

A Volatility Index for Bilateral Electricity Contracting Auctions

C. Nametala, W. de Faria, and B. Júnior

Abstract—The use of electricity auctions in daily and intraday trading is one of the most common means of trading on electricity exchanges. Auctions are carried out aiming to reach a marginal price that will be charged for all agents involved. The identification of appropriate moments for placing bids interests consumers and generators, as negotiated demand is directly related to the marginal price established at the end of each auction. In the stock market several indexes assist investors in decision making on operations. However, energy auctions still lack this type of tool. In this context, this paper presents an index proposal based on aggregate supply and demand curves. Machine learning models and time series statistics are employed to predict bid value volatility trends. The experiments used real data from a 958 bid auction promoted by the Iberian Energy Market Operator (*Operador del Mercado Ibérico de Energía, OMIE*), the stock exchange responsible for the spot market in Spain and Portugal. Based on the results, it was possible to identify moments in which the parties involved in the auction chose to compromise on bid values with specification of the magnitude of these concessions.

Index Terms—Electricity auctions, ARIMA, Metaheuristics, Time series, MIBEL.

I. INTRODUÇÃO

A desregulação de mercados de energia elétrica em diversos países transformou a forma como a eletricidade é negociada. Se antes, majoritariamente, a energia era um bem de propriedade do estado, com a abertura dos mercados esta pôde ser livremente comercializada entre geradores, distribuidoras, consumidores e demais agentes [1]. Atualmente diversos mercados de energia tem se beneficiado da desregulação e, nesse sentido, tem sido criadas organizações com o objetivo de organizar e promover a coexistência dos chamados, operador de sistema e de mercado independentemente. Enquanto o operador de mercado dá suporte à plataforma que permite a negociação entre os agentes, o operador de sistema, informado pelo operador de mercado, garante que o despacho da produção de energia elétrica celebrada nos contratos seja cumprido conforme demanda negociada e atendendo a possíveis restrições técnicas envolvidas [2]–[4]. Estes operadores além de promover o cumprimento das regras de compra e venda são responsáveis por disponibilizar publicamente dados de mercado. Estes dados são importantes na formação do preço da energia, pois podem afetar a forma como

consumidores reagem quando da necessidade de se escolher um provedor, logo, dados de mercado podem ser informações que demonstram a qualidade e capacidade instalada de um sistema, históricos de preços de eletricidade em localidades distintas, como também, registros de negociações ocorridas em balcões de comércio voluntário.

A formação do preço da energia elétrica em diversos países é realizada por meio de bolsas de eletricidade. Um dos balcões de negociação mais adotados e que, geralmente, dita o preço futuro para o dia seguinte é o leilão com negociação hora a hora. Dentre as formas de leilão praticadas, a mais comum é o leilão de contratação bilateral na modalidade de preço uniforme com lances [2]. Lances são proposta de negociação que podem ser realizadas em tempo real com a finalidade de celebrar acordo entre as partes. Neste sentido, as ofertas são submetidas pelos compradores com preço e volume definidos. As mesmas, por sua vez, são agregados em ordem decrescente. Do outro lado, vendedores podem aceitar ou não o preço até completar a demanda requerida. O encontro das curvas de oferta e demanda determinam o chamado preço marginal. Este preço é fixado ao final do leilão de forma que todos os agentes vendedores são pagos isonomicamente pelo mesmo valor. Consequentemente, torna-se interesse dos agentes envolvidos numa negociação via leilão, decidir o momento mais oportuno para o registro de um lance, ou até mesmo a decisão de não participação.

Observa-se em bolsas de valores (que negociam ativos que permitem custódia) o uso de índices baseados em dados históricos. Estes auxiliam o investidor na construção de estratégias na busca de lucro sobre operações. O uso deste tipo de ferramental em mercados de eletricidade, no entanto, tem sido pouco considerado, pois mercados de eletricidade, por sua natureza mais regulada e características da energia, não são historicamente um ambiente de especulação financeira. Na mesma área de aplicação deste estudo algumas revisões bibliográficas já apresentaram trabalhos envolvendo modelos preditivos para séries de preço de energia [5]–[8]. Outras publicações mais recentes (últimos 24 meses) também exploraram a mesma temática [9]–[14]. Análises de mercado de energia de um ponto de vista econômico, político e social também já foram discutidas [15]–[17]. Apesar da amplitude desta área de pesquisa, em nosso levantamento bibliográfico, no entanto, não foram observadas aplicações preditivas específicas para o leilão de energia elétrica visando a tomada de decisão com base em indicadores.

Buscando-se, portanto, atuar nesta lacuna de pesquisa, este trabalho apresenta uma proposta de índice que pode ser utilizado para auxílio na tomada de decisão sob a perspectiva da busca de lucro. O ambiente de aplicação é o leilão de energia,

C. A. L. Nametala, Departamento de Engenharia Elétrica e Computação, Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, Brasil, ciniro@usp.br.

W. R. de Faria, Departamento de Engenharia Elétrica e Computação, Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, Brasil, wandry@usp.br.

B. R. P. Júnior, Departamento de Engenharia Elétrica e Computação, Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, Brasil, brpjunior@usp.br.

pois o mesmo oportuniza, para as pontas negociadoras, possibilidade de melhores negócios caso o aceite ou a colocação de uma oferta seja feita de forma inteligente. Neste contexto, é objetivo deste trabalho disponibilizar um mecanismo que permita prever tendências de volatilidade, sendo útil neste sentido, para auxílio na identificação de momentos onde possa ocorrer cessão de uma das partes ao longo do leilão, antes do atingimento do preço marginal.

Na sequência desta introdução, este trabalho ainda está dividido em mais quatro seções. Na segunda são brevemente apresentadas as técnicas utilizadas, na terceira, a metodologia é abordada a fim de demonstrar como o índice foi elaborado, na quarta, são discutidos os resultados com base na aplicação em um caso real e, na quinta, são apresentadas as conclusões.

II. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Séries de preços em geral, incluindo-se as de preços de eletricidade, apresentam normalmente comportamento volátil, no entanto, não necessariamente aleatório [18]. Neste sentido, torna-se válida a possibilidade de averiguação e identificação de padrões baseados em dados históricos e outros índices de mercado que influenciem os movimentos destas séries. Esta volatilidade, principalmente observada em mercados de curto prazo, ocorre devido a diversos fatores, dentre os quais pode-se destacar, segundo Mayo [2], a inelasticidade da demanda, correlação positiva mas não linear entre demanda e preço, condições climáticas (especialmente temperatura), custo de combustíveis como gás e carvão, congestionamentos do sistema de transmissão, capacidade de reserva, tipos de tecnologia de geração (algumas intermitentes como eólica e solar) e, principalmente, impossibilidade de estocagem.

Métodos de predição para séries temporais possuem a sua eficácia diretamente relacionada com o tipo de série ao qual estão sendo submetidos. Seja no domínio temporal ou de frequências, modelos estocásticos ou probabilísticos consideram a aleatoriedade de uma variável em certo intervalo de tempo, logo, a previsão para um momento futuro pode apenas ser estimada [19]. Séries de preço de eletricidade, ainda podem apresentar características de difícil modelagem como sazonalidade, heterocedasticidade condicional, não linearidades, *outliers*, *clusters* de volatilidade acentuada e tendências [18]. Além disso, estas podem apresentar distribuições assimétricas e incomuns, nem sempre aderentes ao modelo gaussiano, fato que pode inviabilizar o uso de métodos estatísticos baseados no Teorema do Limite Central. A estacionariedade, neste sentido, pode ser uma característica a ser buscada, o que pode ser obtido, portanto, com o uso de métodos de pré-processamento de séries. No entanto, o uso destes artifícios pode remover características que denotam padrões importantes para a previsão, em razão disso, em séries não estacionárias cabe a aplicação de técnicas que focam também o tratamento de não linearidades e, principalmente, tenham capacidade de detecção, generalização e regressão universal a partir de um conjunto de padrões, a princípio, desconhecidos [20]. Deve-se levar em conta também que modelos de regressão que se utilizam de métodos de correlação podem possuir premissas a serem observadas antes da sua aplicação (como autocorrelação ou autocorrelação parcial).

As técnicas apresentadas nas subseções a seguir são utilizadas na composição do índice que está detalhado na seção de metodologia e, com base na discussão até aqui realizada, foram selecionadas visando a obtenção de melhores resultados na atividade de previsão.

A. *K-means*, *Elbow* e *Lowess*

Em estatística multivariada, métodos de suavização são úteis quando pretende-se realizar regressão numa série temporal. O uso associado do algoritmo *K-means* otimizado pelo método de *Elbow*, juntamente com uma técnica de *lowess*, pode ser utilizado para o ajuste generalizado dos dados presentes em séries com alta volatilidade. Preza-se, neste caso, pela manutenção das características estatísticas da mesma.

O *K-means* busca minimizar a distância de um ponto amostral para um dado centroide por meio de iterações que buscam, rodada a rodada, calcular o local no espaço onde existe a mínima variância dentro de um mesmo grupo [21]. Um dos problemas enfrentados quando se utiliza este algoritmo é a definição do valor de k adequado para uma dada amostra. O método de *Elbow* auxilia nesta definição computando a soma dos quadrados dos erros de cada operação variando-se o número de centroides de 1 a k . A cada novo teste ele compara a qualidade da alocação por meio da variância elementos-grupos. Se em um novo experimento, com um novo valor de k , não for observada contribuição frente ao valor obtido no experimento anterior, então as iterações são interrompidas.

Com base nos clusters identificados pelo *K-means* é possível realizar a regressão dos pontos contidos em cada grupo. Esta técnica, conhecida por *lowess*, baseia-se em ajustamentos feitos por meio de métodos de mínimos quadrados generalizados com nível de complexidade polinomial variável.

B. *ARIMA*, *AIC* e *KPSS*

A metodologia Box-Jenkins [22], denominada também como *Autoregressive Integrated Moving Average* (*ARIMA*), ganhou notoriedade, pois não gera modelos uniequacionais ou de equações simultâneas baseado nas relações de mercado preconizadas por qualquer teoria econômica, sendo considerada, portanto, ateorética [23]. Com base apenas nos dados da própria série temporal a ser analisada, essa metodologia tem por objetivo modelar de forma probabilística ou estocástica as relações existentes entre as observações históricas da série temporal.

O *ARIMA* é composto de dois processos básicos: O processo autoregressivo $AR(p)$ e o processo de médias móveis $MA(q)$, a junção destes é chamada de $ARMA(p, d)$. O modelo *ARMA* exige como premissa que a série à qual este será aplicado seja estacionária, para isso, um processo de integração $I(d)$ pode ser utilizado. Portanto, numa dada série temporal, porventura não estacionária, devem ser aplicadas uma quantidade d de integrações até a obtenção desta característica. A indicação de que a estacionariedade foi obtida pode ser feita por meio de testes de raiz unitária, um dos mais conhecidos é o teste *KPSS* [24]. Neste teste a hipótese alternativa informa que com uma quantidade determinada de diferenciações, a estacionariedade foi alcançada, enquanto que

na hipótese nula essa mesma quantidade de diferenciações é igual a zero. A combinação do ARMA com o processo de integração é chamado de $ARIMA(p, d, q)$.

A parametrização do ARIMA diz respeito a determinação da quantidade de termos autoregressivos (p), integrações (d) e termos de médias móveis (q). Essa definição pode ser obtida com base na minimização de métricas de critério de informação, sendo uma delas o *Akaike Information Criteria* (AIC) [25]. O AIC leva em conta a complexidade do modelo gerado, preterindo modelos mais complexos por modelos mais simples que, neste contexto, gerem resultados semelhantes do ponto de vista do ajustamento aos dados históricos, anteriores ao ponto de previsão.

C. POCID e RMSE

Para este trabalho foram utilizadas duas métricas de avaliação na qualidade das previsões realizadas, sendo (i) o *Percentage on Change in Direction* (POCID), que determina (percentualmente) a capacidade do modelo preditivo de gerar previsões que sigam as mesmas direções de movimento da série real e, (ii) o *Root Mean Square Error* (RMSE) que é utilizado para dizer o quanto de proximidade existe entre os valores das previsões realizadas e os dados reais. Estas métricas foram selecionadas, pois são adequadas a séries temporais e dão duas possibilidades de análise diferentes, uma baseada em movimento e outra em erro.

III. METODOLOGIA

A metodologia para geração e aplicação do índice de volatilidade é composta de três módulos. O primeiro módulo trata da aquisição dos *datasets* que contém os dados dos leilões de interesse. O segundo módulo é composto das etapas que realizam o tratamento dos dados visando melhorar a capacidade preditiva do modelo utilizado. Na terceira etapa são selecionados parâmetros com base na otimização dos modelos. Por fim, os modelos gerados são utilizados para previsão e auxílio na tomada de decisão.

Na Fig. 1 podem ser visualizadas as etapas contidas em cada um dos módulos.

A. Extração de Dados de Leilões Hora a Hora

Inicialmente são necessários dados referentes as curvas de compra e venda com os valores das respectivas ofertas realizadas. O algoritmo do índice foi adaptado para que a extração dos dados possa ser realizada em qualquer mercado de energia que disponibilize valores referentes ao preço negociado (lance a lance) com duas casas decimais, independentemente da moeda e do país. Algumas bolsas publicam estas informações para leilões com frequências diversas, no entanto, o foco desta pesquisa foram os leilões hora a hora.

Leilões hora a hora são realizados para definir o preço da energia para o mesmo horário no dia seguinte (mercado $D+1$). São referências de preço confiáveis, pois diferente de leilões diários ou com prazos maiores, tendem a ser menos influenciados por variáveis exógenas de médio e longo prazo, como as relacionadas a fatores macroeconômicos. Possuem

também granularidade maior que mercados de negociação contínua e em tempo real, onde se observa volatilidade mais acentuada devido a restrições técnicas do sistema.

A extração de dados, neste contexto, foi realizada manualmente nos portais de dados públicos mantidos pelas bolsas de energia elétrica para uso *offline* durante os experimentos.

B. Tratamento de Dados

O tratamento de dados das séries dos leilões foi realizado em cinco etapas. A primeira, trata da seleção, por parte do interessado, de um leilão específico dentre os 24 possíveis realizados em um dia.

A segunda etapa consiste na conversão das duas curvas (compra e venda) em uma série de *spreads*. *Spread* em mercado financeiro diz respeito a diferença dos preços, num mesmo instante, de duas séries que, na maioria dos casos, apresentam relacionamento entre si. É comum observar o uso de *spreads* para realização de estratégias de mercado como *Pairs Trading* e Arbitragem [26]. Uma série de *spread* serve para informar quando existe variação entre duas séries de interesse. Momentos onde se observam variações na série de *spread*, no caso do leilão, vão determinar exatamente os mesmos momentos onde uma das duas partes envolvidas na negociação cedeu à oferta da outra. Neste sentido, conforme representado pelas setas da Fig. 2, a identificação dos momentos de cessão está relacionada com os momentos onde se observam aumento de volatilidade. Ainda na Fig. 2, o conjunto de dados $S = \{S_a, S_b, S_c, \dots, S_n\}$ corresponde aos *spreads* para um dado leilão. O último valor de *spread* sempre será zero, pois se trata do lance final que determina o preço marginal no cruzamento das duas curvas.

Na terceira etapa é realizada a clusterização da série de *spreads* por meio do uso do algoritmo *K-means*. O *K-means* é parametrizado com um valor de k conforme otimização realizada pelo método de *Elbow*. De forma semelhante ao mostrado na Fig. 3, cada *cluster* Cl_i identificado corresponderá a um conjunto de dados independente.

Na sequência, na quarta etapa e, separadamente por *cluster*, é aplicado um tratamento de possíveis *outliers* identificados. Foram considerados *outliers* quaisquer observações que estivessem contidas no primeiro ou no quarto quartil da distribuição amostral do *cluster*. Um *outlier*, quando detectado, foi substituído pelo resultado de uma média aritmética simples entre o valor não *outlier* imediatamente anterior e o valor não *outlier* imediatamente posterior a sua ocorrência.

Por fim, na quinta etapa, um método de suavização baseado em *lowess* [27] foi aplicado, também separadamente por *cluster*.

A série final com a aplicação deste tratamento, como a ilustrada na Fig. 3, foi a utilizada como base para geração das previsões, discutidas a seguir.

C. Geração dos Modelos Otimizados

A escolha do melhor modelo foi realizada com base em janelamento móvel. Nesta abordagem separam-se os dados disponíveis em uma janela com tamanho previamente definido (quantidade de *lags* anteriores ao ponto na série onde serão

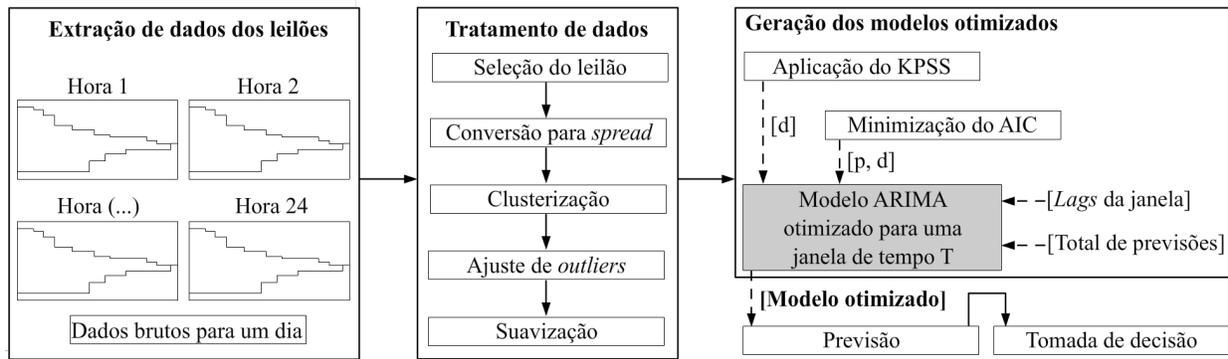


Fig. 1. Etapas para geração e aplicação do índice junto ao modelo otimizado.

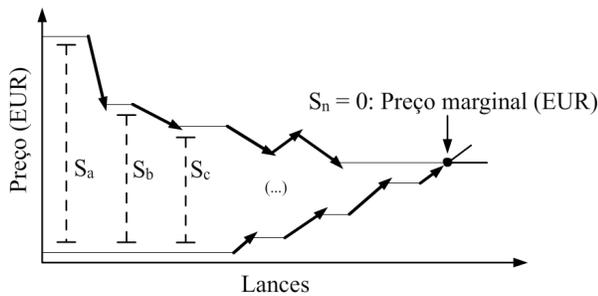


Fig. 2. Curvas agregadas de compra e venda, lance a lance.

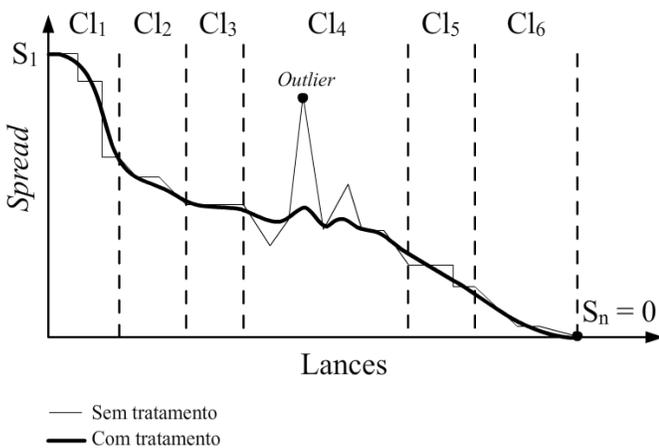


Fig. 3. Aplicação do tratamento de dados a série de spreads.

geradas as previsões). Após isso, apenas nos dados da janela corrente aplica-se o tratamento de dados. Esta técnica é útil, pois gera modelos otimizados temporalmente, janela a janela, garantindo que as previsões se relacionem mais com dados recentes do que com dados passados. Adicionalmente, do ponto de vista da realização dos experimentos, esta técnica impossibilita a contaminação das previsões, pois o modelo é treinado apenas em dados históricos e, por consequência, utilizado apenas para gerar previsões em horizonte desconhecido, fato importante na avaliação dos resultados.

Na sequência são realizadas duas etapas para seleção do modelo ARIMA com o melhor ajustamento e a menor complexidade:

- Aplicação do teste KPSS até que, com uma quantidade d de integrações incrementada gradualmente, seja constatada estacionariedade na série de *spreads*.
- Uso de um algoritmo genético para encontrar as quantidades de termos autoregressivos p , e , de médias móveis q , associados às d integrações que geraram estacionariedade na série. A função objetivo neste algoritmo é o resultado da métrica AIC, que deve ser minimizada.

O algoritmo genético foi preparado para trabalhar com representação binária visto que os números de termos tratam-se de valores inteiros. A quantidade de termos pode variar de 0 a 15, cada. Utilizou-se seleção por torneio, mutação de ponto simples, *crossover* de ponto simples e máximo de gerações como critério de parada. A parametrização do mesmo foi realizada no leilão ocorrido uma hora antes do leilão corrente. Pela baixa quantidade de combinações possíveis, não foi necessária a implementação de mecanismos de elitismo, nem populações muito numerosas (mais que 30 indivíduos).

D. Previsão e Tomada de Decisão

De posse do modelo ARIMA otimizado, janela a janela, pode-se usar o mesmo para gerar uma determinada quantidade de previsões, ou seja, um horizonte que informará a volatilidade nos valores dados nos lances futuros do leilão.

Cada valor de previsão, neste caso, diz respeito a uma variação de magnitude na série de *spread* tratada. Neste sentido, a previsão de valores baixos (próximos de zero) denota que haverá pouca volatilidade no leilão, em outras palavras, um momento no qual nenhuma das partes envolvidas na negociação estará disposta a ceder. Valores mais altos vão dar evidências (com base no ARIMA) de que haverá variação na série de *spread*, por consequência, uma das partes negociadoras deverá ceder a uma oferta da outra ponta, neste caso, gerando volatilidade na diferença existente entre as curvas de compra e venda.

A tomada de decisão, neste contexto, está condicionada a opção de realizar ou não um lance em um dado momento do leilão. Caso o índice preveja que existirá volatilidade nos próximos lances, pode ser interesse do agente negociador esperar para realizar uma oferta ou um aceite de oferta. Além disso, no caso de haver uma previsão de alta volatilidade e, com base nas curvas de compra e venda, ser possível notar que

o preço marginal está na iminência de ser atingido (encontro das curvas), esta seria uma situação que indicaria que o leilão em breve será encerrado. Neste caso, se o preço da energia for considerado alto (pelo consumidor) ou baixo (pelo gerador), pode-se optar por não participar no leilão e esperar por um próximo.

IV. RESULTADOS

Para avaliação da aplicação do índice foram utilizados dados de um leilão real promovido pelo *Operador del Mercado Iberico de Energia* (OMIE), órgão pertencente a instituição que regula toda a comercialização de energia elétrica envolvendo Portugal e Espanha e é um dos principais balcões de comércio que inspiraram diversos dos modelos adotados em países da América Latina. O OMIE [28] é responsável por aproximadamente 80% do consumo na região e realiza mais de 15 milhões de transações ao ano. É facilitada a extração dos dados referentes as negociações deste mercado, pois o mesmo mantém *online* uma plataforma de divulgação pública [29].

Foi aleatoriamente selecionado o dia 07/06/2019 (os preços marginais negociados nesta data podem ser vistos na Fig. 4 (a)). Dentre os 24 leilões ocorridos nesta data optou-se pela seleção do leilão das 10:00, pois neste leilão houveram ocorrências de variações bruscas nas séries de compra e venda. O mesmo contou com 958 lances e pode ser visualizado na Fig. 4 (b).

A parametrização do algoritmo genético foi realizada no leilão anterior (das 09:00) sendo que, após avaliações empíricas, configurou-se o mesmo com população com 10 cromossomos, máximo de 50 gerações, probabilidade de mutação em 10%, probabilidade de *crossover* em 80% e seleção por torneio envolvendo 2 cromossomos. Já o ARIMA foi configurado para trabalhar com janela móvel contendo 25 *lags* e, nos experimentos, foram testados horizontes de previsão de um lance e 30 lances. Todos os testes estatísticos envolvidos utilizaram intervalo de confiança de 95%. O fator f utilizado no *lowess* foi valorado em 0.1 (conforme [27]) e, por fim, o método de Elbow foi configurado para testar possibilidades de 1 a 15 clusters junto ao *K-means*.

Levando-se em conta a última janela móvel do experimento e, por consequência, toda a série de *spreads*, pode-se visualizar na Fig. 4 (c) o efeito de cada uma das etapas envolvidas no tratamento de dados. Na sequência, na Fig. 4 (d) pode ser vista a série final tratada já com a aplicação das integrações necessárias a estacionariedade. Esta última série é a utilizada para realização das previsões com o ARIMA otimizado, logo, corresponde ao índice nesse trabalho proposto.

Para validação das premissas de autocorrelação e autocorrelação parcial (conforme metodologia Box-Jenkins) pode ser visto nos gráficos (a) e (b) da Figura 6 que a otimização da ordem do ARIMA consegue encontrar modelos válidos. Para ilustrar essa situação, foi selecionado aleatoriamente o intervalo do lance 1 a 450, que foi modelado segundo um $ARIMA(3,2,1)$. Quanto a análise de resíduos, ainda neste mesmo intervalo foi aplicado o teste de Ljung-Box com 60 defasagens. O resultado da estatística-teste foi de 43.56 e o p-valor foi de 0.94, logo,

indicando que os resíduos são independentes e identicamente distribuídos. O comportamento do algoritmo gerou modelos com características semelhantes em todas as janelas móveis.

A. Horizonte de um Lance

Em um horizonte de apenas um lance pode-se verificar a qualidade preditiva do ARIMA otimizado sob a série do índice janela a janela, ou seja, solicita-se que num dado ponto da série para uma dada janela móvel, seja gerada apenas uma previsão. Nesse sentido, levando-se em conta os 25 *lags* foram gerados 933 modelos otimizados para cada uma das 933 janelas móveis.

Para fins de comparação, o ARIMA, alternativamente ao algoritmo genético, também foi testado com otimização realizada por meio do *solver* do pacote *optim* (interno da linguagem de programação R). Na Fig. 5 podem ser visualizadas as curvas geradas pelo ARIMA-GA e ARIMA-SOLVER sob os dados reais. Na Tabela I estão sumarizados os valores de cada uma das aplicações referentes as métricas de avaliação POCID e RMSE. Como pode-se notar, a aproximação das previsões geradas sob as duas formas de otimização do ARIMA aos dados reais é praticamente equivalente.

Quanto ao RMSE, em ambos, pôde-se observar valores baixos com pouca diferença para a série real. Já o POCID dos dois métodos é baixo, fato que pode ser justificado pelo deslocamento da série prevista que, quase sempre, gera valores acima ou abaixo da série real, devido ao fato de que em muitas das vezes esta apresenta valores constantes durante um dado intervalo de tempo.

TABELA I
AVALIAÇÃO DOS MODELOS ARIMA OTIMIZADOS

Método otimizado	POCID	RMSE
ARIMA-GA	9.9%	0.041
ARIMA-SOLVER	10.4%	0.037

B. Horizonte de 30 Lances

Na prática, o horizonte de apenas um lance não possui utilidade para os agentes envolvidos na negociação sendo útil apenas para avaliação dos modelos. Nesse sentido, o teste com horizontes maiores, por exemplo, o de 30 lances, foi realizado. Os resultados a seguir tratam do uso do ARIMA-GA.

No primeiro teste para o horizonte de 30 lances, foram avaliadas as previsões com base na direção de movimento, magnitude da inclinação da série prevista e intervalo de confiança gerado. Conforme pode-se observar nas Figuras 7 (a), (b) e (c), respectivamente, três momentos diferentes foram selecionados, um com queda na série real, outro com alta e outro com lateralização. Esta figura está dividida em três blocos de duas imagens, a primeira imagem de cada bloco mostra o ponto de previsão em verde indicado pela linha pontilhada, já a segunda imagem, mostra em vermelho as previsões calculadas pelo método ARIMA a partir deste mesmo ponto, munido apenas dos dados históricos da janela.

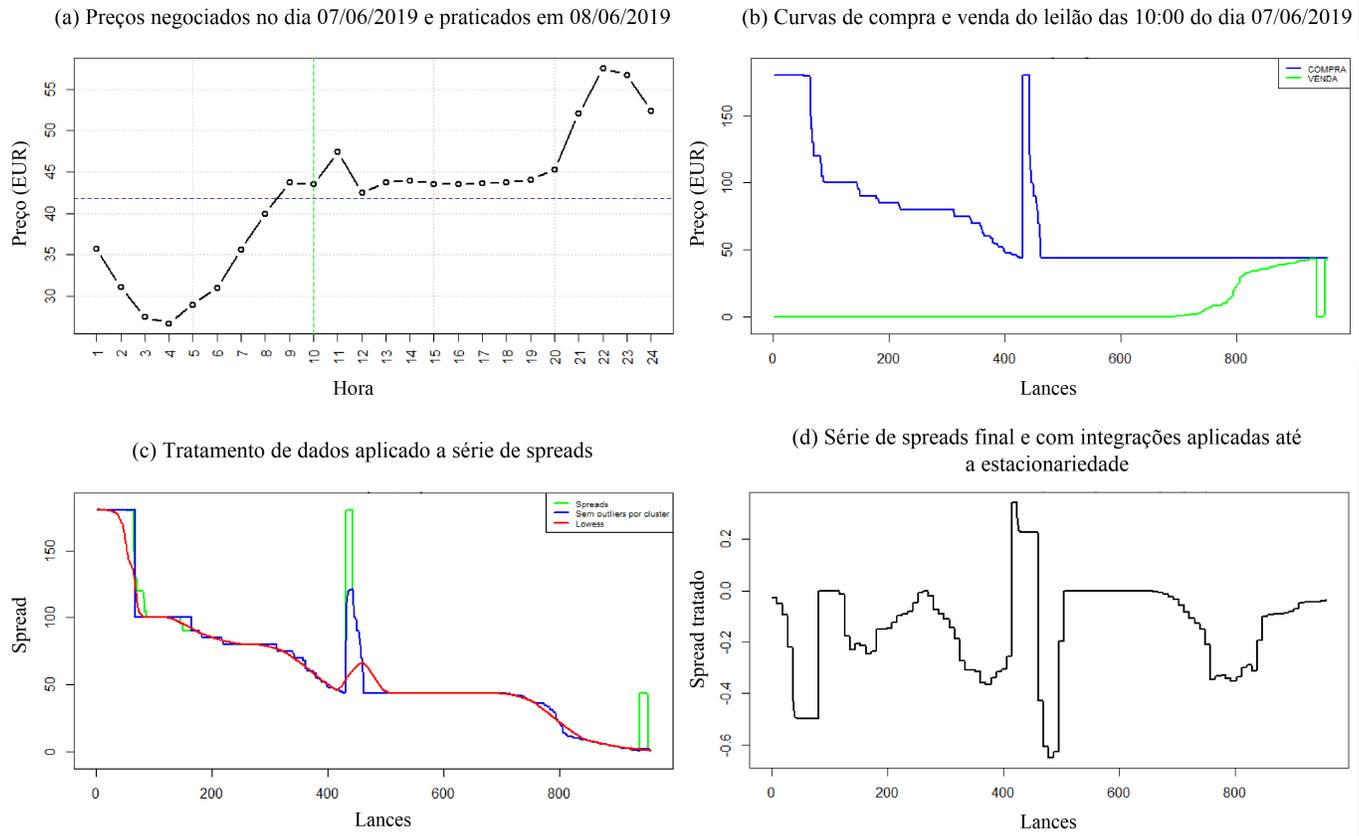


Fig. 4. Séries referentes ao leilão do dia 07/06/2019.

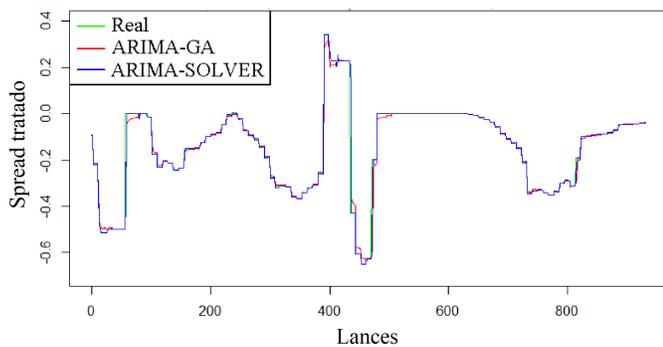


Fig. 5. Previsões para horizonte de um lance.

Como pode-se notar, em dois dos três casos, o ARIMA acerta a direção do movimento (representada na Fig. 7 também pelas setas). Os intervalos de confiança (linhas pontilhadas em azul) são úteis para observar a magnitude da inclinação da previsão, sendo que, onde se percebe maior inflexão, existe menor possibilidade de erro. Este tipo de característica, por exemplo, é pouco notada no último bloco onde há lateralização, o que demonstra qualidade na previsão, pois de fato, este é um momento onde os valores na série real foram constantes.

Realizando-se agora uma análise de aplicação prática da previsão com 30 lances, fazendo-se um paralelo com as curvas agregadas de compra e venda, pode-se observar os Casos 1, 2 e 3 mostrados na Fig. 8.

Para o Caso 1, vê-se na imagem (a) da Fig. 8 que no intervalo indicado entre as linhas em vermelho, entre o lance de número 800 e 831, houve uma diminuição de volatilidade. Isto pode ser percebido visto que a ponta vendedora realizou uma sequência de cessões à ponta compradora nas quais houve desaceleração do aumento do preço. Observando-se agora a imagem (b) deste mesmo caso, pode-se notar que as previsões feitas pelo ARIMA no índice informam que haverá uma diminuição da volatilidade no leilão, ou seja, a variação que vinha sendo próxima de -0.4 , tenderá a cair para -0.2 . A situação é semelhante quando a ponta compradora faz as cessões, como visto nas imagens (a) e (b) do Caso 2 que tratam do intervalo entre 350 e 380.

No Caso 3, imagem (a), também da Fig. 8, está separado um intervalo que denota um momento onde não há nenhuma variação de volatilidade no leilão, em outras palavras, nenhuma das partes negociadoras fez cessão a oferta da outra. O impasse perdura do lance 100 ao lance 131. Na imagem (b) ao lado deste caso, pode-se perceber que o horizonte de previsão não é exatamente uma reta, no entanto, os valores previstos são todos próximos de zero, indicando neste caso, que não haverá volatilidade acentuada no leilão, logo nenhuma das partes tenderá a ceder ao preço no momento praticado. Situação, portanto, condizente com as séries reais.

Com base nas análises apresentadas pode-se dizer que o índice de volatilidade, associado ao ARIMA otimizado, possui capacidade de prever corretamente momentos onde haverá cessões no leilão e qual a magnitude da variação desta volatil-

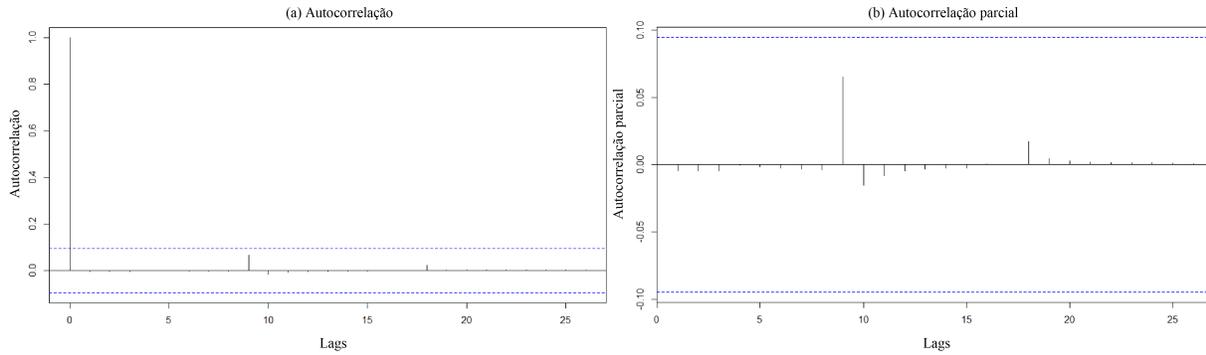


Fig. 6. Gráficos de (a) autocorrelação e (b) autocorrelação parcial para um modelo ARIMA otimizado no intervalo do lance 1 ao lance 450.

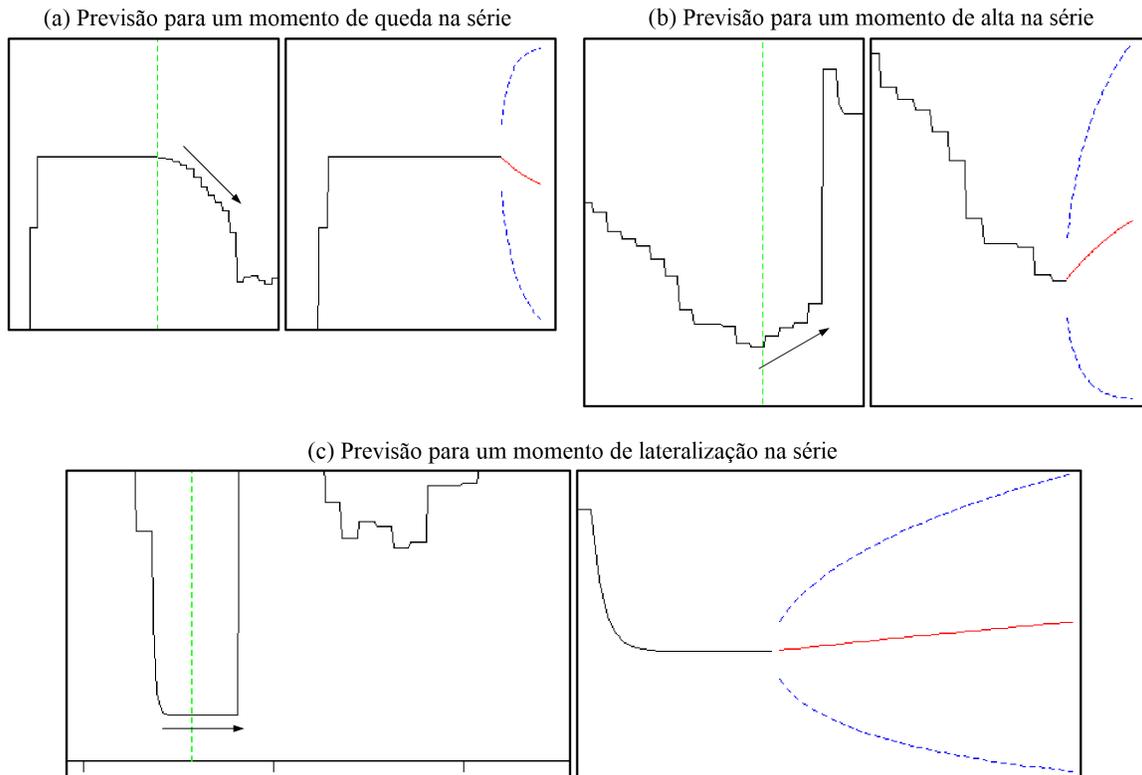


Fig. 7. Previsões com horizonte de 30 lances para momentos de queda, alta e lateralização na série. *Zoom* na série de spreads tratada.

idade. Esta constatação está restrita, obviamente, somente aos dados e metodologia como utilizados neste experimento.

V. CONCLUSÕES

Neste trabalho foi apresentada uma proposta de índice de volatilidade para leilões de contratação bilateral de energia elétrica. O índice foi associado ao método ARIMA que, otimizado para obter o melhor ajustamento em uma dada janela temporal móvel, apresentou capacidade de prever corretamente momentos onde uma das partes envolvidas no leilão resolve ceder à oferta da outra. Uma aplicação do índice a um caso real foi apresentada e, com base nas análises para horizontes de um e de trinta lances, foi possível constatar que a variação da volatilidade pôde ser detectada, inclusive com magnitude associada. A composição do índice foi realizada

com base no *spread* existente entre as curvas de compra e venda em um dado leilão.

Idealmente, em um mercado totalmente liberalizado, a escolha do provedor de energia é um direito do consumidor, seja qualquer o seu porte ou perfil de consumo. No entanto, o estabelecimento de um mercado totalmente livre é um desafio enfrentado em mercados desregulados, pois para obtenção de sucesso este possui por requisito básico estar fortemente ligado a um mercado atacadista líquido. Neste contexto, o método como apresentado pode ser útil tanto ao consumidor, quanto ao gerador. Levando-se em conta que geradores são pagos com lucro quando dão lances menores que o preço marginal e, consumidores economizam se derem lances maiores de preço que o preço marginal.

A entrada em um determinado leilão é opcional aos agentes

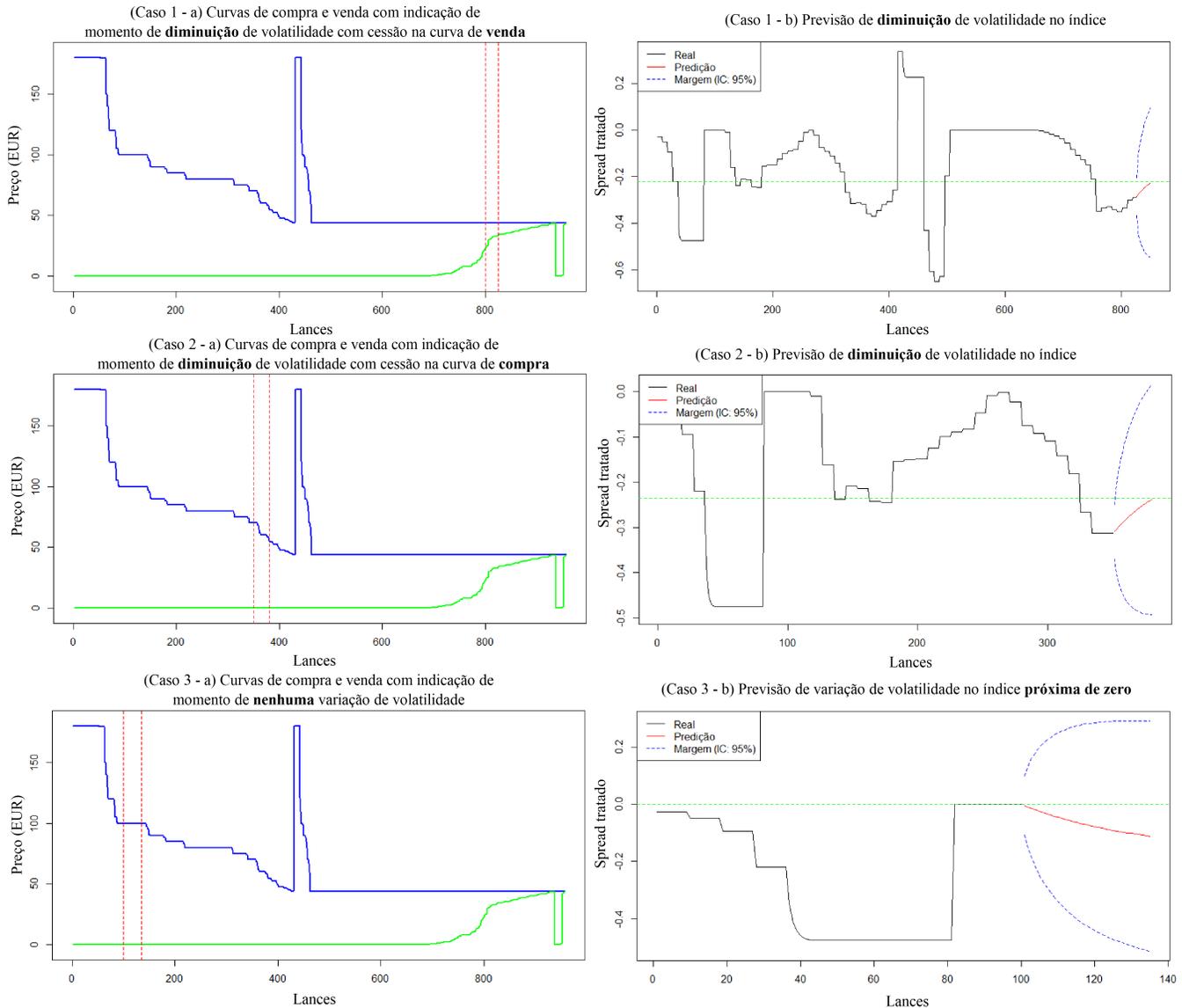


Fig. 8. Previsões com horizonte de 30 lances para momentos de diminuição de volatilidade no leilão (Caso 1 - curva de venda e Caso 2 - curva de compra) e nenhuma variação de volatilidade (Caso 3).

negociadores, neste sentido, a decisão de realizar/aceitar (ou não) uma oferta pode ser determinada por inúmeros fatores. Com base na premissa de que índices são pouco considerados em mercado de energia elétrica, este trabalho teve por objetivo fornecer um mecanismo que auxilie na tomada deste tipo de decisão, sendo assim, portanto, um fator a se considerar complementarmente a outros. Uma limitação do método, no entanto, é a quantidade de etapas, incluindo algumas iterativas visando otimização. Neste sentido, a performance computacional do mesmo está diretamente relacionada com o intervalo de variação dos termos do ARIMA, da quantidade de lances em um leilão, da complexidade associada ao modelo de suavização e outros mais que dependam de hiperajustes.

Apesar de direcionado a mercados envolvendo leilões de energia elétrica, o método não é restrito necessariamente a este escopo, podendo ser adaptado para outros tipos leilões que usem curvas agregadas de compra e venda. Nesse sentido, são

propostas de continuidade deste trabalho avaliar a qualidade do índice e do método predictor em outros mercados, realizar testes em uma maior quantidade de leilões e, também, averiguar a relação entre a formação do preço nos leilões com métodos de previsão aplicados diretamente à série de preços marginais.

REFERÊNCIAS

- [1] J. F. O. Nascimento, “Estudo de preços de energia no mercado spot e futuros no mibel,” Ph.D. dissertation, Instituto Superior de Engenharia do Porto, 2017.
- [2] R. Mayo, *Mercados de Eletricidade*. Rio de Janeiro: Synergia, 2012.
- [3] J. M. Schor, *Abertura do Mercado Livre de Energia Elétrica*. Rio de Janeiro: Synergia, 2018.
- [4] D. A. G. Ribeiro, *Arbitragem no Setor de Energia Elétrica*. São Paulo: Almedina, 2018.
- [5] N. Singh and S. R. Mohanty, “A review of price forecasting problem and techniques in deregulated electricity markets,” *Journal of Power and Energy Engineering*, vol. 03, no. 09, pp. 1–19, 2015.

- [6] G. Li, C.-C. Liu, J. Lawarree, M. Gallanti, and A. Venturini, "State-of-the-art of electricity price forecasting," in *International Symposium CIGRE/IEEE PES, 2005*. IEEE, 2005.
- [7] S. K. Aggarwal, L. M. Saini, and A. Kumar, "Electricity price forecasting in deregulated markets: A review and evaluation," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 31, no. 1, pp. 13–22, jan 2009.
- [8] R. Weron, "Electricity price forecasting: A review of the state-of-the-art with a look into the future," *International Journal of Forecasting*, vol. 30, no. 4, pp. 1030–1081, oct 2014.
- [9] O. A. Paramo, J. C. Rivera, and G. A. Lopez, "Effects on electricity markets of a demand response model based on day ahead real time prices: Application to the colombian case," *IEEE Latin America Transactions*, vol. 16, no. 5, pp. 1416–1423, mar 2018.
- [10] A. Y. Alanis, "Electricity prices forecasting using artificial neural networks," *IEEE Latin America Transactions*, vol. 16, no. 1, pp. 105–111, jan 2018.
- [11] J. Jimenez, K. D. Mercado, and C. G. Quintero, "A methodology for short-term load forecasting," *IEEE Latin America Transactions*, vol. 15, no. 3, pp. 400–407, mar 2017.
- [12] F. Wang, K. Li, L. Zhou, H. Ren, J. Contreras, M. Shafie-khah, and J. P. Catalão, "Daily pattern prediction based classification modeling approach for day-ahead electricity price forecasting," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 105, pp. 529–540, feb 2019.
- [13] M. Ghayekhloo, R. Azimi, M. Ghofrani, M. Menhaj, and E. Shekari, "A combination approach based on a novel data clustering method and bayesian recurrent neural network for day-ahead price forecasting of electricity markets," *Electric Power Systems Research*, vol. 168, pp. 184–199, mar 2019.
- [14] J.-L. Zhang, Y.-J. Zhang, D.-Z. Li, Z.-F. Tan, and J.-F. Ji, "Forecasting day-ahead electricity prices using a new integrated model," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 105, pp. 541–548, feb 2019.
- [15] N. J. Sheikhh, D. F. Kocaoglu, and L. Lutzhiser, "Social and political impacts of renewable energy: Literature review," *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 108, pp. 102–110, jul 2016.
- [16] M. G. Lijesen, "The real-time price elasticity of electricity," *Energy Economics*, vol. 29, no. 2, pp. 249–258, mar 2007.
- [17] M. H. Albadi and E. F. El-Saadany, "Demand response in electricity markets: An overview," in *2007 IEEE Power Engineering Society General Meeting*. IEEE, jun 2007.
- [18] C. M. C. Toloí and P. A. Morettin, *Análise de Séries Temporais*. São Paulo: Blucher, 2006.
- [19] B. Buscariolli and J. Emerick, *Econometria com Eviews: Guia essencial de conceitos e aplicações*. São Paulo: Saint Paul, 2012.
- [20] R. de Losso da Silveira Bueno, *Econometria de Séries Temporais*. São Paulo: Cengage Learning, 2011.
- [21] S. A. Mingoti, *Análise de Dados através de Métodos de Estatística Multivariada*. Belo Horizonte: UFMG, 2013.
- [22] G. E. P. Box, G. M. Jenkins, and G. C. Reinsel, *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, 5th ed. Wiley, 2015.
- [23] D. N. Gujarati and D. C. Porter, *Econometria Básica*. Nova York: McGraw Hill & Bookman, 2011.
- [24] Y. Shin and P. Schmidt, "The KPSS stationarity test as a unit root test," *Economics Letters*, vol. 38, no. 4, pp. 387–392, apr 1992.
- [25] Y. Sakamoto, M. Ishiguro, and G. Kitagawa, *Akaike Information Criterion Statistics*. Springer, 1986, vol. 81.
- [26] J. Siegel, *Investindo em Ações no Longo Prazo*, 4th ed. Rio de Janeiro: Bookman, 2009.
- [27] W. S. Cleveland, "Robust locally weighted regression and smoothing scatterplots," *Journal of the American Statistical Association*, vol. 74, no. 368, pp. 829–836, dec 1979.
- [28] OMIE. (2019, Aug.) Omie website. Operador del Mercado Ibérico de Energía. [Online]. Available: <http://www.omie.es/inicio>
- [29] —. (2019, Aug.) Omie public data. Operador del Mercado Ibérico de Energía. [Online]. Available: <http://www.omie.es/aplicaciones/datosftp/datosftp.jsp>



Ciniro Aparecido Leite Nametala é doutorando em Engenharia Elétrica pela Universidade de São Paulo (USP), Mestre em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG), Especialista em Engenharia de Software pela Universidade Federal de Lavras (UFLA) e Tecnólogo em Análise e Desenvolvimento de Sistemas pelo Instituto Federal de Minas Gerais (IFMG). Atua no Laboratório de Análise de Sistemas de Energia Elétrica (LASSE) da USP. É professor efetivo com dedicação exclusiva do IFMG. No momento desenvolve pesquisas ligadas a aplicação de análise de séries temporais, modelos de aprendizado de máquina e técnicas de otimização para ambientes de negociação relacionados a mercados de energia elétrica.



Wandry Rodrigues de Faria é mestrando em Engenharia Elétrica pela Universidade de São Paulo (USP) e Bacharel em Engenharia Elétrica pelo Instituto Federal de Goiás (IFG). Atualmente é membro do Laboratório de Análise de Sistemas de Energia Elétrica (LASSE) da USP. Tem experiência na área de engenharia elétrica, com ênfase em sistemas elétricos de potência, abordando principalmente planejamento e otimização de sistemas de transmissão e distribuição por meio da aplicação de metaheurísticas.



Benvido Rodrigues Pereira Júnior possui grau de bacharel, mestre e doutor em Engenharia Elétrica pela Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho (UNESP). Atualmente é professor do Departamento de Engenharia Elétrica e Computação da Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo (USP) e atua como orientador e pesquisador junto ao Laboratório de Análise de Sistemas de Energia Elétrica (LASEE) da USP. Desenvolve pesquisas nas áreas de Planejamento de Sistemas de Energia Elétrica, atuando principalmente no desenvolvimento de modelos matemáticos e aplicação de técnicas metaheurísticas para planejamento e operação de sistemas de distribuição de energia elétrica.