

PREVISÃO DO PREÇO DO MILHO ATRAVÉS DE UMA SÉRIE UNIVARIADA DE TEMPO: UMA ABORDAGEM UTILIZANDO O MÉTODO ARIMA¹

Kaiza Correia da Silva Oliveira²
Sarah Farias Andrade³

RESUMO: O milho se constitui como um produto tradicional da economia brasileira, sendo uma das principais culturas produzidas e exportadas no Brasil. Nesse sentido, a projeção do preço do milho tendo por base os preços internacionais, apresenta-se como uma importante ferramenta de apoio para a tomadas de decisões futuras dos produtores, ao fornecer um conjunto de informações que possibilitam a redução das incertezas associadas à produção e comercialização agrícola. Nesse contexto, o presente trabalho objetivou estimar um modelo econométrico de séries temporais para a previsão de comportamento dos preços internacionais do milho a partir dos preços mensais observados pela ESALQ/BM&FBOVESPA no período de janeiro de 2010 a maio de 2024, totalizando 173 observações. Para isto, adotou-se a metodologia de Box-Jenkins – utilizada para análise de séries univariadas de tempo. Os resultados obtidos indicaram que o modelo mais adequado para efetuar as previsões do preço em dólares para o milho/saca 60 kg através das séries de preços disponibilizada foi um ARIMA (1,1,0).

Palavras-chave: séries temporais, modelo de Box-Jenkins, estimação, mercados agrícolas, preços futuros do milho.

FORECASTING CORN PRICES USING A UNIVARIATE TIME SERIES: AN ARIMA-based approach

ABSTRACT: Corn is a traditional product of the Brazilian economy, being one of the main crops produced and exported in Brazil. In this sense, corn price projection based on international prices presents itself as an important support tool for producers' future decision-making, by providing a set of information that makes it possible to reduce uncertainties associated with production and agricultural marketing. In this context, the present work aimed to estimate an econometric time series model to predict the behavior of international corn prices based on monthly prices observed by ESALQ/BM&FBOVESPA in the period from January/2010 to May/2024, totaling 173 observations. For this, the Box-Jenkins methodology was developed – used to analyze univariate time series. The results obtained indicated that the most appropriate model to pay the price variation in dollars for corn/60kg bag through the available price series was ARIMA (1,1,0).

Key-words: times series, Box-Jenkins method, estimation, agricultural markets, corn future prices.

JEL classification: C32, C53, E37.

¹As autoras agradecem ao Instituto Anima de Pesquisa e à Universidade Federal da Bahia pelo incentivo estrutural. Registrado no CCTC, REA-07/2021.

²Economista, Doutora, Salvador, BA (e-mail: kaizacorreia@outlook.com).

³Economista, Doutora, Salvador, BA (e-mail: sarahfaryasa@gmail.com).

1 - INTRODUÇÃO

O Brasil se destaca entre os principais países produtores mundiais de milho, ocupando a terceira posição com uma produção de 127 milhões de toneladas na safra de 2023/24, atrás apenas dos Estados Unidos (389,7 milhões de toneladas) e da China (288,8 milhões de toneladas) de acordo com dados da Associação da Indústria do Milho (Abimilho, 2024).

Esse posicionamento decorre do fato de que, nos últimos anos, o milho tem se configurado como uma das principais culturas do agronegócio brasileiro tanto em produtividade quanto em lucratividade, o que tem ampliado a sua participação em relação as demais culturas (Coelho, 2021; Tibulo; Carli, 2014).

Segundo dados da Abimilho (2024), no período entre os anos de 2017 e 2023, o Brasil ampliou a área plantada de 17,9 milhões de hectares para 23,3 milhões, e a produção de 100 milhões de toneladas para 140,2 milhões no mesmo período. O que representa um saldo recorde da produção no período e um crescimento de cerca de 40% em relação a 2017.

Entre os estados produtores, o estado do Mato Grosso destaca-se como o maior produtor de milho desde a safra 2012/13, com uma produção de cerca de 29 milhões de toneladas, seguido dos estados do Goiás e Paraná com 5 milhões de toneladas, e Mato Grosso do Sul com 4 milhões de toneladas (Abimilho, 2024).

Pereira Filho, Cruz e Gama (2002) destacam que o potencial produtivo do milho no país é o resultado da soma da melhoria genética, da utilização de técnicas de manejo adequadas a cada ambiente de cultivo, e das condições ambientais ao longo do tempo. Além desses fatores, a ampliação da produção dessa cultura no Brasil tem sido justificada por sua versatilidade de uso, que varia desde a alimentação animal, o que influencia diretamente no preço das carnes (bovinas, aves e suínas) até a indústria de alta tecnologia. Segundo dados da Abimilho (2024), o consumo do milho em grão da safra 2023/24 no Brasil foi primordialmente direcionado ao consumo animal (39,5%), consumo industrial (15%) e outros usos (2,4%).

Analisando-se o desempenho do Brasil no cenário externo, as exportações brasileiras de milho em

grãos apresentaram a partir de 2007 uma elevação expressiva em valor FOB, passando de U\$1.918.840.061 em 2006 para U\$1.738.875.598 em 2024. Em termos de quantidade embarcada, o Brasil ultrapassou a média anual de exportações brasileiras de 9 milhões de toneladas observadas nos anos anteriores a 2012, para 7,5 milhões de toneladas em 2024, ano de exportações recordes. Conjuntura que demonstra que o milho tem evoluído como cultura comercial relevante (COMEXSTAT, 2024).

Dadas as características de produção e comercialização voltadas ao mercado interno, o processo de formação dos preços do milho no Brasil reflete as mudanças em termos de oferta e demanda deste mercado. Ademais, esses preços também são influenciados pelas dinâmicas regionais de produção, dada a oferta ser mais abundante em determinadas regiões comparativamente às demais, o que possibilita que regiões com maior produção exerçam influência na formação dos preços, e pela ocorrência da segunda safra que, ao alterar o calendário da colheita e a distribuição da produção, trouxe alterações importantes no processo de formação de preços nas diferentes localidades, conforme afirmaram Sanches *et al.* (2016).

No entender de Tibulo e Carli (2014), a possibilidade de produzir milho em duas safras no mesmo ano e em uma terceira “safrinha” imputou maior variabilidade e, portanto, maior complexidade ao entendimento do processo de formação de preços regionais. Segundo os autores, essa variabilidade gerou uma nova modalidade de comercialização, os contratos ou vendas antecipadas, em que o produtor firma um preço de venda sem ao menos ter plantado ou colhido a sua produção com o objetivo de assegurar preços que garantam os custos mínimos para assegurar a sustentabilidade da produção. Isso tem implicado em negociações não benéficas para o elo mais fraco da cadeia, o produtor rural.

Nesse contexto, pesquisas que objetivem estimar os preços ao produtor tornam-se de extrema importância para a tomada de decisão dos produtores agrícolas e dos comerciantes, bem como para articulação de políticas agrícolas do governo, pois reduzem a incerteza e podem orientar produtores na tomada de decisão de quanto produzir e para quem vender com o objetivo de maximizar seus lucros.

Diante do exposto, a projeção do preço do milho no Brasil, tendo por base os preços da Esalq/BM&FBOVESPA, apresenta-se como uma importante ferramenta de apoio a tomadas de decisões futuras, por reduzir as incertezas associadas à produção agrícola. Para tanto, os resultados devem apresentar elevado nível de confiabilidade estatística do modelo, sendo empregados métodos de eficiência comprovada.

Nesse sentido, o presente trabalho objetivou elaborar um modelo econométrico de séries temporais para estimar a previsão do comportamento dos preços em reais do milho a partir dos preços internacionais observados em Esalq/BM&Fbovespa, utilizando para isso a metodologia de Box e Jenkins em observações mensais, cobrindo o período janeiro de 2010 a maio de 2024.

Para tanto, além desta introdução, o artigo se estrutura em mais três seções. A segunda seção apresenta o modelo de Box-Jenkins utilizado para realizar as estimações o modelo mais adequado para a previsão do preço do milho. A terceira apresenta os principais resultados obtidos com a pesquisa. Por fim, a seção 4 apresenta as considerações finais.

2 - REVISÃO DE LITERATURA

Na literatura, é possível identificar que existem inúmeros trabalhos que usam a modelagem de séries temporais como a de Box e Jenkins (1976) para realizar previsão de preços agrícolas e para estimar o plantio de áreas e quantidades de produção, já que essa modelagem pode ser um instrumento efetivo para a tomada de decisão. O termo Box-Jenkins justifica-se em razão da contribuição dada por George E. P. Box e Gwilym M. Jenkins aos estudos de séries temporais, permitindo-lhes um tratamento analítico de inferência estatística nas previsões de valores futuros das variáveis dinâmicas (Fisher, 1982).

Lima, Góis e Ulises (2007) buscaram realizar previsões de preços futuros de *commodities* agrícolas através da modelagem de temporais do tipo ARMA/ARIMA (diferenciação inteira) em comparação com os modelos do tipo ARFIMA (diferenciação fracionária). Os resultados encontrados pelos autores indicaram que os mode-

los ARFIMA mostraram um melhor poder de previsão.

Lamounier (2007), com o objetivo de identificar a existência de componentes estocásticos e/ou determinísticos de tendência, ciclo, e sazonalidade nos preços do mercado *spot* do café no Brasil no período entre janeiro de 1946 a dezembro de 2000, usaram o modelo de Box e Jenkins sazonais (SARIMA) e de alisamento sazonal. Os resultados indicaram a incidência de um ciclo de média duração, existente no intervalo de 22 a 44 meses, e que a sazonalidade é um componente de influência no comportamento dos preços do café no mercado internacional de natureza estocástica.

Marchezan e Souza (2010) usaram a metodologia Box e Jenkins para realizar previsões de preços para as principais culturas das lavouras temporárias desenvolvidas no estado do Rio Grande do Sul para o ano de 2007, usando como dados base a produção e o preço médio anual de janeiro de 1995 a dezembro de 2006. Os resultados encontrados apontaram que a metodologia foi eficaz, pois captou vários modelos significativos, sendo o modelo ideal para soja o ARIMA (0,1,2)(0,1,0), para o arroz o SARIMA (1,1,0)(1,0,1) e para o milho o modelo ARIMA (2,1,1)(0,1,0).

Santana, Russo e Figueroa (2012) analisaram a produção da cana-de-açúcar por meio aplicação da metodologia Box-Jenkins com o intuito de efetuar uma previsão para sua produção. Os resultados indicaram o modelo ARIMA (2,1,0) como o mais adequado entre os modelos que foram encontrados para gerar previsões.

Similarmente, Suleman e Sarpong (2012) usaram a modelagem de Box e Jenkins para realizar previsões para a produção de arroz e milho nas Filipinas. Para tanto, o estudo utilizou dados trimestrais de produção de 1987 a 2023 obtido da Autoridade de Estatística das Filipinas. O modelo escolhido foi o de Holt-Winters com sazonalidade aditiva, que superou o modelo SARIMA, alcançando menor raiz do erro quadrático médio (RMSE).

Tibulo e Carli (2014) buscaram estimar em seu trabalho o melhor modelo para realizar previsões de preços do milho no Rio Grande do Sul através da comparação entre os modelos de Séries Temporais ARIMA e de Alisamento Exponencial de Holt-Winters, aplicados. Os resultados encontrados pelos autores demonstraram que o modelo Holt-Winters aditivo apresentou

melhores resultados para previsões do preço do milho em comparação ao modelo ajustado ARIMA (2,1,1).

Pinheiro e Senna (2015), através de análise comparativa multivariada entre vários modelos de previsão de séries temporais, realizaram previsões dos preços para o etanol, boi gordo, milho, café e soja para o ano de 2013, buscando identificar o melhor modelo. Os resultados empíricos encontrados pelos autores demonstram que o modelo AESMP agregou evidências favoráveis à sua aplicação quando comparado com os modelos AESM, HWa, HWm e SARIMA.

Autores como Ilić, Jovanović e Janković-milić (2016) usam o modelo Box Jenkins para prever a tendência da produção de milho na Sérvia entre os anos de 2015 e 2017, que é o produto agrícola de maior relevância. Para tanto, foram examinados 100 modelos com diferentes combinações de variáveis AR e MA. De acordo com os valores dos testes de Akaike e Schwarz, o modelo mais aceitável foi o modelo AR (1) MA (1) MA (2), ou seja, modelo (1,1,1,2), que previu um declínio na produção futura devido aos efeitos das alterações climáticas e aos frequentes períodos extremamente secos.

Cas (2018) propôs analisar o comportamento dos preços médios recebidos pelo produtor de milho brasileiro através da previsão de preços deste produto a partir da metodologia ARIMA para o período de março de 2004 a março de 2016. Os resultados encontrados pelo autor apontam o modelo ARMA (1,2) como o mais eficiente para a projeção.

Da Silva (2017) propôs analisar o comportamento dos preços médios recebidos pelo produtor de café arábica brasileiro através da metodologia de Box-Jenkins com o objetivo de estimar uma previsão para os preços deste produto. Para tanto, o autor usou os preços médios do café arábica, no período entre janeiro de 2005 a dezembro de 2016, com periodicidade mensal. Os resultados encontrados apontaram que o modelo ARIMA (1,1,2) foi o mais eficiente para estimar a previsão de preços do café.

O trabalho publicado por Daneluz *et al.* (2018) realiza um estudo de caso utilizando os conceitos de séries temporais e da técnica ARIMA para analisar a tendência da produção e dos preços do leite pago a um produtor rural do interior do Rio Grande do Sul para o período de janeiro de 1995 a dezembro de 2017. Para tanto, os autores utilizaram a metodologia Box-Jenkins, para ambas as séries. Os resultados encontrados indicaram que o modelo mais parcimonioso para série de preço foi um SARIMA (1,1,0)(2,0,0) e, para a produção de leite, o modelo mais parcimonioso foi um SARIMA(2,1,0)(2,0,0).

De Souza *et al.* (2018), analogamente, discutem a sazonalidade dos preços da soja para os produtores do estado de São Paulo no período de janeiro de 2000 a dezembro de 2016, usando para tanto os conceitos de séries temporais e da técnica ARIMA. Os autores objetivaram analisar a tendência de preços da soja e realizar previsão de preços futuros, ano de 2017. Os resultados constataram que os preços da soja variaram muito, e que o modelo ARIMA (0, 1, 5) mostrou-se o mais adequado.

3 - MATERIAL E MÉTODOS

Para a presente pesquisa, foram utilizados os preços do milho disponibilizados pela Esalq/BM&FBovespa em dólares no período de janeiro de 2010 a maio de 2024. É, portanto, uma série temporal de periodicidade mensal, que foi tratada por meio da metodologia Box e Jenkins (BJ), utilizando o *software* RStudio e os pacotes "forecast"⁴ e "tseries"⁵ a fim de se obter um bom modelo que explique a trajetória da série.

Conforme ilustra a figura 1, o método Box-Jenkins consiste em quatro etapas (Figura 1): i) identificação do modelo (obtenção de p,d,q), função de autocorrelação (FAC) e função autocorrelação parcial (FACP); ii) estimação dos parâmetros; iii) checagem de diagnóstico, ou seja, avaliação do modelo por meios de testes estatísticos; e iv) previsão (Gujarati, 2000).

⁴Trata-se de uma série de métodos e ferramentas para exibir e analisar previsões de séries temporais univariadas, incluindo suavização exponencial por meio de modelos de espaço de estados e modelagem ARIMA automática desenvolvido por Hyndman R e outros.

⁵Este pacote foi desenvolvido por Trapletti, Hornik e Lebaron (2020) e é normalmente usado para realizar análise de séries temporais e finanças computacionais.

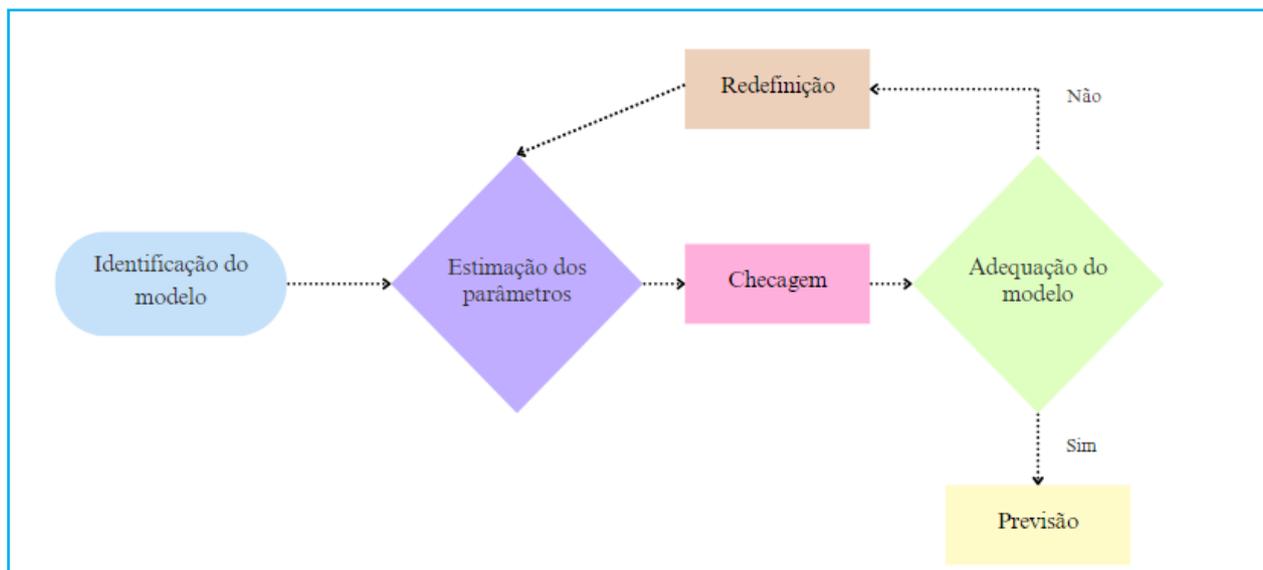


Figura 1 – Etapas da metodologia de Box e Jenkins.

Fonte: Adaptado de Oliveira *et al.* (2020, p. 149).

3.1 – Identificação

Conforme apontado por Fisher (1982), a primeira etapa do modelo é a mais crítica da metodologia de Box-Jenkins, a identificação. Nela é determinado qual será o modelo escolhido a partir das análises da FAC, FACP, Akaike, Hannan, Schwartz etc.

Esses modelos, genericamente conhecidos por ARIMA (Auto Regressive Integrated Moving Averages), visam captar o comportamento da correlação serial ou autocorrelação entre os valores da série temporal e, com base nesse comportamento, realizar previsões futuras. Se essa estrutura de correlações for bem modelada, fornecerá boas previsões. Segundo Fava (2000), os modelos ARIMA resultam da combinação de três componentes, denominados “filtros”: o componente autorregressivo (AR), o filtro de integração (I) e o componente de média móvel (MA). Uma série pode ser modelada por esses três filtros ou por apenas um subconjunto deles.

No modelo autorregressivo (AR), o Y_t é descrito apenas pelos seus valores realizados e termos aleatórios. Dessa forma, a partir do que propõe Fisher (1982), o modelo autorregressivo (AR (p)) consiste na média ponderada das “p” primeiras observações pró-

ximas passadas da variável, adicionadas de uma “distúrbância” aleatória do período presente. Já no caso da média móvel (MA), o Y_t é resultado da combinação linear dos termos aleatórios em t e em períodos antecedentes (Rocha, 2003).

No modelo autorregressivo e de média móvel (ARMA), Rocha (2003, p. 70) considera que a série temporal representada por Y_t “é função de seus valores históricos e pelos termos aleatórios corrente e passados”. Já o modelo autorregressivo integrado de média móvel (ARIMA) está condicionada à existência de uma série temporal estacionária, ou seja, que as características desse modelo são constantes no tempo e particularmente no período futuro (Gujarati, 2000).

Séries temporais frequentemente apresentam componentes sazonais, caracterizadas pela presença de correlações entre observações não consecutivas. Essas características são adequadamente modeladas por um método específico: o SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average). Assim, a escolha entre um modelo ARIMA e SARIMA está atrelada à existência de sazonalidade. No caso específico deste trabalho, não foi detectada a presença de componentes sazonais e de quebra estrutural nas séries analisadas por meio da observação da FAC e da FACP de cada série.

3.2 – Estimação

A etapa de estimação consiste em estimar os parâmetros dos termos AR e MA, com base nas melhores sugestões de modelos. Nesse momento, os modelos ajustados são comparados a partir de alguns critérios como parcimônia do modelo, condições de estacionariedade e de invertibilidade, e qualidade do ajuste, prevalecendo, assim, aqueles mais parcimoniosos (Rocha, 2003).

É importante destacar que uma das formas de melhorar o ajustamento do modelo é incluir defasagens adicionais nos processos AR(p), MA(q), ARMA (p,q) e ARIMA. Na etapa de estimação, os modelos sugeridos, ou seja, os que foram identificados na etapa anterior, são ajustados por mínimos quadrados ou por máxima verossimilhança, visando obter estimativas dos diversos parâmetros, bem como da variância de cada modelo.

Ademais, existem critérios de seleção de modelos que ocasionam um *trade-off* entre uma redução na soma do quadrado dos resíduos estimados e um modelo mais parcimonioso, sendo os mais utilizados o Akaike Information Criterion (AIC) e o Schwartz Bayesian Criterion (BIC).

3.3 – Avaliação

Consiste em avaliar se o modelo escolhido descreve os dados de forma adequada, através da análise dos resíduos que não devem ser autocorrelacionados com base nas funções de autocorrelação total e parcial dos resíduos e seus respectivos correlogramas. Caso os resíduos sejam autocorrelacionados, a dinâmica da série não é completamente explicada pelos coeficientes do modelo ajustado e, portanto, deve-se excluir do processo de escolha modelo(s) com essa característica.

Nesse sentido, para que haja uma avaliação apropriada da especificação do modelo, faz-se necessário analisar o termo aleatório que deve apresentar características de um ruído branco, ou seja, suas autocorrelações devem se comportar de maneira aleatória e não significativas (Rocha, 2003).

Adicionalmente, pode-se realizar o teste de Dickey-Fuller Aumentado (ADF) nos resíduos, que consiste em um teste de raiz unitária em séries temporais. Caso a hipótese nula de raiz unitária for rejeitada, conclui-se que o modelo está corretamente especificado e vice-versa (Soares *et al.*, 2008). Todavia, cabe salientar que, caso não seja identificado ruído branco dos resíduos, deve-se reiniciar a tentativa de seleção do modelo a partir da etapa de identificação (Figura 1).

Ainda nesta etapa, é necessário verificar se os resíduos são normalmente distribuídos através da realização de testes de normalidade como o Shapiro-Wilk e/ou Jarque Bera. Estes testes analisam a probabilidade da veracidade da hipótese nula, que afirma que os dados possuem distribuição normal. Caso o p-valor encontrado seja inferior a 0,05, rejeita-se esta hipótese, logo os dados não apresentam distribuição normal.

3.4 – Previsão

Na previsão, é averiguada a confiabilidade da previsão do modelo, de modo que o sucesso dessa etapa está intimamente relacionado com a qualidade do modelo estimado nas etapas de identificação e estimação. Segundo Fisher (1982, p. 101),

os processos de previsão com modelos de séries de tempo são procedimentos que visam a estender a valores futuros o modelo descrito e ajustado aos valores passados e ao valor presente da variável.

Através da utilização dos testes de verificação da confiabilidade da previsão do modelo, torna-se possível verificar o grau de ajustamento do modelo aos dados da série temporal.

3.5 – Análise dos Dados

Os dados utilizados são de origem secundária, provenientes do Centro de Estudos Avançados em Economia Aplicada da Esalq/USP (CEPEA, 2024) e referentes aos preços mensais do milho amarelo se-

miduro tipo 2 (US\$ saca 60 kg), cotados em Campinas no estado de São Paulo, que é a base para o Indicador Esalq/BM&FBovespa, para o período que se estende entre os meses de janeiro de 2010 a maio de 2024, totalizando 173 observações. Além disso, é importante salientar que, no processo de avaliação do modelo, foram desconsiderados os preços dos 34 últimos meses – janeiro de 2020 a maio de 2024 – para a realização da validação do modelo ARIMA como a melhor especificação para a previsão.

4 - RESULTADOS

4.1 - Identificação

Com relação às estatísticas da série, algumas observações podem ser demonstradas. O preço médio da saca de milho durante o período pesquisado foi de US\$12,87, chegando a atingir o valor máximo de US\$20,08 (março/2022) e um valor mínimo de US\$7,80 (outubro/2015). O desvio-padrão desse preço é de US\$3,23 e o coeficiente de variação de Pearson é de aproximadamente 25,1%. Esse índice revela um médio grau de dispersão dos dados, pois é menor que 30%.

TABELA 1 – Análise descritiva da série original do preço do milho ESALQ/BM&FBOVESPA, janeiro de 2010 a maio de 2024

(US\$/sc. 60 kg)

Medida descritiva	Resultado
Média	12,87
Mediana	11,73
Desvio padrão	3,23
Mínimo	7,80
Máximo	20,08

Fonte: Dados da pesquisa.

Os resultados obtidos, por meio da metodologia de Box & Jenkins especificada na metodologia, encontram-se a seguir. De forma a visualizar graficamente se a série apresentaria tendência e/ou existência de sazonalidade, optou-se pela plotagem dos valores da série observada. A partir da plotagem desses valores foi possível obter o esboço do gráfico com a série mensal de preço do milho Esalq/BM&FBovespa (US\$/saca 60 kg), no período de janeiro de 2010 a maio de 2024 (Figura 2).

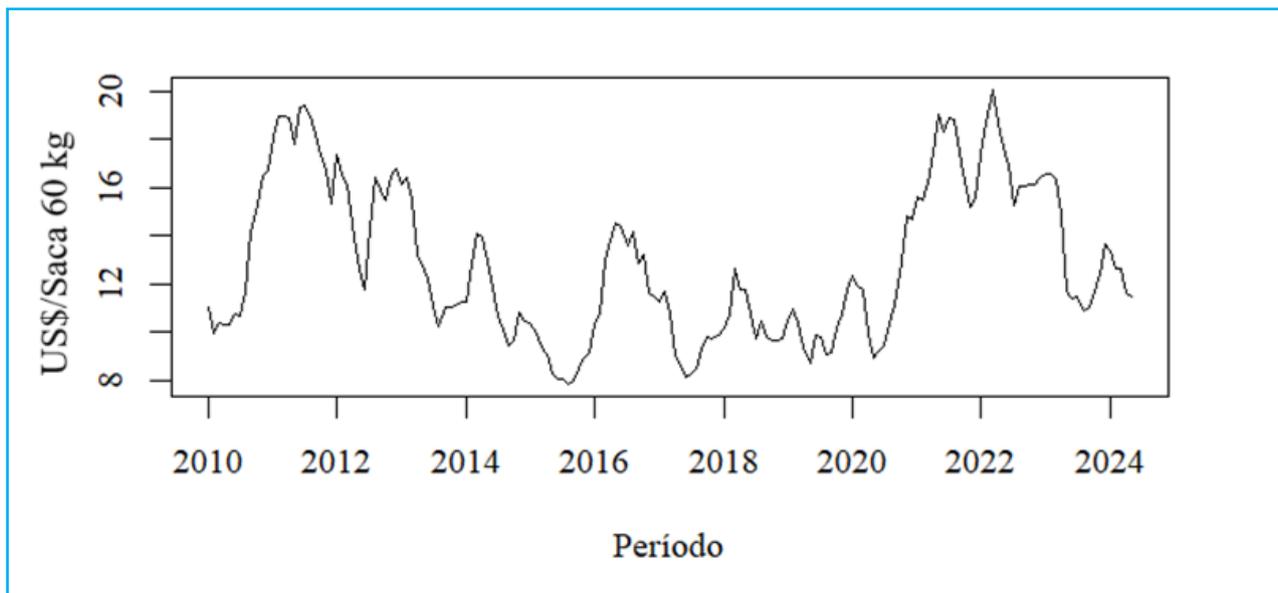


Figura 2 – Série original do preço do milho Esalq/BM&FBovespa (US\$/sc. 60 kg), janeiro de 2010 a maio de 2024. Fonte: Elaboração própria a partir dos pacotes (tserie e ggplot2) – desenvolvidos por Wickham (2016) e Trapletti, Hornik e Lebaron (2020), – executados no software RStudio (RStudio Team, 2020).

A figura 2 aponta que a série é não estacionária e que existe a necessidade de aplicar diferenciações com o objetivo de reverter esse processo. A fim de identificar a diversidade de padrões dos dados, em virtude da não linearidade da série, considerou-se útil dividi-la em vários componentes, cada um representando uma categoria de padrão subjacente: componente de tendência e de sazonalidade, e o resíduo. A decomposição por STL foi desenvolvida em 1990 por Cleveland, Cleveland, McRae e Terpenning (Hyndman; Athanasopoulos, 2018).

A série após a decomposição pelo modelo de STL é apresentada na figura 3. É possível notar no gráfico acima um padrão de tendência e sazonalidade. No entanto, o padrão de sazonalidade tem uma magnitude pequena em relação aos dados.

Todavia, com o objetivo de buscar maior velocidade sob a hipótese de não sazonalidade foram construídos vários gráficos de séries temporais para cada mês, separadamente, de todos os anos observados, como disposto na figura 4. Nota-se, os preços tendem a subir no segundo semestre do ano vigente, começando em agosto, se mantendo até o primeiro tri-

mestre do ano seguinte, apresentando seu ápice geralmente em março configurando, portanto, melhor período para as vendas. Após esse período, inicia-se uma tendência de queda, que persiste até julho, melhor período para os compradores de milho (Figura 4).

Dada a presença de tendência e não estacionariedade dos dados observados na figura 3, fez-se necessário a realização dos testes de normalidade e estacionariedade da série de preços preço do milho para a aplicação do modelo ARIMA. Para analisar a normalidade de séries temporais de forma visual foi construído o gráfico Q-Q Plot que representa um dos métodos mais usados (Figura 5). A análise consiste na comparação gráfica dos quantis teóricos da distribuição normal com os quantis dos dados amostrais. Assim, a figura 5 indica que a série não possui distribuição normal, o que foi confirmado com a aplicação do teste de normalidade de Shapiro-Wilk, cujo p -valor foi inferior a 0,05, rejeitando assim a hipótese nula de normalidade dos dados, e ratificando a necessidade de realização de transformações na série de dados, a exemplo da logarítmica, Box-cox e da diferenciação.

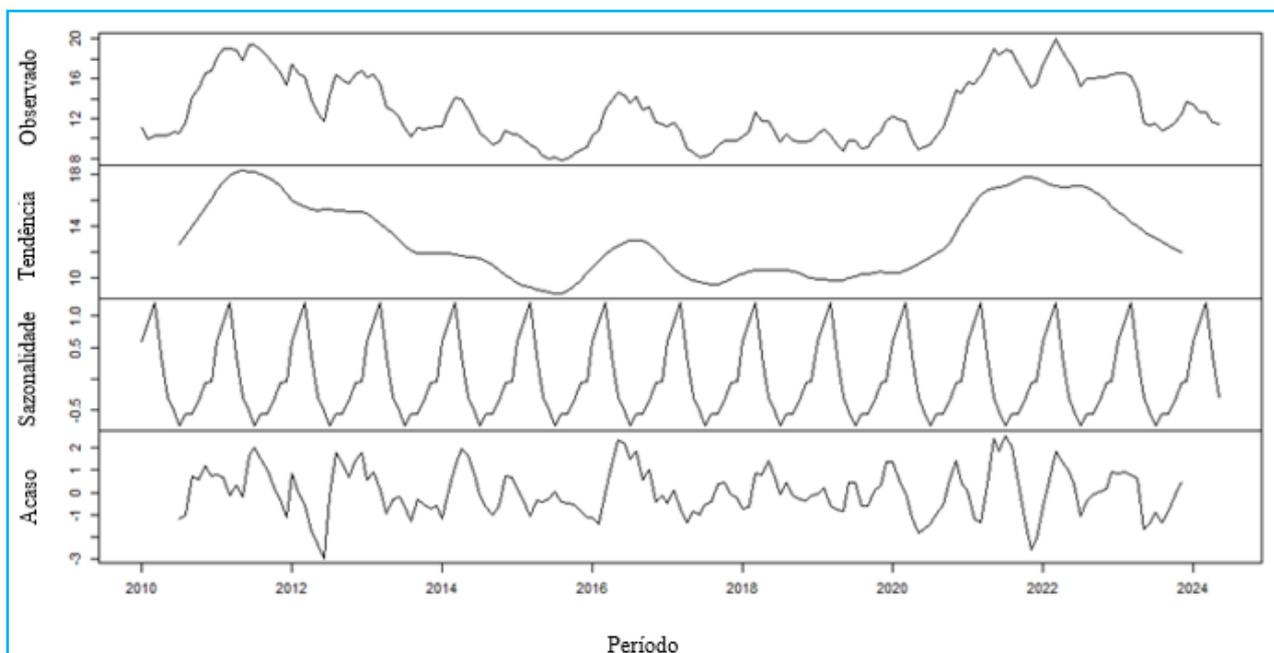


Figura 3 – Decomposição, pelo modelo STL da série original do preço do milho Esalq/BM&FBovespa (US\$/saca 60 kg), janeiro de 2010 a maio de 2024.

Fonte: Elaboração própria a partir do pacote (decompose) executado no software RStudio (RStudio Team, 2020).

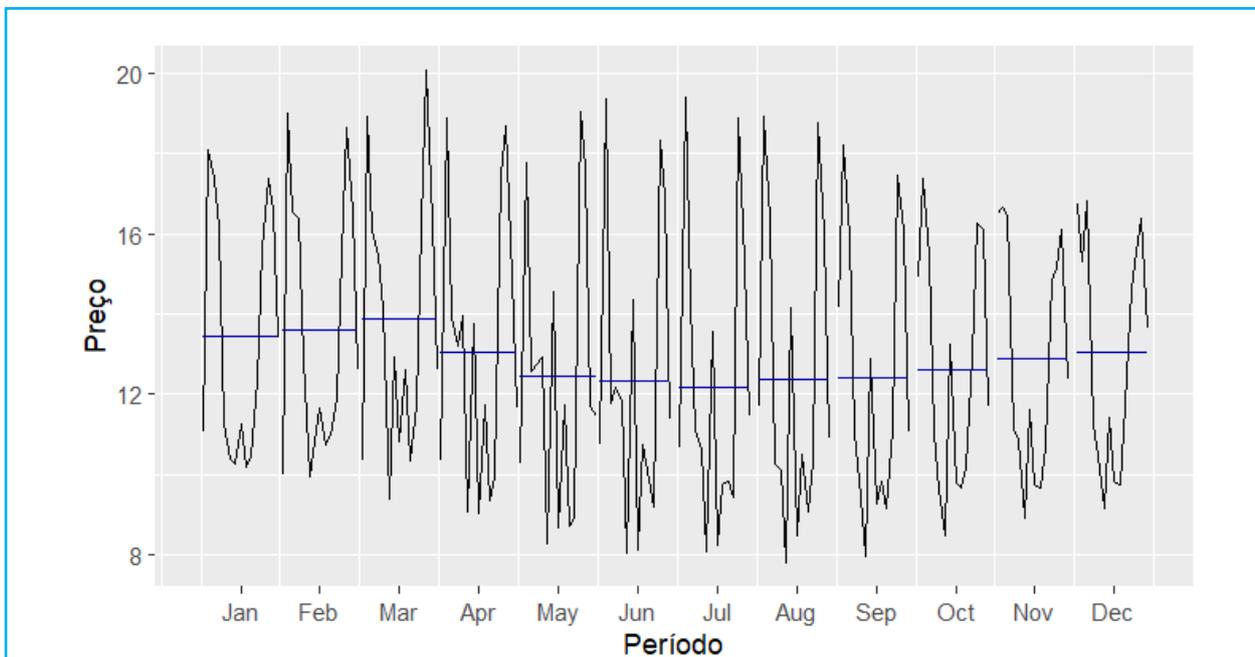


Figura 4 – Comparação sazonal entre os meses da série original do preço do milho Esalq/BM&FBovespa (US\$/saca 60 kg), janeiro de 2010 a maio de 2024.

Fonte: Elaboração própria a partir do pacote (ggplot2) executado no software RStudio (RStudio Team, 2020).

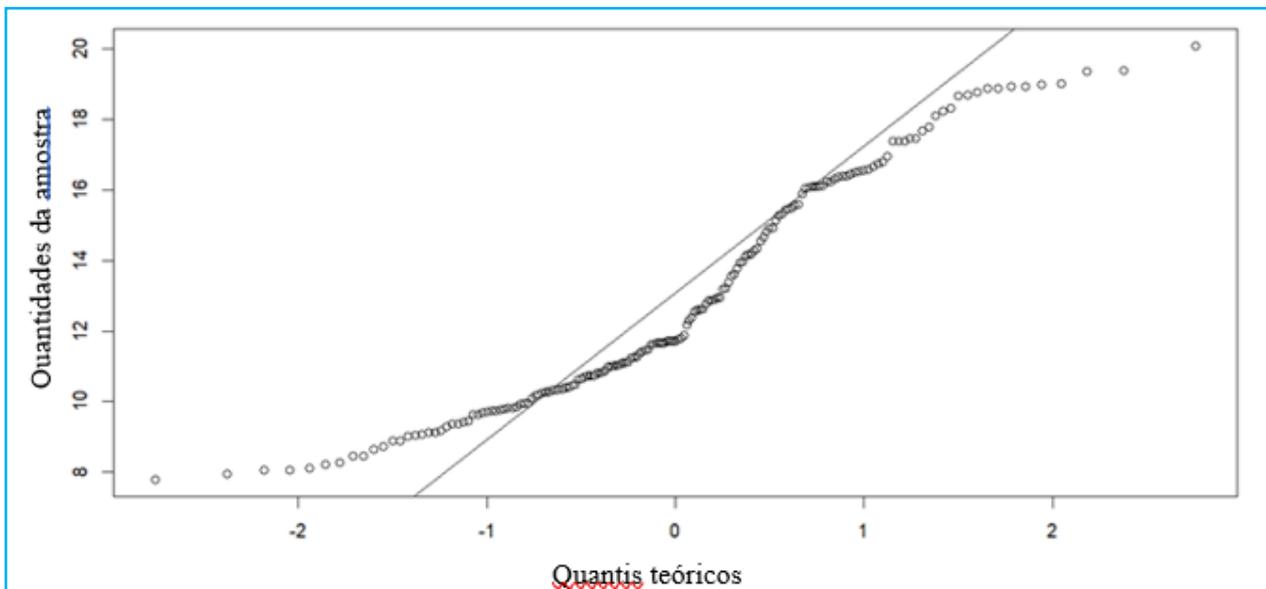


Figura 5 – Plot Q-Q dos retornos médios mensais do preço do milho Esalq/BM&FBovespa (US\$/saca 60 kg), janeiro de 2010 a maio de 2024.

Fonte: Elaboração própria a partir do pacote (ggplot2) executado no software RStudio (RStudio Team, 2020).

A evidência da necessidade de transformação na série de dados foi confirmada com a realização do teste de Dickey-Fuller aumentado (ADF), que foi usado para verificar se a série em nível era

estacionária. O p-valor encontrado foi de 0.3146, o que confirma que não é possível rejeitar a hipótese nula e, portanto, a série tem raiz unitária e é não-estacionária.

Ademais, foram construídos os gráficos de autocorrelação (FCA) e autocorrelação parcial (FACP) (Figura 6), que também forneceram um indicativo da necessidade de diferenciação na série e do modelo mais adequado. Ao se analisarem as funções de autocorrelações (FAC) e de autocorrelações parciais (FACP) em nível, observou-se um decaimento lento dos *lags*, indicando a não estacionariedade da série. Os dados mostram que os coeficientes da ACF e da PACF não diminuem rapidamente para zero quando o valor “*k*” (*lags*) aumenta. Observa-se também que vários *lags* ultrapassam os níveis de controle.

Feito isto, foram realizadas transformações

box cox de estabilização de variância, transformações logarítmicas na série a fim de suavizá-la. Contudo, essas transformações não alteraram o fator da não normalidade e da não estacionariedade. Apenas com a realização da diferenciação da série é que se obteve a normalidade da distribuição dos dados e a estacionariedade da série (Anexo 1).

Com o objetivo de identificar a quantidade de diferenciações necessárias e a existência de sazonalidade, foram aplicados os comandos *ndiffs*⁶ para saber se a série precisava ser diferenciada e *nsdiffs*⁷ para sazonalidade. O resultado encontrado demonstrou a necessidade de uma diferenciação na série e não existência de sazonalidade.

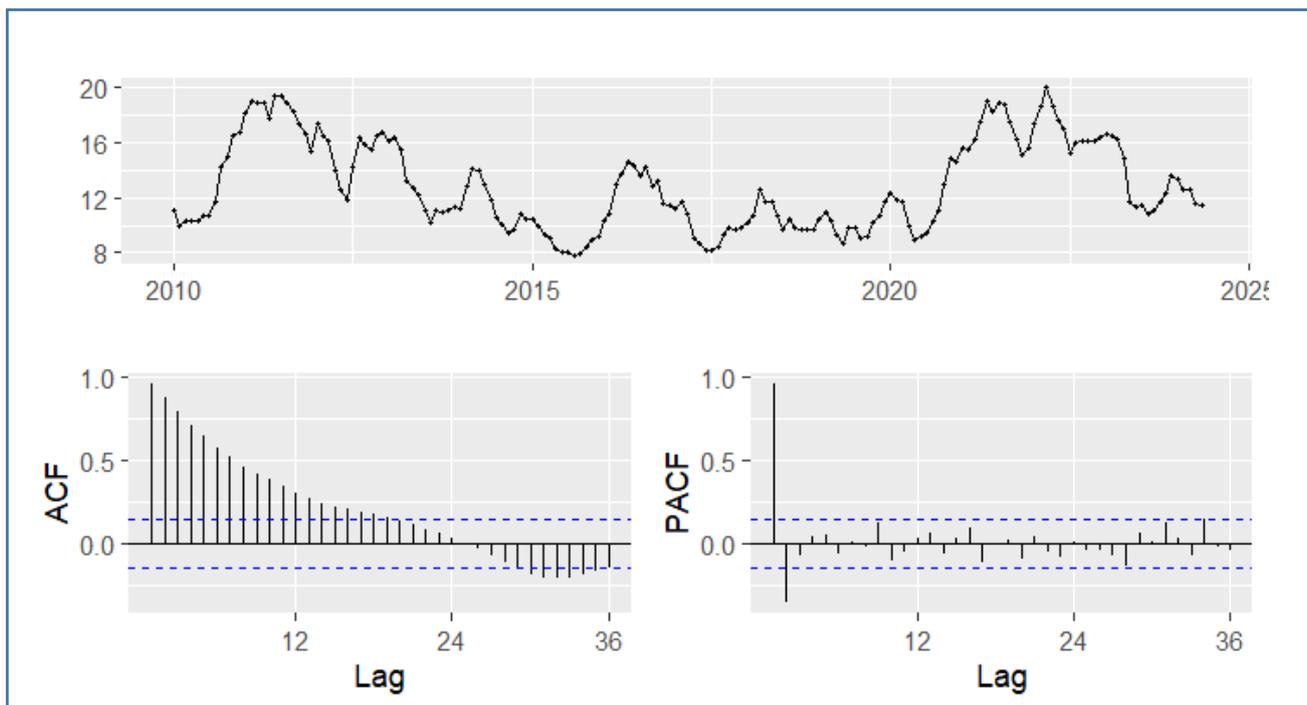


Figura 6 – Resultados do teste de ADF em nível para as séries mensais do preço do milho Esalq/BM&FBovespa (US\$/sc. 60 kg), janeiro de 2010 a maio de 2024.

Fonte: Elaboração própria a partir do pacote (*tseries*) executado no *software* RStudio (RStudio Team, 2020).

⁶É uma função presente no pacote *forecast* do Programa R, usada para estimar o número de diferenças necessárias para tornar estacionária uma determinada série temporal. Assim, o *ndiffs* estima o número de primeiras diferenças necessárias.

⁷Similarmente ao *ndiffs*, esta função também presente no pacote *forecast* serve para identificar a necessidade e quantidade de diferenças sazonais para tornar estacionária uma determinada série temporal.

Após a realização da primeira diferenciação da série (Figura 7), foi realizado novamente o teste Augmented Dickey-Fuller Test para a série de dados diferenciados. Foi encontrado um p-valor de 0,01, indicando que é possível rejeitar a hipótese nula e, portanto, a série não tem raiz unitária e é estacionária. Ademais, após a modelagem os lags passaram para dentro dos limites de controle confirmando a remoção da autocorrelação.

4.2 - Estimação

Conforme aponta a literatura especializada, para escolher os melhores parâmetros p, d e q para o modelo ARIMA, deve-se minimizar o AIC (Critério

de Informação de Akaike) e o BIC Schwarz. Isso foi feito de maneira automática, utilizando a função ARIMA do pacote auto.arima (FABLE)⁸ no RStudio, o qual seleciona o modelo com menores AIC e BIC. O modelo indicado pela função foi o ARIMA (1, 1, 0).

De modo a reafirmar o modelo gerado automaticamente, foram estimados modelos de forma manual. Os resultados da estimação dos parâmetros do processo ARIMA são apresentados na tabela 2. Para a seleção dos modelos foram considerados o princípio de parcimônia e os critérios de informação de Akaike (AIC) e BIC Schwarz, sendo que o modelo escolhido foi o mesmo indicado pela função auto.arima, o modelo VI – ARIMA (1,1,0) para previsão do preço do milho.

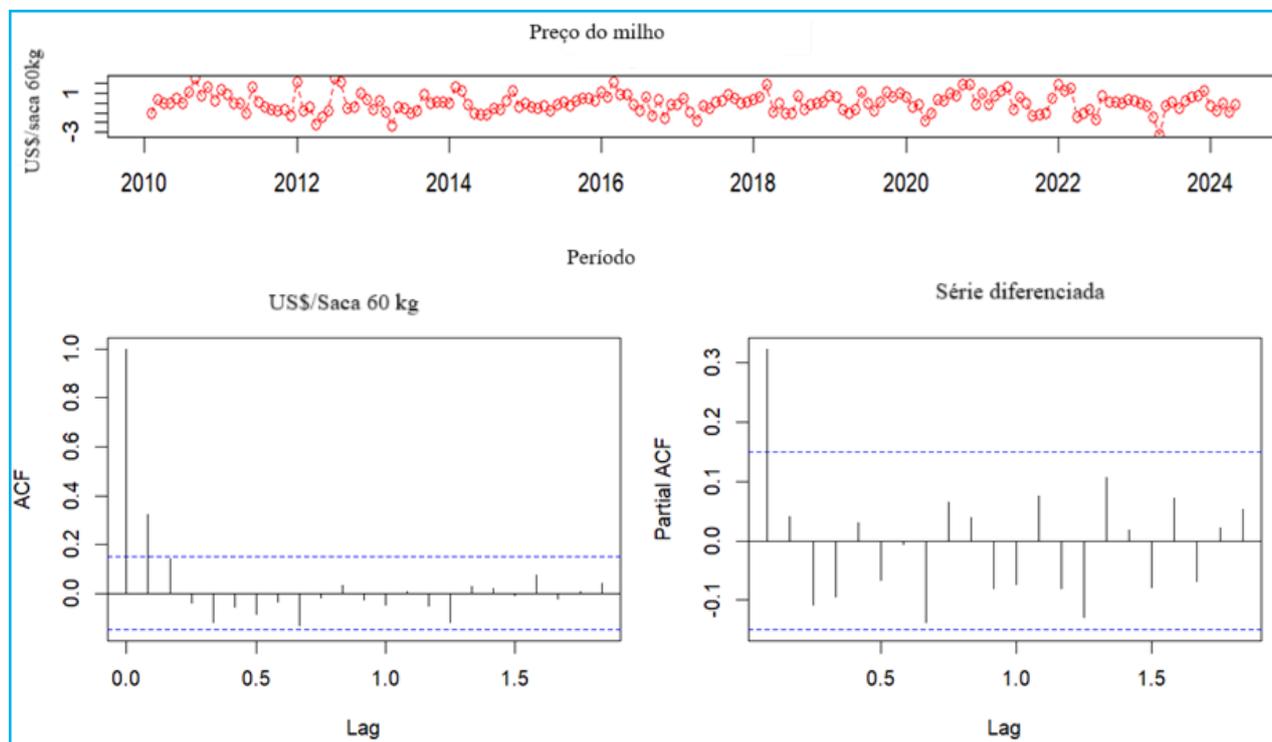


Figura 7 - Resultados do teste de ADF em primeira diferença para a série mensal do preço do milho Esalq/BM&FBovespa (US\$/saca 60 kg), janeiro de 2010 a maio de 2024.

Fonte: Elaboração própria a partir do pacote (ggplot2) executado no software RStudio (RStudio Team, 2020).

⁸Desenvolvido por O'Hara-Wild et al. (2019).

TABELA 2 – Modelos estimados para previsão do preço do milho, janeiro de 2010 a maio de 2024 (US\$/saca 60 kg)

Modelo		AIC	BIC
I ARIMA	(2,1,2)	459.98	4.757.126
II ARIMA	(2,1,1)	460.85	4.734.428
III ARIMA	(2,1,0)	459.2	4.686.383
IV ARIMA	(1,1,2)	459.62	4.722.096
V ARIMA	(1,1,1)	459.31	4.687.511
VI ARIMA	(1,1,0) ¹	457.47	4.637.606

¹Modelo escolhido.

Fonte: Dados da pesquisa.

4.3 - Avaliação

Com o objetivo de confirmar o ajuste do modelo, fez-se necessário verificar se este atendia aos pressupostos de ruído branco. Analisando-se a figura 8, identificou-se que, a um nível de confiança de 1%, não há autocorrelação significativamente diferente de zero em nenhuma defasagem, de modo que os dados são independentes e demonstram bom ajuste do modelo. Ou seja, o modelo apresenta ruído branco para os resíduos, o que sugere que as previsões são adequadas. O teste Box-Ljung calculado

também apresentou um p-valor de 0,8571, confirmando que os resíduos são ruído branco.

Os gráficos dispostos na figura 9 sugerem que, no geral, os resíduos são normalmente distribuídos a um nível de significância de 5%, pois os erros encontram-se em torno da média e no intervalo de (-2,2), indicando que não há a presença de variância. Para ratificar a predominância de normalidade na distribuição dos resíduos, foram realizados os testes de Shapiro-Wilk (p-valor = 0.8215) e Jarque Bera (p-valor = 0.4128), que indicaram a não possibilidade de rejeição da hipótese nula, logo os resíduos têm distribuição normal.

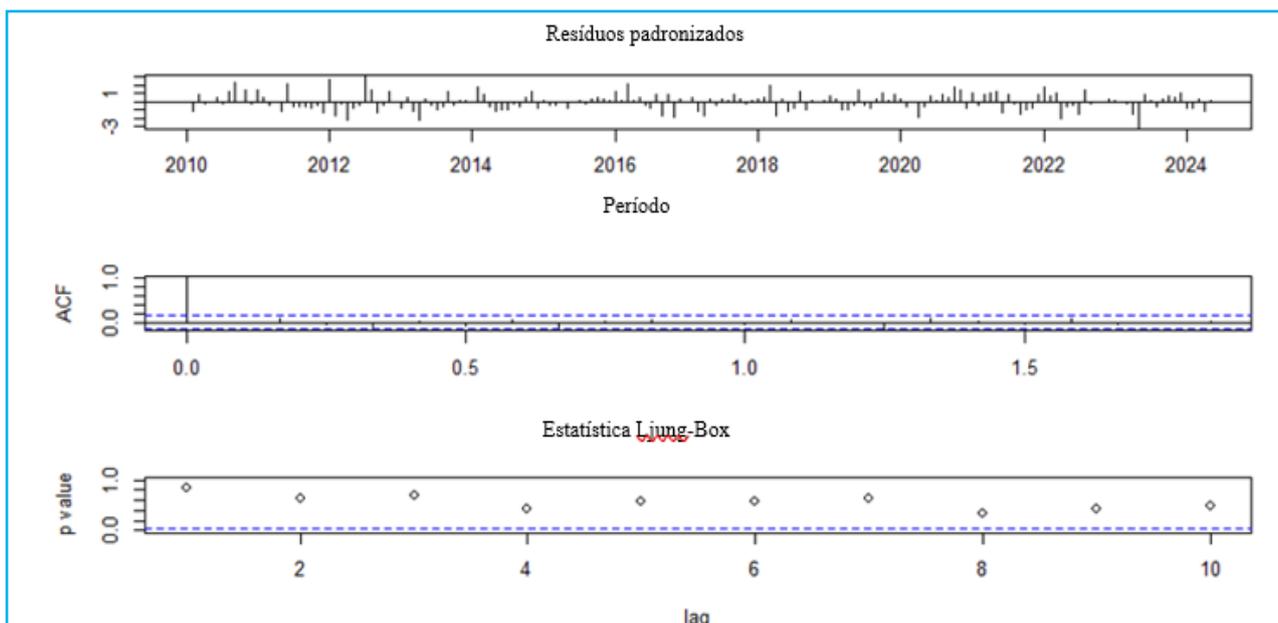


Figura 8 – FAC e FACP dos resíduos do Modelo VI ARIMA (1,1,0) de previsão do preço do milho Esalq/BM&FBovespa (US\$/saca 60 kg), janeiro de 2010 a maio de 2024.

Fonte: Elaboração própria a partir do pacote (tseries) executado no software RStudio (RStudio Team, 2020).

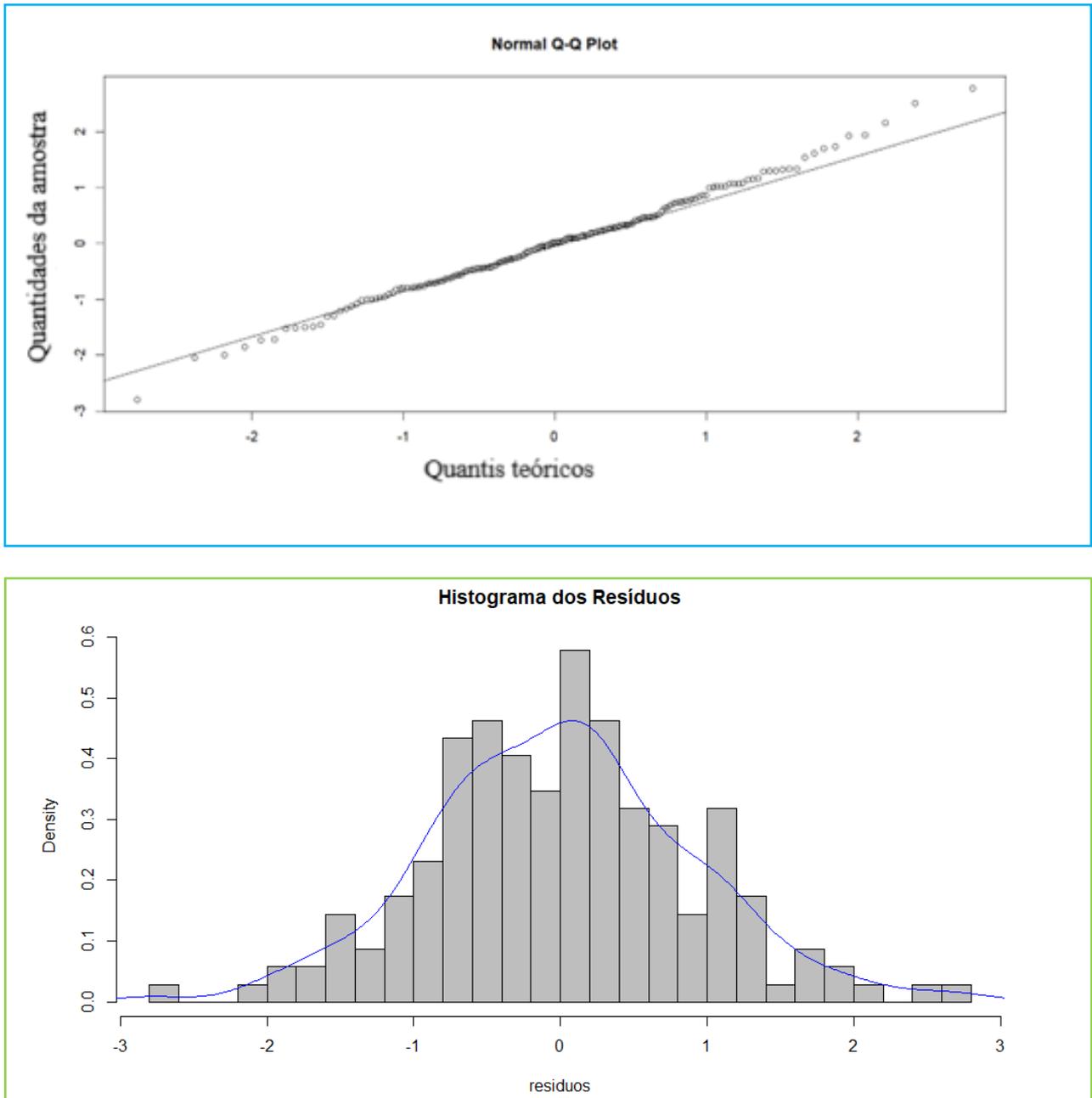


Figura 9 - Resultados dos testes de normalidade dos resíduos do Modelo VI ARIMA (1,1,0) de previsão do preço do milho Esalq/BM&FBovespa (US\$/saca 60 kg), janeiro de 2010 a maio de 2024.
Fonte: Elaboração própria a partir da partir do pacote (ggplot2) executado no *software* RStudio (RStudio Team, 2020).

Os gráficos corroboram com o entendimento de que os resíduos do modelo são de fato ruído branco gaussiano, de modo que o modelo ARIMA (1,1,0) parece traduzir satisfatoriamente o processo.

4.4 - Previsão

Após realizada a escolha do modelo, foi feita a previsão dos preços do milho para 12 meses futuros. A tabela 3 apresenta as previsões com o intervalo de confiança de 80% e 95%, enquanto a figura 10 apresenta a visualização gráfica dessa estimativa.

Os dados obtidos demonstram, a partir da história recente do preço, que os valores previstos mantêm uma média muito próxima ao último valor observado, conservando nas observações futuras a tendência observada na série original. Contudo, cabe salientar que o modelo parece ter uma maior assertividade para prever os preços futuros num espaço temporal de três meses, pois após esse período as diferenças nos preços são mínimas.

Em relação a validação do ajuste do modelo, os dados da pesquisa foram separados em dois gru-

pos: (i) treino com 140 observações; e (ii) teste com 34 observações. Além disso, foi realizada uma previsão para 12 meses adicionais, de modo a validar o Modelo VI - ARIMA (1,1,0) escolhido. Para tanto, as previsões foram calculadas com intervalos de confiança de 95%, constatando-se que todos os valores observados pertencem a estes intervalos, e indicando a qualidade do modelo selecionado (Figura 11).

A previsão dentro da amostra feita pelo Modelo VI - ARIMA (1,1,0) produziu uma raiz do erro de previsão quadrático médio de 0,9012775 e um erro absoluto médio (EAM) de 0,7012414.

De modo geral, o preço do milho resguarda diversos fatores e encadeamentos, envolvendo outros mercados que possuem influência sobre este mercado específico, sendo também determinante para formação de preços de produtos dos quais é insumo. De tal maneira que, relacionados os resultados apresentados pelo modelo de previsão identificado por meio da metodologia de análise de séries temporais de Box e Jenkins (1976), demonstrando um comportamento ascendente, porém, com uma sazonalidade determinista não presente, é possível fazer algumas interpretações intuitivas, buscando compreender a dinâmica dessa *commodity*.

TABELA 3 - Previsão dos preços do milho, janeiro de 2010 a maio de 2024 (US\$/saca 60 kg)

Período	Previsão	LI (80%)	LS (80%)	LI (95%)	LS (95%)
Jun./2024	11,415	10,253	12,574	9,638	1,319
Jul./2024	11,397	9,471	13,254	8,451	1,434
Ago./2024	11,392	8,851	13,933	7,505	1,528
Set./2024	11,390	8,335	14,445	6,717	1,606
Out./2024	11,389	7889,000	14,890	6,035	1,674
Nov./2024	11,389	7,492	15,286	5,429	1,735
Dez./2024	11,389	7,131	15,647	4,877	1,790
Jan./2025	11,389	6,799	15,979	4,369	1,841
Fev./2025	11,389	6,489	16,289	3,895	1,888
Mar./2025	11,389	6,198	16,580	3,449	1,933
Abr./2025	11,389	5,921	16,856	3,028	1,975
Mai./2025	11,389	5,660	17,119	2,626	2,015

Fonte: Dados da pesquisa.

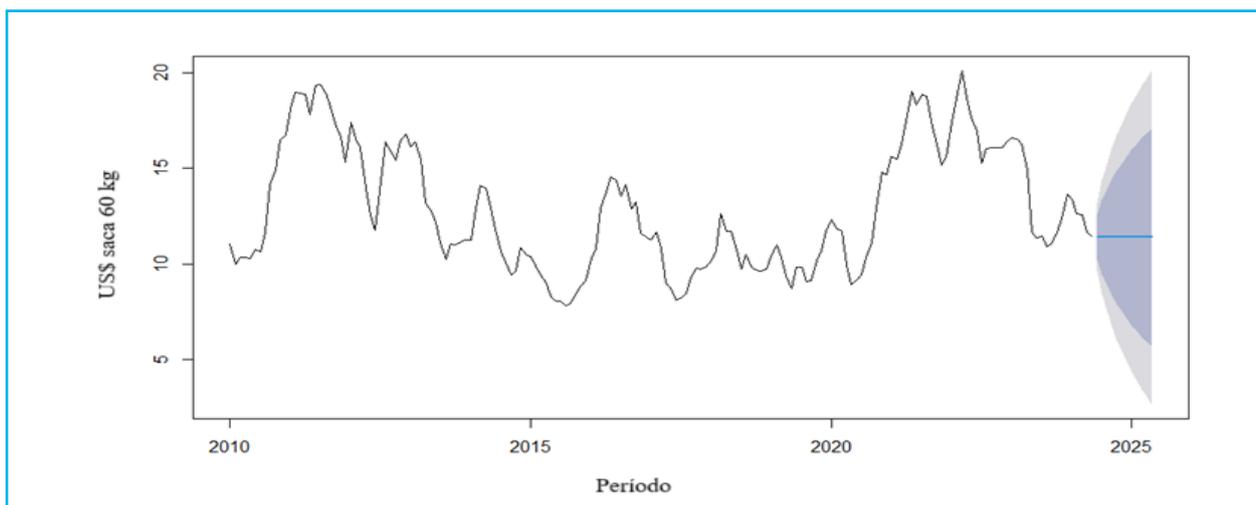


Figura 10 - Previsão dos preços do milho (US\$/saca 60 kg), janeiro de 2010 a maio de 2024.

Fonte: Elaboração própria a partir da partir do pacote (forecast) executado no software RStudio (RStudio Team, 2020).

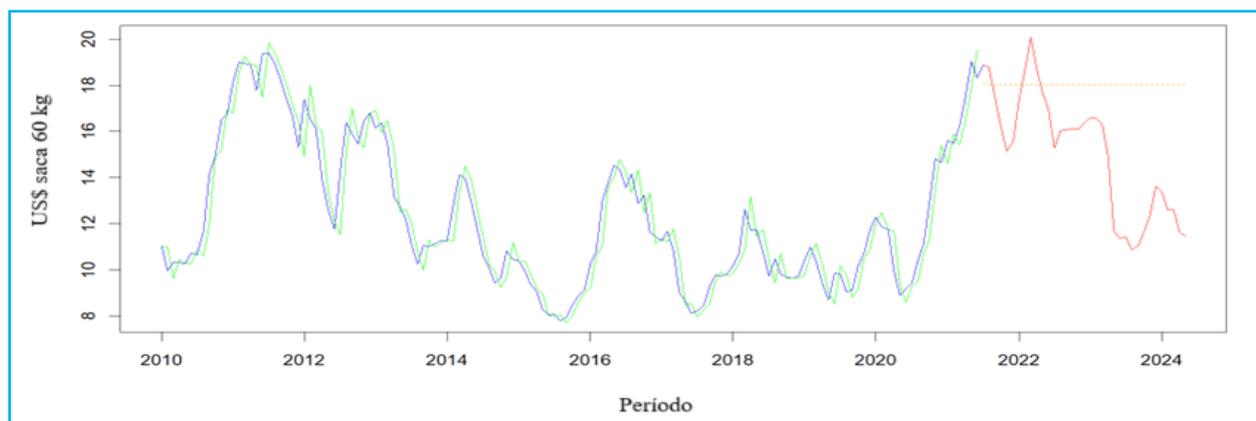


Figura 11 - Previsão dos preços do milho (US\$/saca 60 kg), abril de 2021 a agosto de 2021 (usados na validação do modelo).

Fonte: Elaboração própria a partir da partir do pacote (forecast) executado no software RStudio (RStudio Team, 2020).

De acordo com o relatório de custos da pecuária (especificamente custos bovinos) do CEPEA, de novembro de 2023, a alimentação chega a representar de 17,6% dos custos operacionais totais, sendo o milho o principal item da alimentação do boi gordo. Esta relação entre esses dois mercados pode ser observada no comportamento do preço médio mensal dos dois produtos (Figura 12).

Este comportamento semelhante nas séries históricas de preço médio também é observado na comparação da variação percentual (ou taxa de crescimento), principalmente no período de janeiro de 2019 a setembro de 2024 (Figura 13). Nesse período, a maior variação mensal do preço ao produtor da carne

(preço do boi gordo) ocorreu em novembro de 2019, quando o preço variou 23,84%. Ainda que o preço médio do milho tenha aumentado 7,30%, o valor da saca de 60 kg, nesse mesmo mês, acumulava aumentos sucessivos de aproximadamente 21% (Figuras 12 e 13).

Ainda sobre o comportamento da série de preços de milho e boi gordo, é possível observar que, no caso deste último, o período em que o valor alcançou o seu máximo na série foi março de 2022, após uma sequência de altas desde novembro de 2021, variação de 15,80%, comportamento semelhante ao preço do milho, que variou nesse mesmo período 18,41% (Figuras 12 e 13).

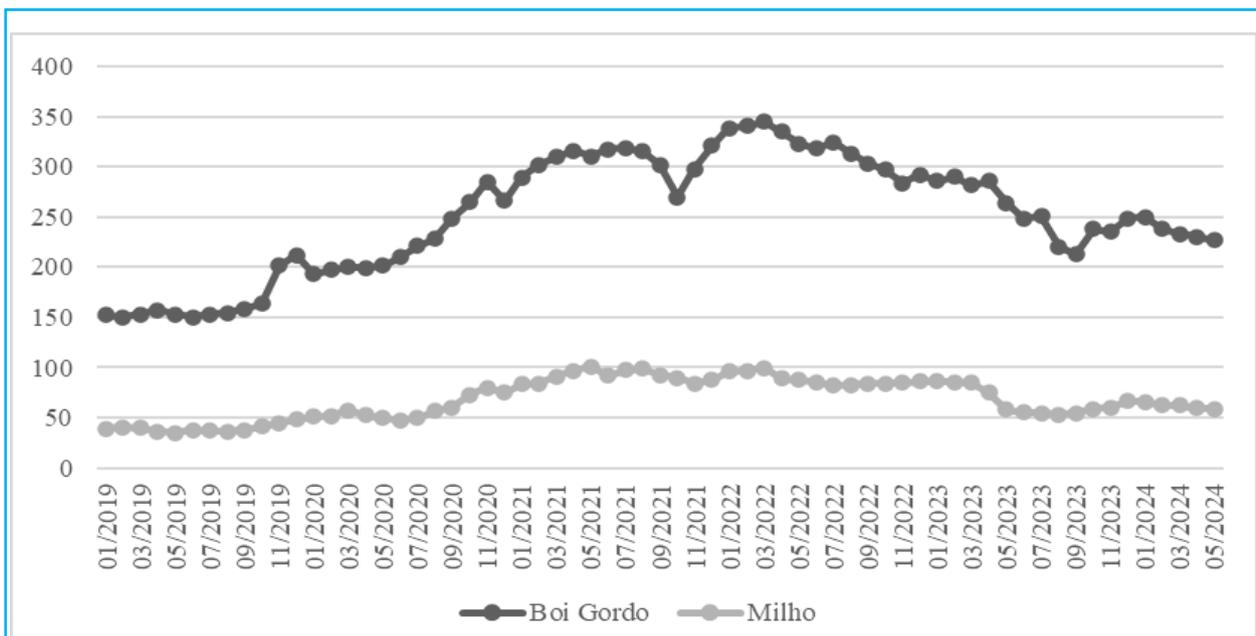


Figura 12 - Preço médio mensal de milho e boi gordo (Indicador Esalq/BM&FBovespa), janeiro de 2019 a maio de 2024. Fonte: CEPEA (2024).

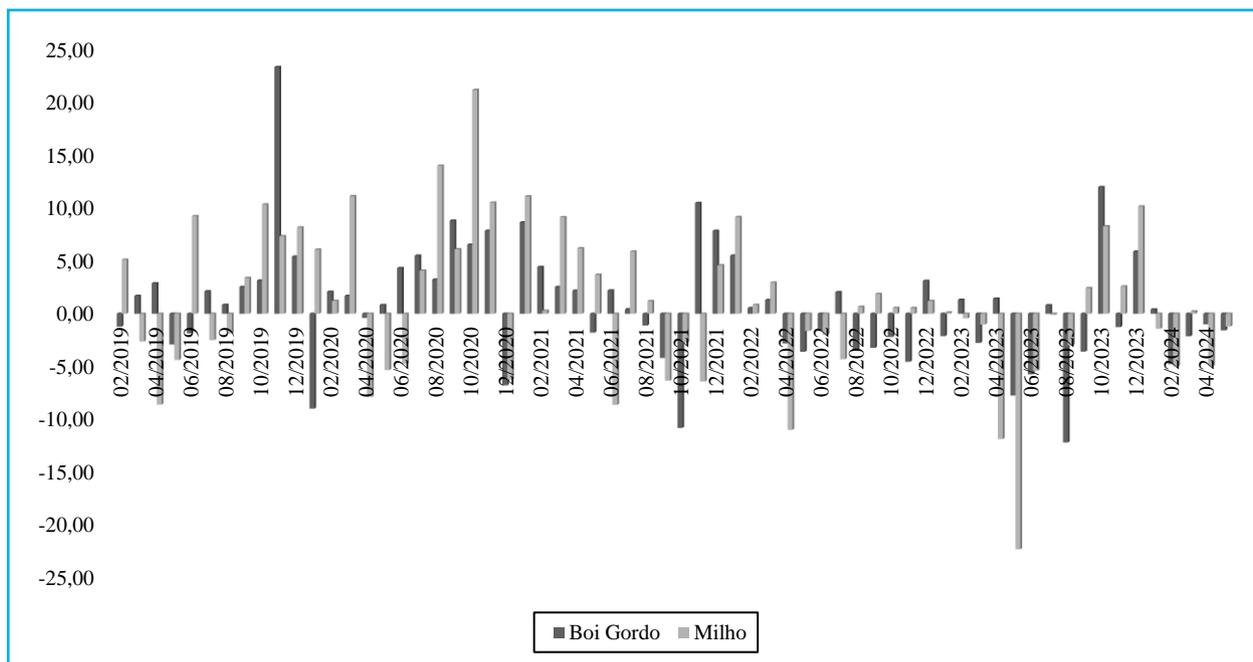


Figura 13 - Variação percentual mensal dos preços do milho Esalq/BM&FBovespa (US\$/saca 60 kg) e do boi gordo, janeiro de 2019 a maio de 2024. Fonte: Elaborado pelos autores com base nos dados do CEPEA (2024).

No caso específico do milho, a comparação da variação do preço médio da saca de 60 kg, ao mês no período de 2019-2020, apresentou o maior percentual para o mês de novembro, uma variação de 80,31% deste mês em 2020 em comparação com o mesmo período anterior. Na comparação de 2020 a 2024 – até o mês de setembro –, o mês de maio superou os 100 pontos percentuais, ou seja, o preço do milho em 2021 duplicou seu valor no mesmo período do ano de 2020. Outro período próximo dessa variação, foi em março de 2022, 99,69%, indicando a tendência majoritária no cenário nacional e internacional desse produto (Figura 14).

Durante todo o período (2019 a 2024), a variação média do preço do milho foi superior no ano de 2021, 91,64%, segundo ano da pandemia da covid-19. Já em 2022, o preço continuar a crescer, apresentando alta de 88,20%, quando se inicia a Guerra entre Rússia e Ucrânia, grandes exportadores de fertilizantes e pesticidas, insumo para produção do milho (Figura 14).

O cenário ascendente do preço do milho possui determinações em múltiplos fatores relacionados tanto para o seu custo de produção como na demanda internacional dessa commodity, englobando interdependências com os fatores climáticos, a desvalorização do real em relação ao dólar, mercado energético (demanda do etanol, cuja matéria-prima é o milho) principalmente no caso dos Esta

dos Unidos, e, em certa medida, a demanda e a oferta de bens substitutos (como o petróleo), bem como a oferta mundial de milho (considerando outros países produtores).

A tabela 4 ilustra o papel dos fertilizantes no custo de produção de milho, que possui um comprometimento de 1/3 do seu custo total por hectare (33,62%), considerando-se o custo com fertilizante NPK (US\$371,90) e fertilizante para cobertura N + Kcl, nitrogênio e cloreto de potássio.

Segundo dados do portal de segurança alimentar da Organização das Nações Unidas para a Alimentação e a Agricultura (FAO), de outubro de 2021, o preço dos fertilizantes vem apresentando valor elevado conforme o aumento dos custos de energia e transporte em todo mundo, principalmente devido à baixa oferta relacionado a efeitos climáticos. Isso pode ser observado nas figuras 15 e 16, que apresentam o comportamento do Valor FOB (US\$) das importações brasileiras e a variação do preço médio de importação.

No período em que se inicia o conflito entre a Rússia e Ucrânia (fevereiro de 2022), o preço de importação de fertilizante e compostos nitrogenados apresentou alta de 79%, valor que só não superou a variação de 123,57%, do período denominado de crise dos alimentos, 2007/08.

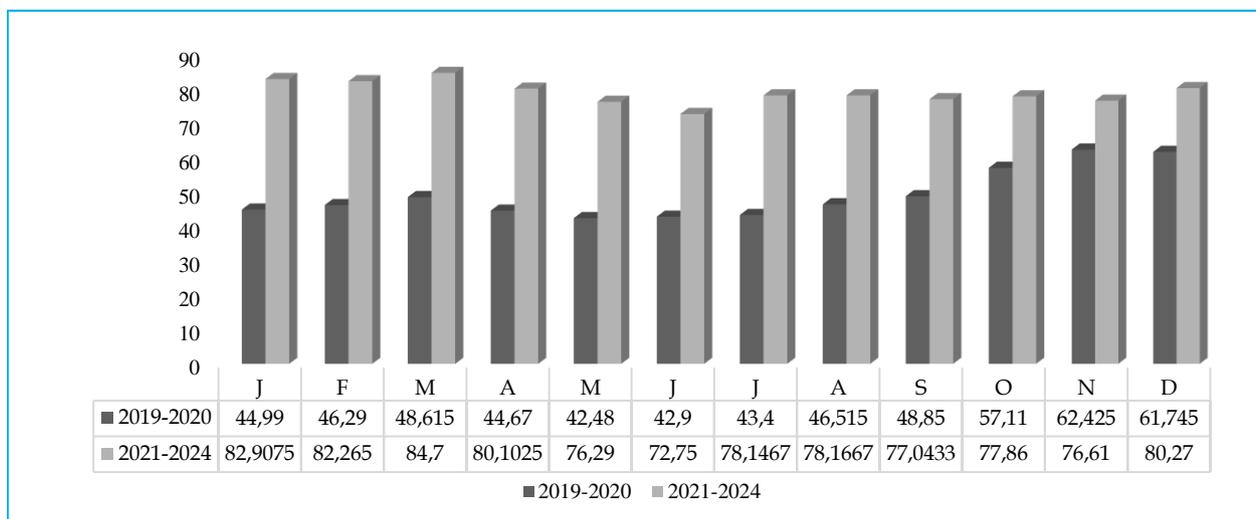


Figura 14 - Variação comparativa por mês dos preços do milho Esalq/BM&FBovespa (US\$/saca 60 kg), 2019 a 2020 e 2020 a 2024¹.

¹Variação do preço médio do milho calculados com as cotações até maio de 2024.

Fonte: Elaborada pelos autores com base nos dados do CEPEA (2024).

TABELA 4 – Insumos, recomendação agrônômica, preço médio e custo de produção de milho safrinha em sistema de plantio direto, região Sudoeste Paulista, 2017 e 2018

Operação	Insumos	Recomendado ¹	Preço médio ²	Custo/ha (US\$)	Total ³
Dessecação pré-plantio milho	Glyphosate	2.885	7,52	37,6	4.512,00
Herbicida pós-emergente milho	Glyphosate	2.885	7,52	37,6	4.512,00
Herbicida pós-emergente milho	Atrazina	3.000	13,47	80,82	9.698,40
Dessecação pós-colheita milho	2,4-D	1.209	13,94	20,91	2.509,20
Óleo/herbicidas	Óleo mineral	1	12,19	12,19	1.462,80
Inseticida milho	Acetamiprido + Alfa-cipermetrina	50 + 100	119,1	59,55	7.146,00
Inseticida milho	Imidacloprido + Bifentrina	100 + 200	115,8	46,32	5.558,50
Inseticida milho	Teflubenzurom	37,5	138,9	34,72	4.167,00
Fungicida milho	Piraclostrobina + Epoxiconazol	99,75 + 37,50	77,9	58,42	7.010,40
Sementes milho	Híbrido	1	555,37	555,37	66.644,40
Fert. NPK + micromilho	12-20-20	206,61	1.800,00	371,9	44.627,76
Fert. cobertura milho	N + Kcl	123,96	1.800,00	223,13	26.775,36
Calcário ⁴	-	826,46	130	107,44	12.892,78
Gesso ⁴	-	1033,06	120	123,97	14.876,06
Total geral	-	-	-	1.769,94	212.392,66

¹Recomendação com valores expressos em: g i.a./ha para defensivos; kg/ha para fertilizantes, calcário, gesso e sementes de soja; L/ha para óleo mineral; e sacas/ha para milho.

²Valores em reais e unitários expressos em litro, kg ou saca.

³Custo total anual de uma propriedade de 120 ha.

⁴Calcário e gesso aplicados de forma intercalada (1 ano de cada insumo).

Fonte: Gazola (2021).

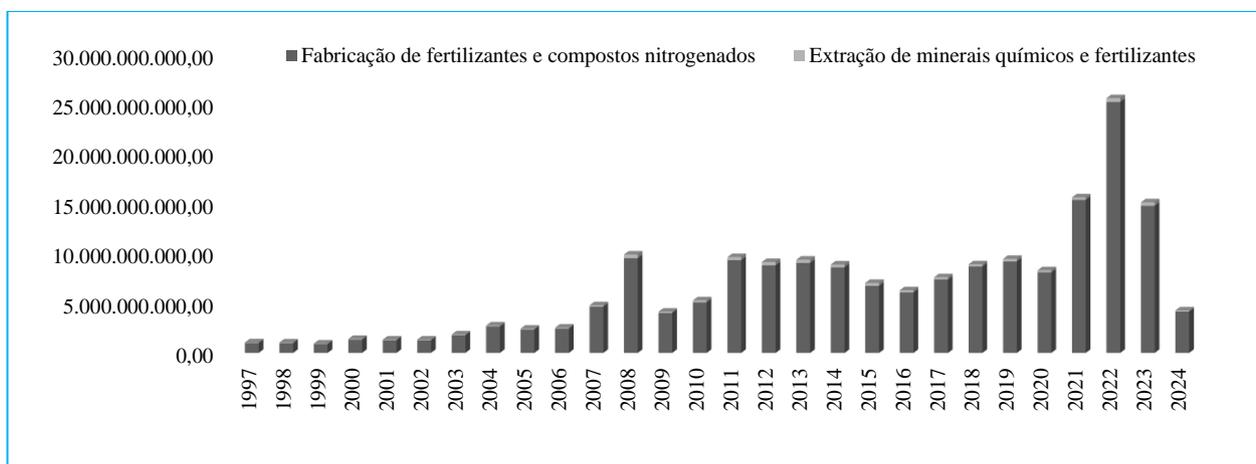


Figura 15 – Valor FOB (US\$) das importações brasileiras de produtos das atividades de extração de minerais químicos e fertilizantes e fabricação de fertilizantes e compostos nitrogenados, 1997 a 2024¹.

¹Para 2024, os dados contemplam apenas até o mês de maio.

Fonte: COMEX STAT (2024).

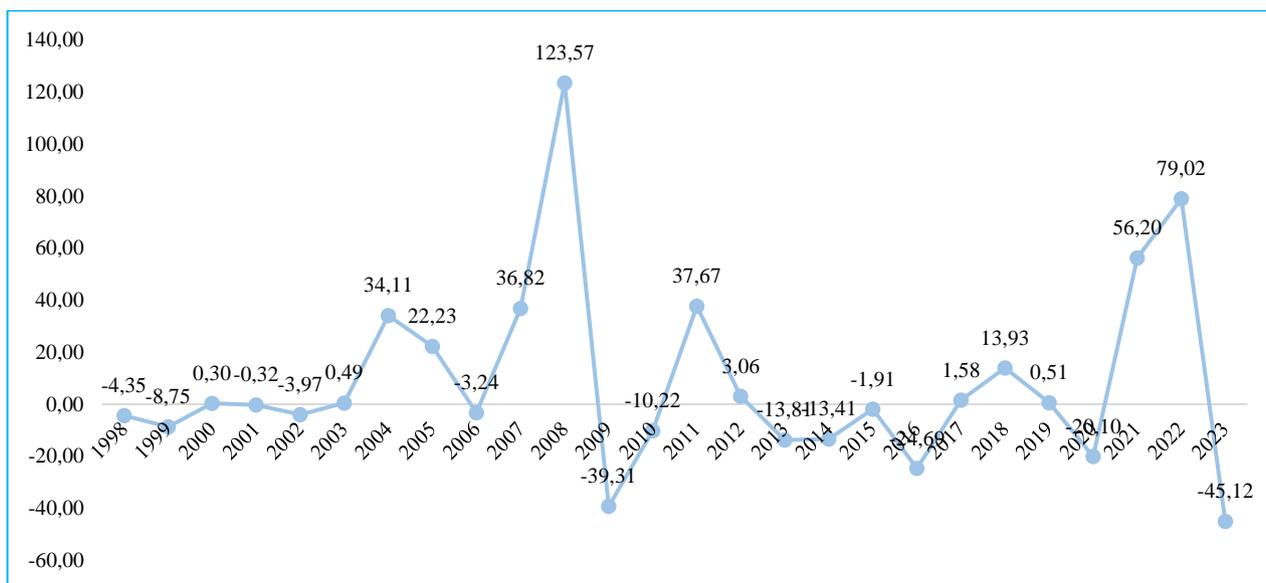


Figura 16 - Variação (%) do preço de importação¹ (US\$) por tonelada de fertilizante e compostos nitrogenados, Brasil, 1998 a 2023.

¹Estimado pela razão entre o valor (US\$) FOB e as quantidades importadas.

Fonte: Elaborado pelas autoras com base nos dados da COMEX STAT (2024).

5 - CONSIDERAÇÕES FINAIS

O objetivo principal deste trabalho foi, por meio da abordagem metodológica de Box-Jenkins, usar a modelagem ARIMA para a realização de previsão do preço do milho a partir dos dados da Esalq/BM&FBovespa (US\$/saca 60 kg), no período de janeiro de 2010 a maio de 2024. O Modelo VI - ARIMA (1,1,0), sob o ponto de vista teórico, apresenta coeficientes estatisticamente significantes, com indicadores de erros pequenos e com boa explicação da variação dos dados. Sob o ponto de vista prático, ele revela um bom processo de previsão, produzindo resultados significativos e próximos aos valores observados.

Com base nos resultados obtidos, verificou-se que o modelo VI - ARIMA (1,1,0) foi o mais eficiente ao apresentar projeções satisfatórias para previsão dos preços do milho, pois foram observados resíduos próximos a um ruído branco, erro (%) médio baixo, capacidade de previsão adequada e elevada significância dos coeficientes estimados. O modelo

SARIMA não foi identificado, pois não foi constatado efeito de sazonalidade para a série.

Os modelos ARIMA são amplamente aceitos na comunidade científica, facilitando a publicação de estudos que utilizam essa metodologia dada a sua comunicação clara dos resultados, permitindo simular diferentes cenários, assim como analisar sensibilidade dos preços a mudanças em variáveis chave. Desta maneira, a modelagem aqui usada, dada a acurácia obtida com os resultados, fornece uma base sólida para o planejamento estratégico e tomada de decisão, não só em setores como agricultura, mas nas finanças e políticas públicas.

Como sugestões para futuros trabalhos, seria adequado adicionar variáveis exógenas que podem afetar o preço do milho, como indicadores econômicos, condições climáticas e políticas agrícolas, e usar modelos mais avançados, como os Modelos Exponenciais Suavizados (ETS) Modelos de Redes Neurais (NNAR) e Modelos de Volatilidade (GARCH). Ademais, análises que envolvam sensibilidade e simulações de cenários também podem ser positivas.

LITERATURA CITADA

- ABIMILHO. Associação Brasileira das Indústrias do Milho. **Estatísticas de milho**. [S. l.: s. n.], 2024. Disponível em: <http://www.abimilho.com.br/estatisticas>. Acesso em: 10 jun. 2024.
- BOX, G.; JENKINS, G. **Time series analysis, forecasting and control**. San Francisco: Holden-Day, 1976. 575 p
- CAS, C. G. Aplicação do modelo arima para previsão do preço da commodity milho. **Revista Gestão da Produção Operações e Sistemas**, v. 13, n. 1, p. 263-279, 2018.
- CEPEA. Centro de Estudos Avançados em Economia Aplicada. **Indicador do milho ESALQ/BM&FBOVESPA**. Piracicaba: CEPEA, 2024. Disponível em: <https://www.cepea.esalq.usp.br/br/indicador/milho.asp>. Acesso em: dez. 2024.
- COÊLHO, J. D. **Milho: produção e mercados**. Fortaleza: Banco do Nordeste do Brasil, ano 6, n. 210, dez. 2021. (Caderno Setorial Etene).
- COMEX STAT. **Sistema Oficial para extração das estatísticas do comércio exterior brasileiro de bens**. Brasília: Ministério do Desenvolvimento, Indústria, Comércio e Serviços, 2024. Disponível em: <https://comexstat.mdic.gov.br/pt/geral>. Acesso em: 15 jun. 2024.
- DANELUZ, M. *et al.* Previsão do preço e produção do leite utilizando um modelo sarima: um estudo de caso. *In: ENCONTRO de Economia Gaúcha*. Rio Grande do Sul: PUCRS, 2018. Disponível em: <https://editora.pucrs.br/edipucrs/acessolivre/anais/enc-ontro-de-economia-gaucha/assets/edicoes/2018/arquivos/86.pdf>. Acesso em: 9 jun. 2021.
- SOUZA, C. C. *et al.* Análise do padrão estacional e previsão dos preços da soja aos produtores do estado de São Paulo, Brasil. **Extensão Rural**, v. 25, n. 1, p. 78-92, 2018.
- FISHER, S. **Séries univariantes de tempo: metodologia de Box e Jenkins**. Porto Alegre: Fundação de Economia e Estatística, 1982.
- GAZOLA, T.. Viabilidade Econômica para implantação do Sistema Soja-Milho Safrinha no Estado de São Paulo. **Revista de Economia Agrícola**, São Paulo, v. 68, n. 3, 2021.
- GAZOLA, T. Viabilidade Econômica para Implantação do Sistema Soja-Milho Safrinha no Estado de São Paulo. **Revista de Economia Agrícola**, São Paulo, v. 68, erea032019, p. 1-17, 2021. Disponível em: <http://www.iea.agricultura.sp.gov.br/out/LerTexto.php?codTexto=14892>. Acesso em: ago. 2021.
- GUJARATI, D. N. **Econometria básica**. São Paulo: Makron Books, 2000.
- HYNDMAN, R.; ATHANASOPOULOS, G. **Forecast: forecasting functions for time series and linear models**. Versão 8.22.0. Melbourne: Monash University, 2018. Disponível em: <https://pkg.robjhyndman.com/forecast/>. Acesso em: 26 set. 2024.
- ILIĆ, I.; JOVANOVIĆ, S.; JANKOVIĆ-MILIĆ, V. Forecasting corn production in Serbia using ARIMA model. **Economics of agriculture**, v. 63, n. 4, p. 1141-1156, 2016.
- LIMA, R. C.; GÓIS, M. R.; ULISES, C. Previsão de preços futuros de commodities agrícolas com diferenciações inteira e fracionária, e erros heteroscedásticos. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, v. 45, n. 3, p. 621-644, 2007.
- LAMOUNIER, W. M. Tendência, ciclos e sazonalidade nos preços spot do café brasileiro na NYBOT. **Gestão & Produção**, v. 14, p. 13-23, 2007.
- MARCHEZAN, A.; SOUZA, A. M. Previsão do preço dos principais grãos produzidos no Rio Grande do Sul. **Ciência Rural**, v. 40, p. 2368-2374, 2010.
- O'HARA-WILD, M. *et al.* **Forecasting Models for Tidy Time Series**. Clayton: Tidyverts, 2019. Disponível em: <https://cran.r-project.org/web/packages/fable/fable.pdf>. Acesso em: jun. 2020.
- OLIVEIRA, K. C. S. *et al.* Análise de previsão do preço do cacau através de uma série univariada de tempo: uma abordagem utilizando o método ARIMA. *In: SILVA, Luiz Ferreira da (org.). Cacau: sul da Bahia*. Porto Alegre: Simplíssimo, 2020. p. 143-170.
- PEREIRA FILHO, I. A.; CRUZ, J. C.; GAMA, E. E. G. Cultivares de milho para o consumo verde. *In: EMBRAPA MILHO E SORGO (ed.). Capítulo em livro científico*. Sete Lagoas: Embrapa, 2002.
- PINHEIRO, C. A. O.; SENNA, V. Previsão de preços de commodities agrícolas através do modelo de análise espectral singular multivariada. *In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL*, 47., 2015, Recife. **Anais [...]**. Recife: Sociedade Brasileira de Pesquisa Operacional, 2015. Disponível em: <http://cdsid.org.br/sbpo2015/wp-content/uploads/2015/08/141120>. Acesso em: 9 jun. 2021.
- RSTUDIO TEAM. **RStudio: Integrated Development for R**. Boston: RStudio PBC, 2020. Disponível em: <http://www.rstudio.com/>. Acesso em: 9 jun. 2020.

ROCHA, F. G. **Contribuição de modelos de séries temporais para a previsão da arrecadação de ISS**. Campinas, SP: [s. n.], 2003.

SANCHES, A. L. R. *et al.* Formação de preços no mercado de milho da Região de Chapecó/SC-Brasil. **Revista ESPACIOS**, v. 37, n. 18, 2016.

SANTANA, L. V. R.; RUSSO, S. L.; FIGUEROA, M. L. Aplicação da Metodologia Box-Jenkins na Previsão da Produção da Cana-de-Açúcar. **CMAC Nordeste**, 2012.

SILVA, C. A. G. Previsão do preço da commodity café arábica: uma aplicação da metodologia Box-Jenkins. **Revista Espacios**, v. 39, n. 4, p. 18-[34], 2018. Disponível em: <https://www.revistaespacios.com/a18v39n04/a18v39n04p18.pdf>. Acesso em: 9 jun. 2021

SOARES, N. S. *et al.* Análise de previsões do preço da borracha natural no Brasil. **Scientia. Forestalis**, Piracicaba,

v. 36, n. 80, p. 285-294, dez. 2008.

SULEMAN, N.; SARPONG, S. Forecasting milled rice production in Ghana using Box-Jenkins approach. **International Journal of Agricultural Management and Development**, v. 2, n. 2, p. 79-84, June 2012. Disponível em: <https://ageconsearch.umn.edu/record/147585/?v=pdf>. Acesso em: 20 set. 2021.

TRAPLETTI, A.; HORNIK, K.; LEBARON, B. **Package: 'Tseries'**: Time Series Analysis and Computational Finance'. Vienna: R Core Team, 2020.

TIBULO, C.; CARLI, V. Previsão do preço do milho, através de séries temporais. **Scientia Plena**, v. 10, n. 10, 2014.

WICKHAM, H. **GGPLOT2**: elegant graphics for data analysis. New York: Springer-Verlag, 2016. Disponível em: <https://ggplot2.tidyverse.org>. Acesso em: ago. 2021.

ANEXO 1

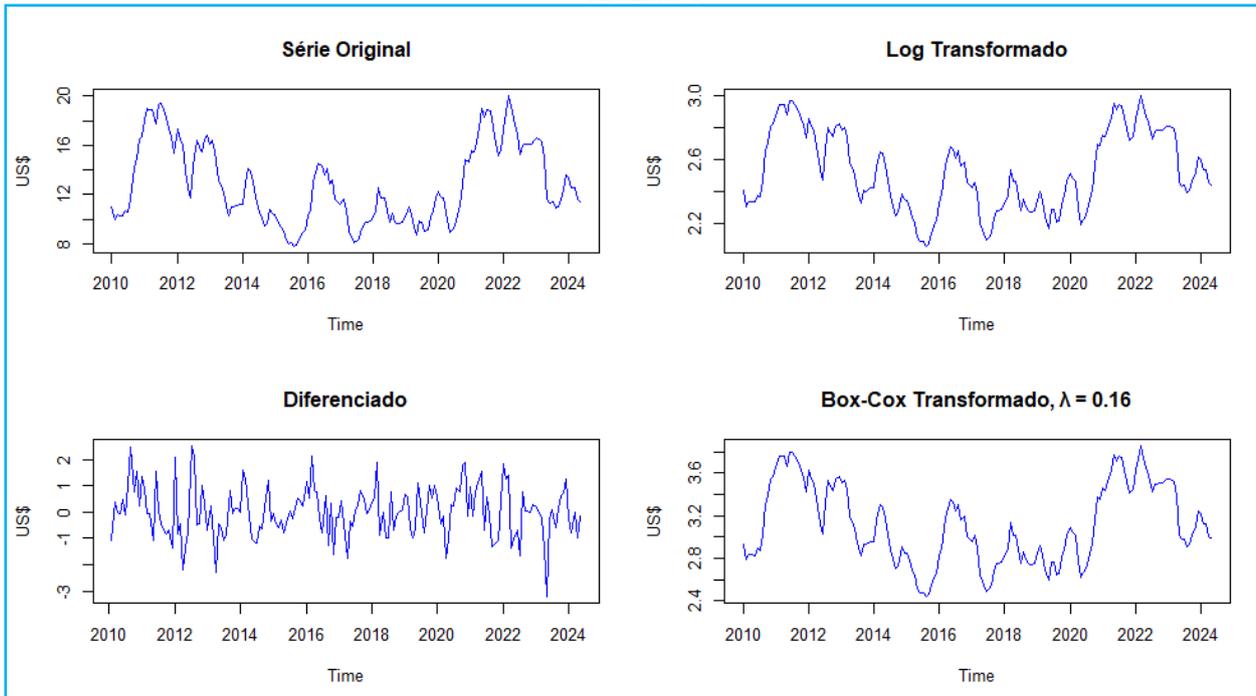


Figura A.1.1 - Transformações para estabilização de variância na série de dados do preço do milho (US\$/sc. 60 kg) usadas na estimação do modelo, abril de 2021 a agosto de 2021.

Fonte: Elaboração própria a partir do pacote (forecast) executado no software Rstudio.

Recebido em 11/10/2021. Liberado para publicação em 23/10/2024.

COMO CITAR

OLIVEIRA, K. C. da S.; ANDRADE, S. F. Previsão do preço do milho através de uma série univariada de tempo: uma abordagem utilizando o método ARIMA. **Revista de Economia Agrícola**, São Paulo, v. 72, erea072021, p. 1-22, 2025. DOI: <https://doi.org/10.56468/1983-7747.erea0721.2025>