANDES é doutorando na área de Sistemas Elétricos de potência na Escola de Engenharia de São Carlos, da Universidade de São Paulo (EESC-USP). Mestre em Engenharia Elétrica pela EESC-USP (2019) e graduado em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal do Triângulo Mineiro (2016). Principais áreas de pesquisa são processamento de dados, reconfiguração de redes e estimação de estado.

(2) JULIO AUGUSTO DRUZINA MASSIGNAN é graduado em Engenharia Elétrica (2011), com Mestrado (2016) e Doutorado (2021) em Sistemas Elétricos de Potências, pela Escola de Engenharia de São Carlos, da Universidade de São Paulo (EESC-USP). Seus interesses de pesquisa compreendem estimação de estado para sistemas elétricos de potência, otimização e computação de alto desempenho, Inferência Bayesiana e métodos probabilísticos, e aplicações para redes inteligentes e mercados de energia.

(3) JOÃO BOSCO AUGUSTO LONDON JUNIOR possui graduação em Engenharia Elétrica (EE) pela Universidade Federal de Mato Grosso (1993), mestrado em EE pela Escola de Engenharia de São Carlos, da Universidade de São Paulo (EESC-USP) (1997) e doutorado em EE pela Escola Politécnica, da Universidade de São Paulo (2000). Realizou dois estágios pós-doutoral no exterior, o primeiro na Virginia Tech e o segundo no Instituto de Engenharia de Sistemas e Computadores, Ciência e Tecnologia (INESC TEC). Atualmente é Professor Associado (MS5) do Departamento de Engenharia Elétrica e de Computação da EESC-USP e Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da EESC-USP.

(4) RODRIGO ZEMPULSKI FANUCCHI é graduado em engenharia elétrica pela Universidade Estadual de Londrina, possui mestrado e doutorado em Sistemas Dinâmicos pela Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo. Docente de cursos de pós-graduação na área de sistemas de distribuição de energia e de proteção de sistemas elétricos de potência. Atualmente é gerente da área de direcionamento da manutenção norte da Copel Distribuição, atuando ainda como gerente de projetos de pesquisa e desenvolvimento em IA, Big Data e sistemas de recomposição automática de redes de distribuição.