

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA  
FACULDADE DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS  
CURSO DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS**

**Pedro Bairral Manzini Ratto**

**Como métodos preditivos podem auxiliar a tomada de decisão de um  
investidor na compra de uma ação para longo prazo**

Juiz de Fora

2022

**Pedro Bairral Manzini Ratto**

**Como métodos preditivos podem auxiliar na tomada de decisão de um  
pequeno investidor na compra de uma ação para longo prazo**

Monografia apresentada pelo acadêmico Pedro Bairral Manzini Ratto ao curso de Ciências Econômicas da Universidade Federal de Juiz de Fora, como requisito para a obtenção do título de Bacharel em Ciências Econômicas.

Orientador: Dr. Alexandre Zanini

Juiz de Fora

2022

Ficha catalográfica elaborada através do programa de geração automática da Biblioteca Universitária da UFJF, com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Ratto, Pedro Bairral Manzini.

Como métodos preditivos podem auxiliar a tomada de decisão de um investidor na compra de uma ação para longo prazo / Pedro Bairral Manzini Ratto. -- 2022.

38 p. : il.

Orientador: Alexandre Zanini

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) - Universidade Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Economia, 2022.

1. Séries temporais. 2. Projeções. 3. Lucro líquido. 4. Análise fundamentalista. I. Zanini, Alexandre, orient. II. Título.



UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA  
REITORIA - FACECON - Depto. de Economia

FACULDADE DE ECONOMIA / UFJF

ATA DE APROVAÇÃO DE MONOGRAFIA II (MONO B)

Na data de 12/12/2022, a Banca Examinadora, composta pelos professores

1 – Alexandre Zanini - orientador; e

2 – Rogério Silva de Mattos,

reuniu-se para avaliar a monografia do acadêmico PEDRO BAIRRAL MANZINI RATTO, intitulada: **COMO MÉTODOS PREDITIVOS PODEM AUXILIAR A TOMADA DE DECISÃO DE UM INVESTIDOR NA COMPRA DE UMA AÇÃO PARA LONGO PRAZO.**

Após primeira avaliação, resolveu a Banca sugerir alterações ao texto apresentado, conforme relatório sintetizado pelo orientador. A Banca, delegando ao orientador a observância das alterações propostas, resolveu **APROVAR** a referida monografia.



Documento assinado eletronicamente por Alexandre Zanini, Professor(a), em 12/12/2022, às 21:31, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por Rogério Silva de Mattos, Professor(a), em 13/12/2022, às 07:45, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no Portal do SEI-Ufjf ([www2.ufjf.br/SEI](http://www2.ufjf.br/SEI)) através do ícone Conferência de Documentos, informando o código verificador 1075671 e o código CRC 0D8C5DDD.

Referência: Processo nº 23071.946217/2022-43

SEI nº 1075671

## **AGRADECIMENTOS**

Gostaria de agradecer não só pela conclusão da monografia, mas também a tudo e todos que fizeram parte desse ciclo.

Agradeço aos meus pais e irmão por todo o suporte e incentivo dado durante toda minha vida e principalmente durante o período estudantil, tornando tudo isso possível.

Aos amigos, agradeço por terem feito com que esse período fosse o mais leve e agradável possível, além de terem sido peça fundamental para todo o crescimento vivido nesse tempo.

Agradeço também ao professor Dr. Alexandre Zanini por todo o apoio na construção desse trabalho e a todos os professores que fizeram parte dessa jornada.

Por fim, gostaria de agradecer à Universidade Federal de Juiz de Fora, todos seus funcionários e à Campe Consultoria Jr. pelas oportunidades e pelo desenvolvimento gerado.

É o fim de mais um ciclo e agradeço a todos que fizeram parte disso, lembrarei desse período sempre com muito carinho!

## RESUMO

Este trabalho tem como objetivo principal prover mais um indicador para enriquecer a análise fundamentalista da WEG S.A. – empresa brasileira de capital aberto listada na bolsa de valores brasileira, que se coloca como uma empresa global de equipamentos eletroeletrônicos. Cumpre seu objetivo por meio do auxílio na tomada de decisão do investidor, quando se trata de um período de longo prazo, tendo em vista que é apresentada a relação entre lucro e cotação em um horizonte maior de tempo. Para este fim, é utilizada a análise de séries temporais, visando gerar previsões do lucro líquido da empresa. A base de dados históricos de lucro líquido trimestral compreende o período do primeiro trimestre de 2010 até o terceiro trimestre de 2022. Aplicou-se dois métodos estatísticos e matemáticos aos dados históricos: Método de Amortecimento Exponencial e Método de Box & Jenkins. Ambos modelos foram capazes de gerar previsões, entretanto, o Método de Box & Jenkins se mostrou mais adequado para realização das projeções ao ser promovida uma competição entre os métodos. Com isso, gerou-se valores de lucro líquido estimados até o fechamento do ano de 2023 e estes dados podem ser utilizados para complementar uma análise fundamentalista da empresa, visando obter maior consistência para qualquer tomada de decisão.

**Palavras-chave:** séries temporais, projeções, lucro líquido, análise fundamentalista.

## **ABSTRACT**

The main objective of this study is to offer one more indicator to improve the fundamental analysis of WEG S.A. – a Brazilian company listed on the Brazilian Stock Exchange operating in the global electronics market. Reaches the goal helping investors to make decisions presenting the relation between profit and stock price in a long term. This study is based on time series analysis, creating a projection company's net profit. The historical database of quarterly income covers the period between the first quarter of 2010 and the third quarter of 2022. It was applied statistical and mathematical methods on historical series: Exponential Smoothing Method and Box-Jenkins Method. Both methods were able to make projection, but Box-Jenkins presented better results in this comparison. From that, can be estimated the profit up to the end of 2023 and these data can be used to complete the fundamental analysis of the company, to achieve greater consistency for better decisions.

**Keywords:** temporal series, forecast, net profit, fundamental analysis.

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	<b>3</b>
<b>2</b>	<b>REVISÃO DE LITERATURA</b> .....	<b>5</b>
2.1	EVOLUÇÃO HISTÓRICA DA ANÁLISE FUNDAMENTALISTA.....	5
2.2	RELAÇÃO ENTRE LUCRO E COTAÇÃO .....	6
2.3	WEG S.A. ....	7
<b>3</b>	<b>METODOLOGIA</b> .....	<b>10</b>
3.1	SÉRIES TEMPORAIS.....	10
<b>3.1.1</b>	<b>Processo Estocástico</b> .....	<b>10</b>
3.2	MÉTODO DE AMORTECIMENTO EXPONENCIAL .....	11
3.3	MÉTODO DE BOX & JENKINS .....	13
3.4	COMPETIÇÃO DE MÉTODOS.....	16
<b>3.4.1</b>	<b>MAPE (<i>Mean Absolute Percentual Erro</i>)</b> .....	<b>18</b>
<b>3.4.2</b>	<b>Coeficiente de Explicação Ajustado (<math>R^2</math> ajustado)</b> .....	<b>18</b>
<b>3.4.3</b>	<b>MAD (<i>Mean Absolute Deviation</i>)</b> .....	<b>18</b>
<b>3.4.4</b>	<b>GMRAE (<i>Geometric Mean Relative Absolute Error</i>)</b> .....	<b>19</b>
<b>4</b>	<b>ANÁLISE DE DADOS E RESULTADOS</b> .....	<b>20</b>
4.1	MÉTODO DE AMORTECIMENTO EXPONENCIAL .....	20
4.2	MÉTODO DE BOX & JENKINS .....	23
4.3	COMPETIÇÃO DOS MÉTODOS .....	25
<b>5</b>	<b>CONCLUSÃO</b> .....	<b>28</b>
	<b>REFERÊNCIAS</b> .....	<b>30</b>



## 1 INTRODUÇÃO

A quantidade de pessoas físicas que investem na bolsa de valores brasileira, a B3 (Brasil, Bolsa, Balcão), vem aumentando fortemente nos últimos anos. Em 2019, 1 milhão era o número de pessoas físicas investindo em renda variável, e, ao fim do primeiro semestre de 2021, o número de investidores na bolsa atingiu a marca de 3,2 milhões, com um total de 3,8 milhões de contas abertas (B3, 2021). Com esse aumento, eleva-se o interesse e a relevância de temas que auxiliem a tomada de decisão de investimento.

As duas principais técnicas de análise de investimentos são: análise técnica e análise fundamentalista. A primeira delas, também chamada de análise gráfica, observa as variações de mercado por meio de gráficos e é normalmente direcionada para variações de curto prazo, na casa de minutos ou segundos, por exemplo. Já a análise fundamentalista, baseia-se nos fundamentos da empresa, analisando tanto aspectos quantitativos, como demonstrações financeiras, quanto aspectos qualitativos, como governança, modelo de negócio da companhia e contextos macroeconômicos. Normalmente, essa análise – utilizada pelos investidores – busca entender a empresa que se cogita comprar as ações, e costuma ser praticada para estratégias de investimento a longo prazo (COSTA; VARGAS, 2020).

Segundo Samy Dana (2021), economista e professor da FGV, as chances de ganhar dinheiro na bolsa de valores aumentam de acordo com a quantidade de tempo que o dinheiro fica investido, chegando a 70% em 10 anos. Isto acontece visto que, quando olhamos para o curto prazo, diversos fatores momentâneos influenciam o preço da ação, seja uma notícia em algum canal midiático, seja um resultado abaixo do esperado, ou até mesmo questões que não tangem ao negócio, como alguma mudança temporária no cenário macroeconômico. No entanto, é possível notar que, mesmo com essas variações temporárias existentes em alguns períodos, a tendência é que a cotação (preço da ação) siga a tendência de lucro da companhia no longo prazo. “A premissa básica da análise fundamentalista é de que o valor justo para uma empresa se dá pela definição de sua capacidade de gerar lucros no futuro” (BRADESCO CORRETORA, [2015?]).

Portanto, o objetivo geral do trabalho é prover mais um indicador para enriquecer a análise fundamentalista de uma empresa da bolsa de valores brasileira,

a WEG S.A., auxiliando na tomada de decisão do investidor, quando se trata de um período de longo prazo. Sendo assim, o trabalho visa, por meio da utilização de métodos estatísticos e matemáticos aplicados aos dados históricos, projetar o lucro desta companhia para os próximos trimestres, visto que, a longo prazo, a cotação do ativo tende a seguir o lucro que o negócio é capaz de gerar (BALL, BROWN, 1968; NARGANO, MERLO, SILVA, 2003; DURRÉ, GIOT, 2005; GALDI, LOPES, 2008; SANTOS,2009).

Os objetivos específicos do projeto são: estruturar a base de dados com o histórico da empresa selecionada; determinar o modelo matemático-estatístico que será utilizado para realizar as projeções; e analisar as projeções, averiguar sua significância e qualidade e validar como podem ser utilizadas para auxiliar a tomada de decisão do investidor na hora de comprar uma ação.

O presente trabalho está organizado da seguinte forma: introdução, revisão de literatura – que contextualiza sobre a companhia escolhida, a evolução da análise fundamentalista e apresenta a relação entre lucro e preço da ação – apresentação da metodologia de análise de séries temporais, análise dos dados e, por fim, a conclusão.

## 2 REVISÃO DE LITERATURA

Como o objetivo do trabalho está inserido no campo de estudo de mercado financeiro, vale destacar alguns temas da área que servirão como base para o estudo que será abordado nas seções seguintes.

### 2.1 EVOLUÇÃO HISTÓRICA DA ANÁLISE FUNDAMENTALISTA

A análise fundamentalista, “estudo de toda informação disponível no mercado sobre determinada empresa, com a finalidade de obter seu verdadeiro valor, e formular uma recomendação sobre sua compra ou venda” (PINHEIRO, 2020), transformou o jeito de analisar ações no início do século XX. Tal mudança iniciou com a chegada de conceitos importantes trazidos por alguns autores nos anos de 1930. Graham (1934) apresenta o conceito de *value investing* (investimento em valor), que busca analisar o valor intrínseco da ação ao invés de se atentar somente as variações de preço. Em seguida, foi elaborada por Williams (1938) a teoria de avaliação de valor, que apresenta o método de fluxo de caixa descontado e os dividendos como base para avaliação de valor da empresa.

Em 1949, Benjamin Graham, lança o livro “O investidor inteligente”, que, segundo Warren Buffett, um dos maiores investidores da história e oitava pessoa mais rica do mundo (FORBES, 2022), é o melhor livro sobre investimentos já escrito (BUFFETT, 2016). O livro traz conceitos que diferenciam os investidores dos especuladores. Investidor é o indivíduo que analisa os fundamentos da empresa e compra a ação com uma mentalidade de sócio do negócio, pensando no longo prazo, e especulador é alguém que vê a ação apenas por seu preço e está interessado em ganhar com a variação do ativo no curto prazo (GRAHAM, 1949). Além disso, questiona a racionalidade do mercado e diz que o investidor inteligente tem que saber se beneficiar das variações.

Depois, Markovitz (1952) e Sharpe (1964), estudaram mais a fundo sobre os riscos da carteira de investimentos – todos os investimentos que o indivíduo tem no portfólio – e realizaram estudos para comprovar a importância da diversificação e como seria a relação risco-retorno na carteira de ações. Os estudos renderam o prêmio Nobel de 1990 para ambos.

A transformação da análise fundamentalista continuou com o tempo, sendo a década de 1980 marcada pela análise estratégica do negócio, onde temas como posicionamento de marca, modelo de negócio, barreiras de entrada e a competitividade atual do setor se tornaram foco de estudo. Na década seguinte, são incorporadas análises quantitativas com a evolução de modelos econométricos, buscando previsibilidade de rentabilidade futura. Este movimento de análises qualitativas foi se consolidando e se aperfeiçoando com o tempo, sendo otimizado nas décadas seguintes principalmente pelo *machine learning* (aprendizado de máquina), técnica que utiliza algoritmos para analisar dados históricos, visando encontrar padrões que fornecerão insumos para a máquina aprender sobre aqueles dados e poder gerar insights eficientes (SAMUEL, 1959).

Por fim, atualmente, um tema que tem se tornado cada vez mais relevante na análise de empresas é o conceito de ESG (*Environmental, Social, and Corporate Governance*), que analisa os impactos que a empresa gera no meio ambiente, na sociedade de maneira geral e como se classifica a governança corporativa da empresa (ALEXANDRINO, 2020).

## 2.2 RELAÇÃO ENTRE LUCRO E COTAÇÃO

A partir da análise de diversas pesquisas, encontram-se diferentes abordagens no que tange à relação entre lucro e preço da ação. A primeira delas foi elaborada por Ball e Brown (1968), responsáveis por identificar uma relação positiva e dinâmica entre as variáveis, visto que, considerando a premissa de que o mercado precifica de maneira inteligente, o lucro seria útil para influenciar no preço da ação.

Em outra perspectiva, a partir de estudos empíricos, Nagano, Merlo e Silva (2003), Durré e Giot (2005) e Galdi e Lopes (2007), também identificaram relação entre o lucro e a cotação no longo prazo. Por meio de uma análise de impacto de alguns indicadores fundamentalistas no retorno de ações brasileiras no longo prazo, Nargano, Merlo e Silva (2003) apresentaram forte associação entre lucro e retornos futuros.

O coeficiente positivo encontrado para essa variável pode estar diretamente associado à possibilidade de maiores fluxos de caixas futuros para os investidores, assim, quanto maior o índice lucro/preço de uma empresa, provavelmente, maiores serão os fluxos de caixa no futuro e, portanto, maiores os retornos obtidos pelos investidores. (NARGANO, MERLO e SILVA, 2003, p.25).

Galdi e Lopes (2007) avaliaram a relação entre lucro e cotação em algumas empresas da América Latina por meio de testes de cointegração e pela análise da causalidade de Granger (GRANGER, 1969), e evidenciaram existência de relação. No entanto, por existirem diversas variáveis externas que podem impactar no resultado da análise, não definiram uma relação de causalidade perfeita entre lucro e preço da ação. Já Durré e Giot (2005), elaboraram sua pesquisa baseando-se em muitos países e com o objetivo de entender a relação entre lucros, cotação e restrições governamentais, no período de 1973 a 2004. Ao fim, concluíram que as restrições governamentais influenciavam de forma branda o preço das ações e que os movimentos de mercado no longo prazo seriam impactados principalmente pelos lucros das empresas.

Há algumas pesquisas que defendem a teoria de fraca relação entre lucro e cotação (HENDRIKSEN, BREDA, 1999; COLLINS, 1994). Contudo, Santos (2009), em sua tese, demonstra que a relação é pertinente e que estes outros estudos apresentaram resultado contrário devido ao fato de que, por muitas vezes, dentre outros fatores, consideraram como data base para a análise, o momento de divulgação dos resultados. Este fato implicaria em um baixo poder explicativo dos modelos e em baixos índices de resposta para os lucros da empresa. Por fim, mesmo com a ausência de um teste estatístico para verificar a significância dos valores encontrados, Santos (2009) apresenta consistência na hipótese de que os lucros impactam a cotação.

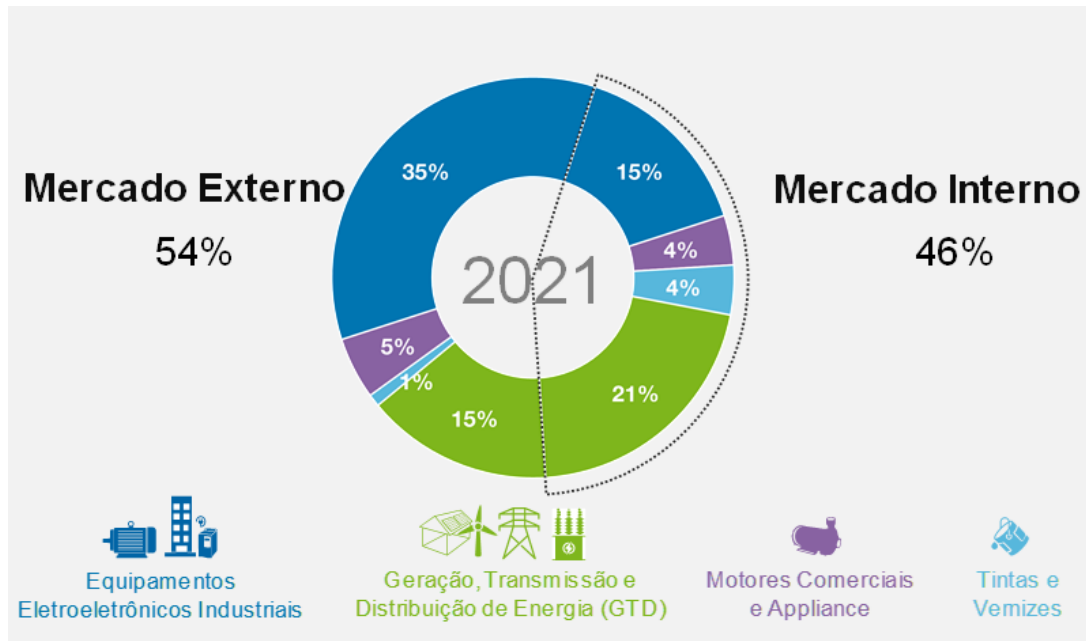
### 2.3 WEG S.A.

A WEG, fundada em 1961 no Brasil, é uma empresa global de equipamentos eletroeletrônicos, que atua principalmente no setor de bens de capital com soluções em máquinas elétricas, automação e tintas. Possui operações industriais em mais de 12 países, filiais em 38 e presença comercial em mais de 135, além de possuir quase 37.000 colaboradores pelo mundo (WEG, 2022).

Consegue ser uma empresa competitiva por conta da flexibilidade de produção e estrutura de custos que possui por conta da verticalização de sua produção. Além disso, também é uma empresa diversa no que tange a receita, visto que está bem dividida em relação a mercado externo e interno - obtendo receita relevante em diferentes países - e possui algumas linhas de receita significativas, com foco para

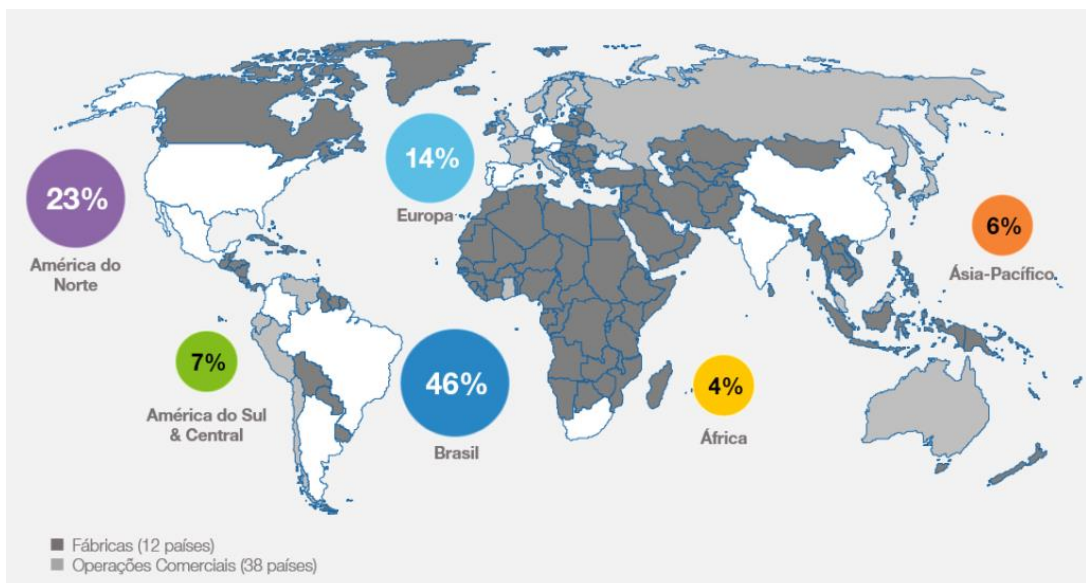
equipamentos eletroeletrônicos industriais e geração, transmissão e distribuição de energia, como pode ser visto nas figuras 1 e 2 (WEG, 2022).

Figura 1 – Distribuição da receita líquida de 2021 por segmento e mercado.



Fonte: WEG (2022).

Figura 2 – Distribuição da receita líquida de 2021 de acordo com a distribuição geográfica.

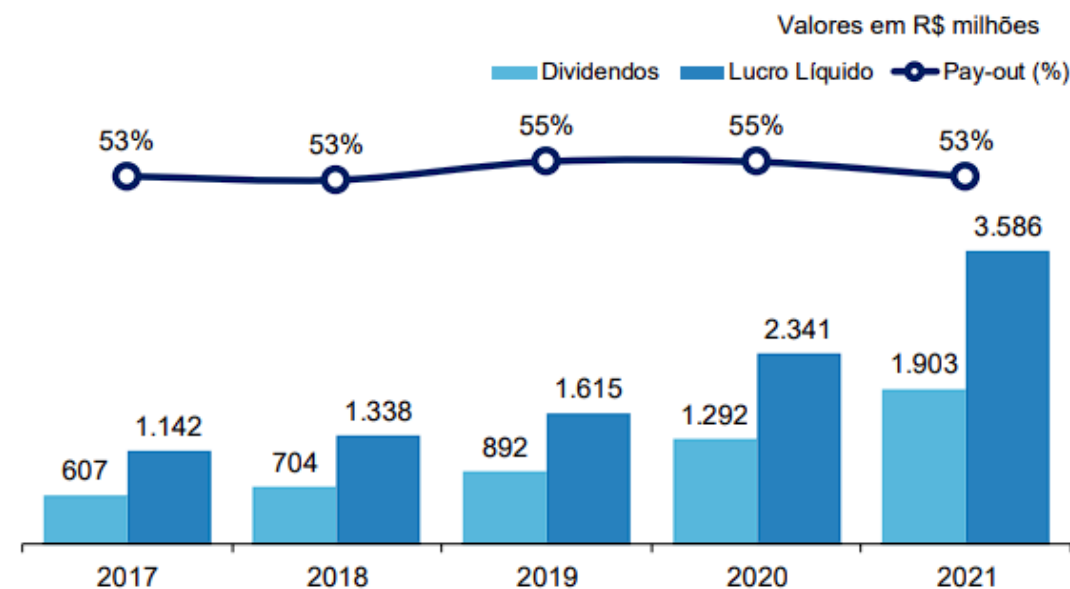


Fonte: WEG (2022).

O ano de 2021 apresentou desafios principalmente em torno da alta dos preços das commodities e outras matérias primas, além de desafios mais específicos do

cenário brasileiro, como a elevação dos custos de energia, a alta da inflação e consecutivos aumentos da taxa básica de juros da economia (WEG, 2022). Mesmo com o cenário mais desafiador, a companhia conseguiu alcançar resultados satisfatórios, vendo seu lucro líquido atingir R\$ 3.585,9 milhões, um aumento de 53,2% quando comparado ao ano anterior, com margem líquida de 15,2%. Desse valor, R\$ 1.903,0 milhões foram distribuídos aos acionistas em forma de dividendos e juros sobre capital próprio, representando 53% do lucro atingido (WEG, 2022). Na Figura 3 é possível ver a evolução do lucro líquido, dividendos e *pay-out* percentual (quanto o valor distribuído em dividendos representa quando comparado ao lucro líquido, em percentual), desde 2017.

Figura 3 – Lucro líquido, dividendos e *pay-out* (%)



Fonte: WEG (2022).

### 3 METODOLOGIA

O presente trabalho utiliza dois métodos autoprojativos de análise de dados de séries temporais, sendo eles o Método de Amortecimento Exponencial e o Método de Box & Jenkins. Após explorar os dois métodos, será utilizado um procedimento de comparação entre eles para determinar qual é estatisticamente mais adequado para prever o lucro líquido da empresa brasileira em questão. Esse capítulo está fundamentado em Zanini (2012).

#### 3.1 SÉRIES TEMPORAIS

De acordo com Zanini (2012), uma série temporal é um conjunto de observações de uma dada variável, ordenadas segundo o parâmetro tempo, geralmente em intervalos equidistantes e que possuam dependência serial. Nesse sentido,  $Z_1, Z_2, \dots, Z_N$ , pode ser considerada uma série temporal de tamanho  $N$ , ou seja, com  $N$  observações seriais da variável.

##### 3.1.1 Processo Estocástico

Processo estocástico é o nome dado a um modelo que descreve a estrutura de probabilidade de uma sequência de observações, se caracterizando como um sistema que evolui no tempo e/ou no espaço de acordo com as leis da probabilidade.

Dito isso, define-se o processo estocástico como o conjunto  $Z = \{Z(t), t \in N\}$  em que para cada  $t \in R$ ,  $Z(t)$  é uma variável aleatória. Em outras palavras, para cada período ( $t$ ) em que se faz uma observação da variável o retorno será um resultado aleatório. Nesse sentido, o processo estocástico será de parâmetro discreto caso  $T \equiv Z = \{1, \dots, t\}$ , indicado como  $Z_t$ , e de parâmetro contínuo caso  $t \in R$ , representado por  $Z(t)$ .

Dessa forma, segundo Zanini (2012), uma série temporal pode ser considerada como uma parcela do processo estocástico, visto que é uma amostra finita de observações que são passíveis de serem sequenciadas a partir do instante em que foram observadas. Assim, através da análise dessa amostra finita de observações,



série temporal, é possível definir um modelo capaz de inferir o comportamento da amostra infinita, processo estocástico.

### 3.2 MÉTODO DE AMORTECIMENTO EXPONENCIAL

Considerando o conjunto de observações  $Z_1, Z_2, \dots, Z_t$  como uma série temporal de tamanho “ $T$ ” que não apresenta uma variação significativa ao decorrer do tempo, a equação de previsão dessa série temporal pode ser a seguinte:

$$Z_t = a(T) + \varepsilon_t \quad (3.2.1)$$

onde  $Z_t$  representa o valor esperado da variável no período  $t$ ,  $a(T)$  indica o parâmetro representativo do nível médio da variável no instante  $T$  e  $\varepsilon_t$  é o erro de previsão  $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$ .

Tendo em vista a relevância de utilizar o parâmetro representativo mais recente para obter a melhor estimativa, esse é reestimado a cada nova observação realizada, ou seja, a informação mais recente obtida é incluída no cálculo do parâmetro. Diante disso, a equação de previsão é:

$$\hat{a}(T) = \alpha * Z_T + (1 - \alpha)\hat{a}(T - 1) \quad (3.2.2)$$

indicando que para a nova mensuração do parâmetro “ $\alpha$ ” será utilizada uma combinação convexa. Nesse caso, será utilizado o coeficiente de amortecimento (hiperparâmetro) representado por  $\alpha$ , responsável por atribuir o peso de  $\alpha$  ao último dado obtido e o peso de  $1 - \alpha$  aos demais dados. Vale ressaltar que o valor de  $\alpha$  encontra-se entre 0 e 1.

No que tange ao coeficiente de amortecimento, ele permite que o método de amortecimento exponencial indique importância diferente para as observações utilizadas na composição do modelo. Por exemplo, para uma série temporal de alta variância, é importante atribuir um peso maior as observações recentes, enquanto em séries de menor variância pode-se atribuir pesos iguais para os dados, independente do período em que foram observados.

Contudo, o modelo de previsão apresentado na equação (3.2.1) é válido somente para séries temporais que não possuem uma variação significativa ao longo das observações, conforme supracitado. Para estender o uso desse modelo a séries

temporais com variação no nível, isto é, com uma tendência de crescimento ou decrescimento, será necessária a inclusão de mais um parâmetro na equação, conforme indicado abaixo:

$$Z_t = (a_1(T) + a_2(T) * t) + \varepsilon_t \quad (3.2.3)$$

dessa forma,  $a_2(T)$  será o parâmetro de tendência do modelo no instante  $T$ . O parâmetro de nível no instante  $T$ , denotado por  $a(T)$  na equação (3.2.1), está representado por  $a_1(T)$  na equação (3.2.3).

Ademais, cabe ressaltar que o novo parâmetro,  $a_2(T)$ , também terá um mecanismo de atualização paramétrica por meio da ponderação da importância aplicada aos dados mais recentes e aos mais antigos, assim como feito com o parâmetro de nível na equação (3.2.2).

Dito isso,  $\alpha$  será utilizado para representar a constante de amortecimento do parâmetro de nível,  $a_1(T)$ , e  $\beta$  para representar a constante de amortecimento do parâmetro de tendência,  $a_2(T)$ , caracterizando o Modelo de Holt-2 Parâmetros.

Além da tendência, a sazonalidade também pode impactar diretamente na estimativa de uma variável ao utilizar o método de amortecimento exponencial. A sazonalidade está presente em séries temporais em que o valor esperado tende a variar por conta do período do ano em que a variável será observada. Nessa situação, a fórmula a ser utilizada será:

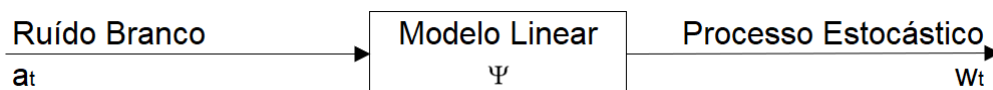
$$Z_t = (a_1(T) + a_2(T) * t) * p_t + \varepsilon_t \quad (3.2.4)$$

em que  $p_t$  indicará o fator sazonal do período.

Com o acréscimo desse novo parâmetro de sazonalidade na equação, também será incluída uma nova variável de atualização paramétrica,  $\gamma$ , que atuará no parâmetro  $p_t$  de forma similar a atuação das variáveis  $\alpha$  e  $\beta$  nos parâmetros  $a_1(T)$  e  $a_2(T)$ , respectivamente. Dessa forma, o modelo em questão será denominado Modelo de Holt-Winters.

### 3.3 MÉTODO DE BOX & JENKINS

Segundo Zanini (2012), o modelo de Box & Jenkins tem sua base na “Teoria Geral de Sistemas Lineares que diz que a passagem de um ruído branco por um filtro linear de memória infinita gera um processo estacionário de segunda ordem”, que pode ser entendido como um processo estocástico com média e variância constantes. Dessa forma, pela Teoria Geral de Sistemas:



Definindo um operador de atraso “ $B$ ” (backward shift operator):

$$B^k Z_t = Z_{t-k}$$

Tem-se que:

$$w_t = a_t - \Psi_1 B a_t - \Psi_2 B^2 a_t - \dots$$

$$w_t = (1 - \Psi_1 B - \Psi_2 B^2 - \dots) a_t = \Psi(B) a_t$$

$$w_t = \Psi(B) a_t \Leftrightarrow a_t = \Psi(B)^{-1} w_t$$

Sendo que:

$$\Psi(B)^{-1} = \pi_2(B)$$

$$\text{onde } \pi(B) = 1 - \pi_1 B - \pi_2 B^2 \dots$$

Dessa forma, o fato de  $\Psi(B)$  e  $\pi(B)$  possuírem infinitos parâmetros é gerador de um impasse. No entanto, o método de Box & Jenkins usa o fato de que, sob determinadas restrições, qualquer polinômio infinito pode ser representado pelo quociente de dois polinômios finitos, ou seja:

$$\Psi(B) = \theta(B)/\phi(B), \text{ onde:}$$

$$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q \Rightarrow \text{Polinômio MA (q)}$$

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \Rightarrow \text{Polinômio AR (p)}$$

Desta forma, surgem os denominados Modelos ARMA (p, q), que assumem a forma abaixo:

$$\varphi(B)w_t = \theta(B)a_t \quad (3.3.1)$$

No entanto, é necessário garantir a estacionariedade através da diferenciação da série original para ser possível modelar séries não estacionárias na média. Ou seja, é necessária a produção de uma série estacionária homogênea, que exclui os processos de comportamento explosivos e altamente não lineares (Souza & Camargo, 1996). Dito isso, se uma série  $Z_t$  é não estacionária, tende-se a transformá-la em uma série estacionária homogênea, que pode ser denominada  $X_t$ . Assim:

$$X_t = Z_t - Z_{t-1} = Z_t - BZ_t = (1 - B)Z_t = \nabla Z_t$$

onde  $\nabla$  é denominado operador de diferença e representa  $(1 - B)$ .

Desse modo, pode-se aplicar quantas diferenças forem precisas para se obter estacionariedade (na média) da série resultante. De maneira genérica, uma série  $w_t$  estacionária é obtida aplicando-se “d” ( $d = 0, 1, 2, \dots$ ) diferenças na série original:  $w_t = \nabla^d Z_t$ . Diante disso, são obtidos os chamados modelos ARIMA (p, d, q), assumindo a seguinte forma:

$$\varphi(B)\nabla^d Z_t = \theta(B)a_t \quad (3.3.2)$$

De forma simplificada, pode-se resumir a metodologia em duas ideias básicas. A primeira delas se trata de definir um modelo com a menor quantidade de parâmetros possíveis para se obter uma representação matemática adequada, caracterizando o princípio da parcimônia. O outro ponto se refere à construção do modelo por meio de um ciclo iterativo, que se refere a estratégia de seleção de modelos até obtenção de um satisfatório.

Assim, o primeiro passo para a aplicação da metodologia Box & Jenkins é identificar a quantidade de vezes que a série original foi diferenciada para se tornar uma série estacionária, isto é, a ordem de homogeneidade “d”. Para isso, pode-se utilizar a observação do gráfico da série ou da função de autocorrelação (FAC)

Em seguida, é necessário utilizar os conceitos de função de autocorrelação (FAC) e de função de autocorrelação parcial (FACP). Assim, observa-se o comportamento da FAC e da FACP para identificar a ordem do modelo (p e q). No

quadro 01 é exposto um resumo das características dessas funções para os modelos AR (p), MA (q) e ARMA (p e q).

Quadro 1 - Resumo das características teóricas da FAC e da FACP dos modelos AR(p), MA(q) e ARMA (p,q)

Modelo	Função de Autocorrelação ( $\rho_k$ )	Função de Autocorrelação Parcial ( $\phi_{kk}$ )
AR(p)	Infinita (Exponencial e/ou senóides amortecidas)	Finita (Corte após o lag "p")
MA (q)	Finita (Corte após o lag "q")	Infinita (Exponencial e/ou senóides amortecidas)
ARMA (p,q)	Infinita (Exponencial e/ou senóides amortecidas após o lag "q-p")	Infinita (Exponencial e/ou senóides amortecidas após o lag "p-q")

Fonte: Zanini (2012)

A ordem p de um modelo AR(p) pode ser identificada ao observar que a FAC decresce e a FACP apresenta um corte. Nesse caso, o lag no qual o corte ocorreu indica a ordem p ( $p = \text{lag do corte}$ ). No caso do modelo MA(q), a FAC e a FACP apresentam o comportamento contrário ao de um modelo puramente autorregressivo, a FACP decresce e a FAC apresenta um corte. Nesse caso, o lag também está onde o corte ocorre e é o responsável por indicar a ordem do modelo MA.

Após identificar a ordem do modelo, o passo seguinte é obter as estimativas dos parâmetros desse modelo. Para isso, deve-se utilizar a técnica de máxima verossimilhança (DUDEWICZ & MISHRA, 1988). Com as estimativas dos parâmetros obtidos, o passo final é realizar os denominados testes de aderência para verificar a adequabilidade final do modelo.

Dentre os testes de aderência vale ressaltar os testes para os resíduos e os testes de sobrefixação. O primeiro tem como função verificar se o resíduo gerado pelo modelo é um ruído branco, se sim, o modelo escolhido foi capaz de explicar

satisfatoriamente o comportamento da série de tal forma que o erro não apresenta estrutura de correlação. Já o teste de sobrefixação tem como objetivo gerar novos modelos de ordem superior a fim de reforçar a pertinência do escolhido anteriormente.

Tendo em vista que uma parte significativa das séries temporais apresenta componentes sazonais, é possível utilizar os modelos SARIMA para incorporar a sazonalidade na análise. Nesse caso, a equação será a seguinte:

$$\varphi(B)\Phi(B^S)\nabla_S^D\nabla^dZ_t = \theta(B)\theta(B^S)a_t \quad (3.3.3)$$

Onde:

$\varphi(B)$ : operador não sazonal autorregressivo;

$\varphi_i$  = parâmetros autorregressivo não-sazonais;

$\nabla^d = (1 - B)^d$  = operador diferença não sazonal de ordem d;

$\Phi(B^S)$  = operador sazonal autorregressivo;

$\Phi_i$  = parâmetros autorregressivo sazonais;

$\nabla_S^D = (1 - B^S)^D$  = operador diferença sazonal de ordem D;

$\theta(B)$  = operador não sazonal de médias móveis;

$\theta_i$  = parâmetros de médias móveis não sazonais;

$\theta(B^S)$  = operador sazonal de médias móveis;

$\theta_i$  = parâmetros de médias móveis sazonais.

O modelo em questão é denominado SARIMA(p,d,q)x(P,D,Q) e o procedimento para sua obtenção segue a mesma metodologia empregada para encontrar o modelo ARIMA não sazonal. Ou seja, também é realizada a observação do comportamento da FAC e da FACP, destacando a observância das lags de “corte”, que nesse caso lags sazonais. Por exemplo, uma série mensal terá lags 12, 24, 36, etc).

### 3.4 COMPETIÇÃO DE MÉTODOS

Visando determinar qual modelo de previsão é o mais adequado para projetar a série temporal analisada nesse trabalho, será realizada a competição entre os dois

métodos supracitados, Amortecimento Exponencial e Box & Jenkins. O procedimento escolhido para realizar tal competição é a análise *in-sample* (dentro da amostra) e *out-sample* (fora da amostra).

Nesse procedimento parte dos dados da série temporal são retirados da análise e projetados com base no modelo utilizado. Feito isso, o resultado gerado pelo modelo é comparado com o resultado real observado na série temporal, o que permite analisar o nível de erro de previsão produzido pelo modelo, que é um indicador do desempenho preditivo do modelo.

Ademais, o procedimento em questão também utilizará da metodologia *out-of-sample rolling evaluation* (avaliação recursiva fora da amostra), em que, utilizando os mesmos parâmetros estimados com os dados passados, a origem da previsão é deslocada no período *out-of-sample*, permitindo realizar uma previsão para cada origem, conforme indicado na figura 09. Por exemplo, no caso de retirar os últimos 12 meses, serão realizadas 78 previsões, sendo 12 previsões para um passo à frente, 11 previsões para 2 passos à frente, 10 previsões para 3 passos à frente e assim por diante, conforme indicado na figura 09, em que F representa o *forecast* (projetos) e A representa o *actual* (dado real).

Figura 4 - Procedimento de out-of-sample rolling evaluation

		HORIZONTE											
		jan	fev	mar	abr	mai	jun	jul	ago	set	out	nov	dez
ORIGEM	dez	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A
	jan	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F
	fev	A	A	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F
	mar	A	A	A	F	F	F	F	F	F	F	F	F
	abr	A	A	A	A	F	F	F	F	F	F	F	F
	mai	A	A	A	A	A	F	F	F	F	F	F	F
	jun	A	A	A	A	A	A	F	F	F	F	F	F
	jul	A	A	A	A	A	A	A	F	F	F	F	F
	ago	A	A	A	A	A	A	A	A	F	F	F	F
	set	A	A	A	A	A	A	A	A	A	F	F	F
	out	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	F	F
	nov	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	F

Fonte: Zanini (2012)

Além disso, realização desse procedimento torna possível o cálculo de outras métricas de desempenho de suma importância para a definição do modelo vencedor. Dentre as métricas em questão, vale ressaltar o  $R^2$  ajustado, o MAPE (*Mean Absolute*

*Percentual Erro*), o MAD (Mean Absolute Deviation) e o GMRAE (*Geometric Mean Relative Absolute Error*).

### 3.4.1 MAPE (*Mean Absolute Percentual Erro*)

O MAPE (*Mean Absolute Percentual Erro*), ou então erro médio absoluto padrão, é uma métrica de desempenho do modelo calculada por meio da diferença entre o valor real e o valor estimado pelo modelo durante a análise *in-sample* (dentro da amostra) e *out-sample* (fora da amostra). A fórmula para seu cálculo é a seguinte:

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^N \frac{|Y(t) - \hat{Y}(t)|}{Y(t)} \times 100}{N} \quad (3.4.1.1)$$

onde  $Y(t)$  é o valor da série temporal no período ( $t$ ),  $\hat{Y}(t)$  é o valor ajustado da série temporal para o período ( $t$ ) e  $N$  é o total de dados utilizados, ou seja, o total de observações.

### 3.4.2 Coeficiente de Explicação Ajustado ( $R^2$ ajustado)

O coeficiente de explicação ajustado ( $R^2$  ajustado) é a métrica capaz de explicar o quanto da variação total dos dados pode ser explicada pelo modelo utilizado. Vale ressaltar que há também o coeficiente de explicação ( $R^2$ ), no entanto, o  $R^2$  ajustado se torna mais completo por realizar uma correção tendo em vista o número de parâmetros no modelo. A equação do coeficiente de explicação ajustado é a seguinte:

$$R^2_{ajust} = \left( 1 - \frac{\sum_{t=1}^N \frac{(Y(t) - \hat{Y}(t))^2}{N-k}}{\sum_{t=1}^N \frac{(Y(t) - \bar{Y})^2}{N-1}} \right) \times 100 \quad (3.4.2.1)$$

onde  $Y(t)$  é o valor da série temporal no período ( $t$ );  $\hat{Y}(t)$  é a previsão da série temporal para o período ( $t$ );  $\bar{Y}$  é a média das observações;  $N$  é o número de observações e  $k$  é o número de parâmetros do modelo.

### 3.4.3 MAD (*Mean Absolute Deviation*)



O MAD (erro médio absoluto) é também calculado através da diferença entre valores estimados e reais para as previsões um passo-à-frente (equação (3.4.3.1) a seguir). Entretanto, ao contrário do MAPE, não pode ser lido em termos percentuais, mas sim na unidade de medida da variável sob interesse.

$$MAD = \frac{\sum_{t=1}^N |Y(t) - \hat{Y}(t)|}{N} \quad (3.4.3.1)$$

Onde:

$Y(t)$  = valor da série temporal no período ( $t$ )

$\hat{Y}(t)$  = valor ajustado da série temporal para o período ( $t$ )

$N$  = total de dados utilizados (total de observações)

#### 3.4.4 GMRAE (*Geometric Mean Relative Absolute Error*)

O GMRAE é a ferramenta responsável pela comparação do erro do gerado pela modelo escolhido com o erro gerado pelo modelo ingênuo, que é o modelo que usa como previsão para o período seguinte o último dado disponível na amostra. Esse indicador é calculado pela média geométrica da razão entre o erro absoluto do modelo estimado e o erro absoluto do modelo ingênuo. Dessa forma, o ideal é que o valor encontrado no cálculo do GMRAE seja igual ou menor a 1. Um GRMAE de 0,5, por exemplo, indica que o erro do modelo escolhido é de 50% do erro do modelo ingênuo.

$$GMRAE = \sqrt[N]{\prod_{t=1}^N \left( \frac{|Y(t) - \hat{Y}(t)|}{|Y(t) - Y(t-1)|} \right)} \quad (3.4.4.1)$$

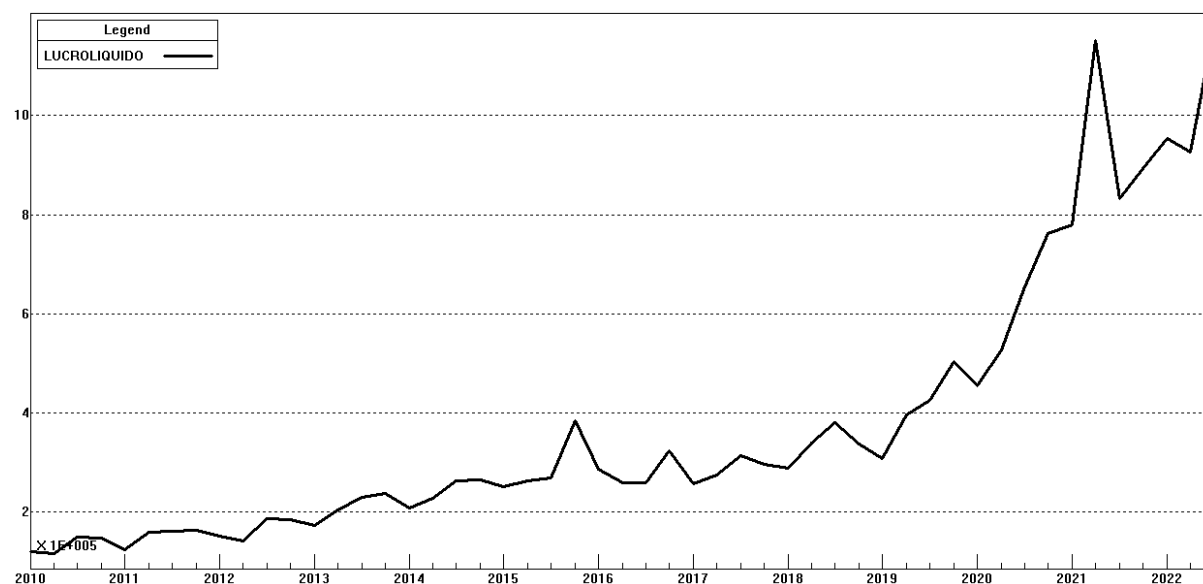
Onde  $Y(t)$  é o valor da série temporal no período ( $t$ );  $\hat{Y}(t)$  é a previsão da série temporal para o período ( $t$ );  $Y(t-1)$  é o valor da série temporal no período ( $t-1$ );  $N$  é o número de observações.

## 4 ANÁLISE DE DADOS E RESULTADOS

Atenta-se que as informações necessárias para a realização das análises foram coletadas no site de relações com investidores da empresa WEG S.A.. Foram utilizados dados trimestrais de lucro líquido da companhia, iniciando com resultados do primeiro trimestre do ano de 2010 e finalizando com o terceiro trimestre do ano de 2022, período em que se tinha dados divulgados pela empresa.

Na Figura 5, é possível observar a como a série trabalhada se comporta. Pode-se observar que ao longo do tempo a série representa uma tendência clara de alta, com ascensão mais acentuada a partir do terceiro trimestre de 2020, onde possivelmente a empresa estava se recuperando da fase da pandemia do coronavírus. Além disso, é possível ver alguns picos durante a série, sendo os principais o do quarto trimestre de 2015, do segundo trimestre de 2021 e do terceiro trimestre de 2022, dado mais recente da série.

Figura 5 – Lucro Líquido Trimestral WEG S.A. – 1T2010 a 3T2022



Fonte: Elaboração própria (2022)

### 4.1 MÉTODO DE AMORTECIMENTO EXPONENCIAL

Ao aplicar o Método de Amortecimento Exponencial (MAE), foi possível estimar um modelo linear sem sazonalidade. Portanto, conforme apresentado na Tabela 1, é possível observar que o modelo Holt possibilitou a estimação de 2 parâmetros finais,

um de nível e um de tendência. Foram estimadas duas constantes de amortecimento,  $\alpha$  e  $\gamma$  utilizadas para calcular os parâmetros de nível e tendência, respectivamente, que possuem valores:  $\alpha = 0,44889$  e  $\gamma = 0,18063$ , o que significa dizer que, para se atualizar ambos parâmetros, se deu um peso maior para dados passados do que para dados presentes. Com isso, o nível estimado de lucro líquido é da ordem de R\$1.091 milhão, com tendência de crescimento de cerca de 51 mil.

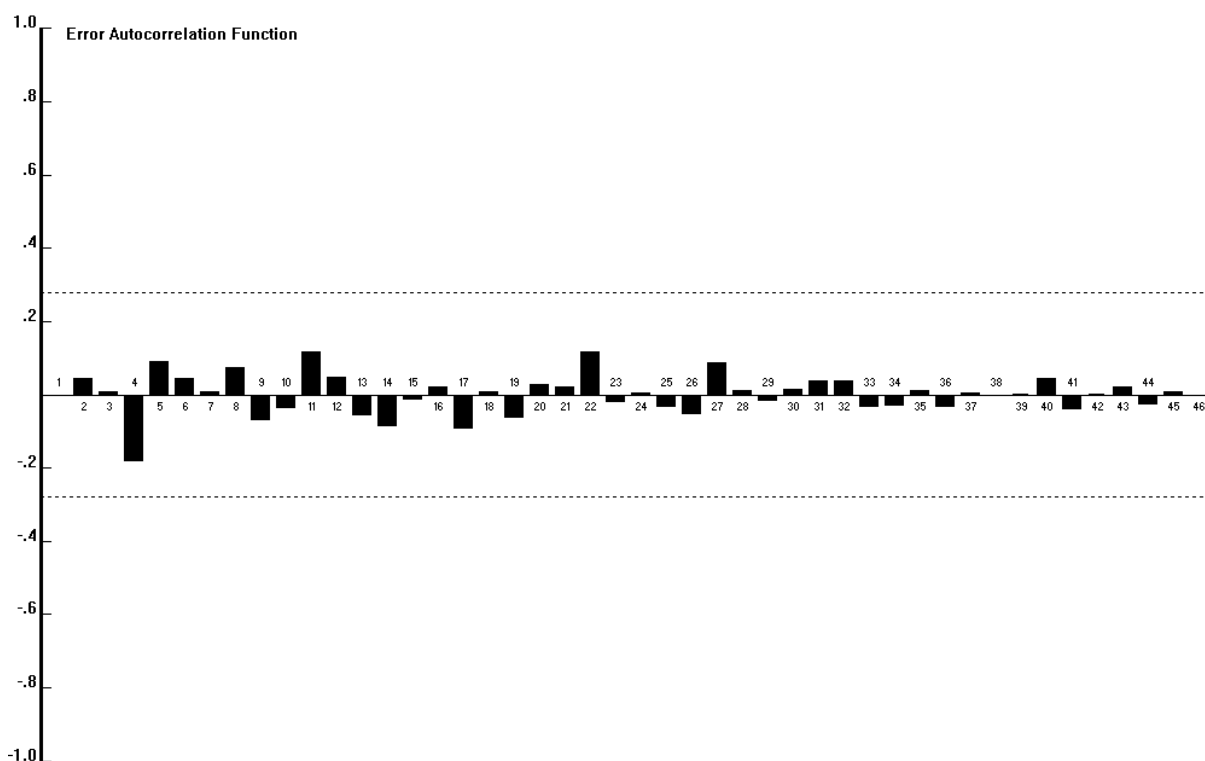
Tabela 1 – Parâmetros e hiperparâmetros MAE

Componente	Parâmetros	Hiperparâmetros
Nível	1.091.100	0,44889
Tendência	51.573	0,18063

Fonte: Elaboração própria (2022)

Fez-se ainda um teste de fidedignidade do modelo, por meio da análise da estrutura de autocorrelação dos erros. Através do teste de Ljung-Box, aceitou-se a hipótese de erros descorrelatados a um nível de significância de 5%. Tal fato pode ser corroborado pela função de autocorrelação do erro demonstrado na Figura 6.

Figura 6 – Função de autocorrelação MAE

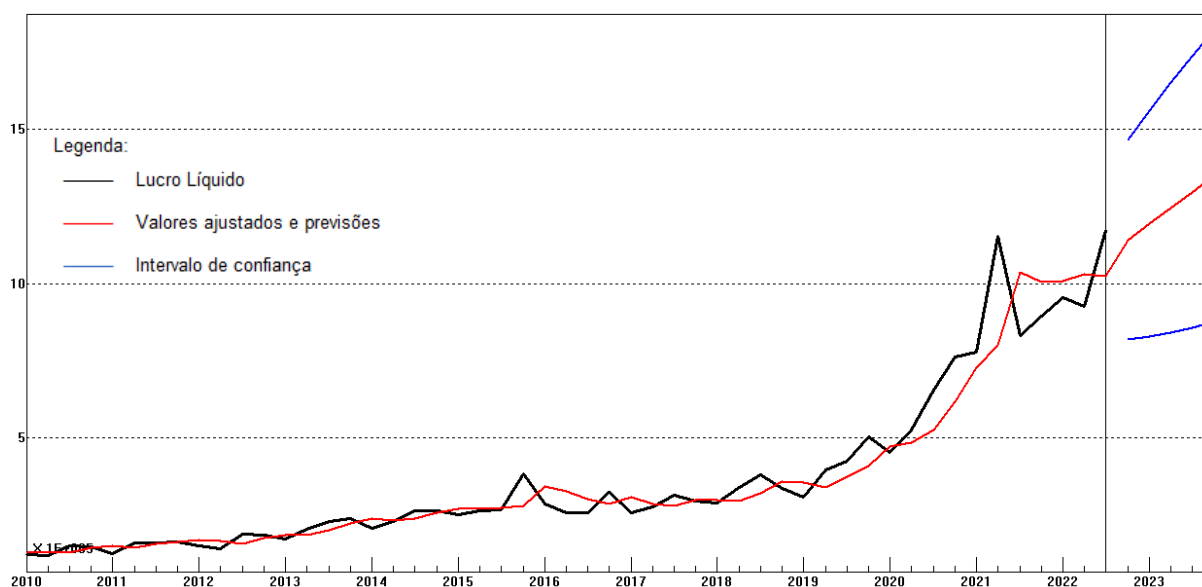


Fonte: Elaboração própria (2022)

Além disso, para analisar o desempenho preditivo, são apresentadas duas medidas: o MAPE e o  $R^2$  Ajustado. O  $R^2$  Ajustado encontrado foi 91,37%, o que

significa que esse modelo tem um explica cerca de 91% da evolução da variável no tempo. Junto a isso, o MAPE foi de 11,49%, ou seja, o modelo estimado erra cerca de 11,5% para cima ou para baixo ao projetar o lucro do próximo trimestre. A previsão pode ser vista na Figura 7.

Figura 7 – Previsão Lucro Líquido Trimestral (em R\$) da WEG S.A.



Fonte: Elaboração própria (2022)

Pode-se observar que, segundo o modelo estimado pelo MAE, para os próximos 5 trimestres, a tendência de alta se mantém. Na Tabela 2, estão descritos os valores trimestrais realizados de lucro líquido da Weg desde o 4º trimestre de 2021 até o 3º Trimestre de 2022 e a projeção de lucro até o 3º trimestre de 2023 – todos os valores em milhares de reais. Ao lado, foram colocadas as variações de crescimento, em porcentagem, trimestre após trimestre.

Tabela 2 – Lucro Líquido e previsões MAE (em milhares de reais)

Trimestre	Faturamento (R\$)	Varição (%)
1T22	953.482,00	-
2T22	926.120,00	-2,9%
3T22	1.174.204,00	26,8%
Previsão 4T22	1.142.674,50	-2,7%
Previsão 1T23	1.194.247,25	4,5%
Previsão 2T23	1.245.820,00	4,3%
Previsão 3T23	1.297.392,88	4,1%
Previsão 4T23	1.348.965,63	4,0%

Fonte: Elaboração própria (2022)

Pode-se observar que, após o forte crescimento visto no terceiro trimestre de 2022, o modelo apresenta que o resultado de lucro líquido da companhia vai sofrer um leve decréscimo no trimestre seguinte, trimestre do fechamento de 2022. Em 2023, no entanto, o resultado demonstra ser apenas positivo, com aumentos não tão significativos, mas que mostra a consistência do negócio da empresa, passando a consolidar o lucro acima da casa de 1 bilhão de reais.

## 4.2 MÉTODO DE BOX & JENKINS

Ao aplicar o Método de Box & Jenkins neste trabalho, foi possível identificar uma estrutura ARIMA (0,1,1) \* (1,0,1) com transformação logarítmica ao se observar o comportamento dos dados, visto que a série é não estacionária e sazonal.

Fazendo o teste de hipóteses para testar a significância dos parâmetros, rejeita-se a hipótese nula e nota-se significância dos parâmetros a um nível de significância de 5%, visto que p-valor  $\geq 0,95$  (Tabela 3)<sup>1</sup>. Além disso, a hipótese do erro descorrelatado também é rejeitada – pode-se acompanhar o resultado conforme demonstração de análise de correlograma do erro (Figura 8).

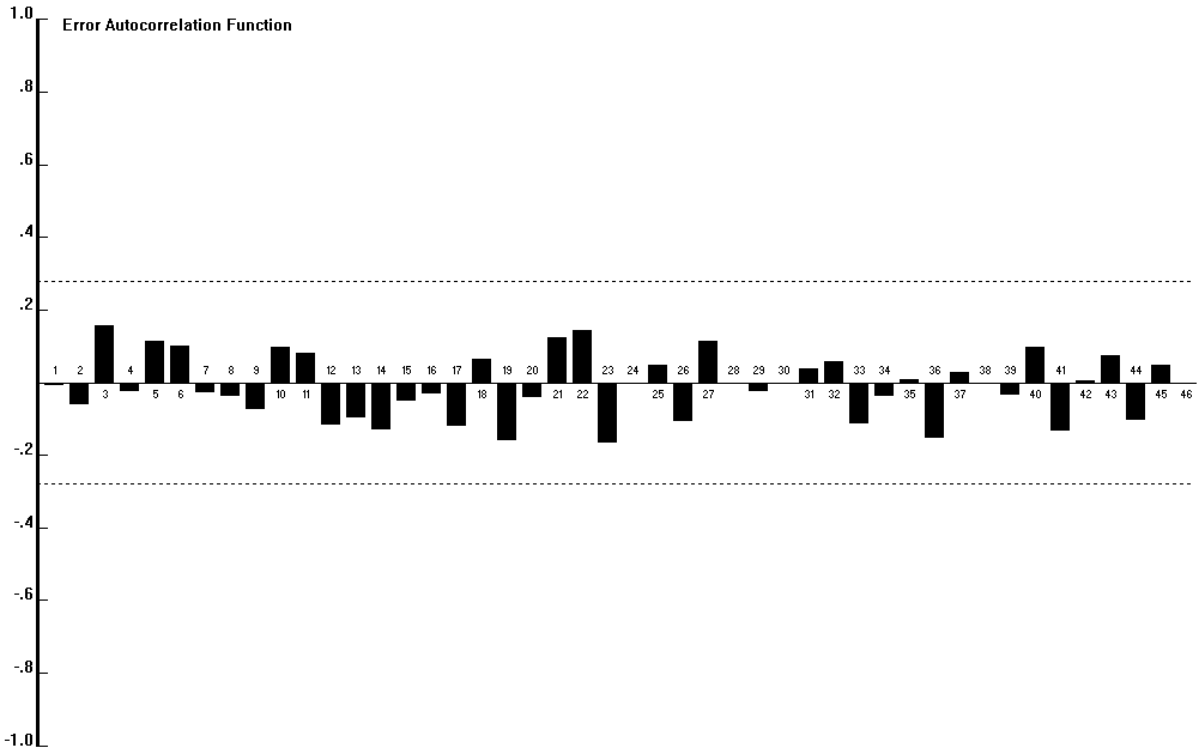
Tabela 3 – Parâmetros e significância MBJ

Componente	Parâmetros	Significância
b [1]	0,4231	0,9981
A [4]	0,9954	1
B [4]	0,8971	1

Fonte: Elaboração própria (2022)

<sup>1</sup> No FPW, software utilizado, rejeita-se a hipótese nula que a Significância é maior ou igual a 1 menos o nível de significância, ou seja, quando a Significância é maior ou igual ao nível de confiança.

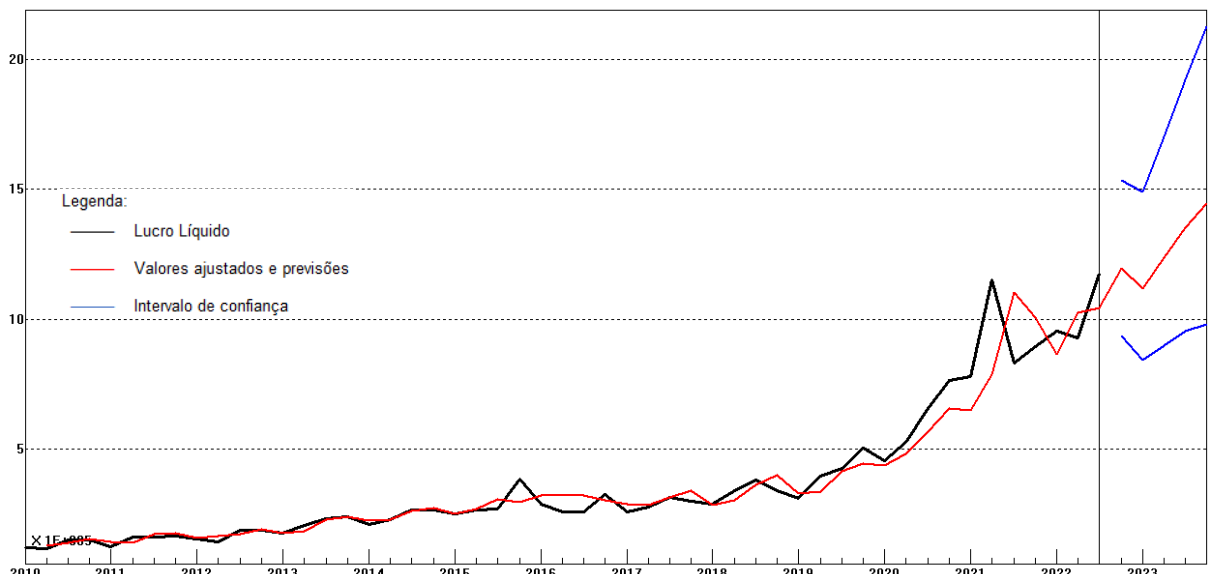
Figura 8 – Função de autocorrelação MBJ



Fonte: Elaboração própria (2022)

Em relação ao desempenho preditivo, o modelo explica 95,66% da variação da variável lucro líquido no tempo, errando em média 9,6% para baixo ou para cima ao projetar o próximo trimestre. Com isso, como pode ser visto na Figura 9 abaixo, a projeção da série se mostra da seguinte forma.

Figura 9 – Previsão Lucro Líquido Trimestral (em R\$) da WEG S.A.



Fonte: Elaboração própria (2022)

Com base no modelo estimado pelo MBJ, para os 5 trimestres seguintes, a tendência de alta também permanece. Na Tabela 4, estão apresentados os valores trimestrais realizados de lucro líquido da empresa desde o 4º trimestre de 2021 até o 3º Trimestre de 2022 e a projeção de lucro até o 3º trimestre de 2023 – todos os valores em milhares de reais. Ao lado, foram colocadas as variações de crescimento, em porcentagem, trimestre após trimestre.

Tabela 4 – Lucro Líquido e previsões MBJ (em milhares de reais)

Trimestre	Faturamento (R\$)	Variação (%)
1T22	953.482,00	-
2T22	926.120,00	-2,9%
3T22	1.174.204,00	26,8%
Previsão 4T22	1.197.539,00	2,0%
Previsão 1T23	1.118.888,50	-6,6%
Previsão 2T23	1.236.184,00	10,5%
Previsão 3T23	1.353.246,25	9,5%
Previsão 4T23	1.443.885,25	6,7%

Fonte: Elaboração própria (2022)

É notório que, após o forte crescimento visto no terceiro trimestre de 2022, o modelo apresenta, diferentemente do comportamento visto pelo Método de Amortecimento Exponencial, que o resultado de lucro líquido da companhia vai sofrer um leve acréscimo no trimestre seguinte para fechar o ano de 2022. Contudo, em 2023, o resultado do primeiro trimestre sofre uma queda, mas que é recuperada no trimestre seguinte (2T23). Após esse período, o resultado se mostra positivo, mas com aumentos cada vez menos significativos quando comparado ao período anterior. De qualquer forma, também demonstra certa consistência nos resultados da empresa, consolidando seu lucro acima da casa de 1 bilhão de reais.

#### 4.3 COMPETIÇÃO DOS MÉTODOS

Para entender qual dos dois métodos acima seria melhor para projetar os dados de lucro líquido da WEG S.A., foi promovida uma competição entre os métodos. Quando se compara o desempenho preditivo dos dois modelos estimados dentro da amostra (*in-sample*), é possível ver um melhor desempenho do Método de Box & Jenkins, quando comparado ao Método de Amortecimento Exponencial, tanto no R<sup>2</sup>

ajustado quanto no MAPE, como pode ser visto na Tabela 5. O Método de Box & Jenkins tem um poder de explicação do modelo de 4 pontos percentuais a mais e erraria cerca de 2 pontos percentuais a menos ao projetar o próximo período.

Tabela 5 – Comparação R<sup>2</sup> Ajustado e MAPE (*análise in-sample*)

Método	R <sup>2</sup> Ajustado	MAPE
MAE	91,4%	11,5%
MBJ	95,6%	9,6%

Fonte: Elaboração própria (2022)

Analisando agora dados fora da amostra (*out-of-sample*), ou seja, comparando como esses modelos preveem o passado mais recente de dados disponíveis, torna-se possível concluir a análise de qual modelo é o melhor para analisar a série de dados trabalhada. Vale destacar primeiramente que na Tabela 6, MAD, MAPE e GMRAE são os identificados no primeiro horizonte (H = 1), onde há 4 dados (N = 4), visto que foram retirados os 4 últimos dados para a realização dos testes.

Como pode ser visto na Tabela 6, tanto o MAD – erro médio absoluto – quanto o MAPE – percentual de erro para cima ou para baixo ao se projetar o próximo período – do Método de Amortecimento Exponencial é menor, portanto, melhor do que o do Método de Box & Jenkins, no entanto, no acumulado, o Método de Box & Jenkins obteve melhor resultado nos dois indicadores. Nota-se ainda, que em ambos modelos, comparando o MAPE fora da amostra (Tabela 6) com o MAPE dentro da amostra (Tabela 5), temos um percentual de erro maior, o que não é desejável para o modelo.

Em relação ao GMRAE – indicador que mede a média geométrica da razão do erro do modelo e o erro do método ingênuo – os resultados não são satisfatórios em ambos modelos, visto que o resultado é maior do que 1, demonstrando que o modelo perderia para o método ingênuo. No entanto, mesmo de maneira não satisfatória, o desempenho do Método de Box & Jenkins se deu melhor quando comparado ao Método de Amortecimento Exponencial.

Tabela 6 – Indicadores de comparação dos métodos (*análise out-of-sample*)

Método	MAD	MAD acum.	MAPE	MAPE acum.	GMRAE	GMRAE acum
MAE	170.454	205.026	18,2%	21,0%	2,1	1,5
MBJ	194.531	201.786	19,3%	20,2%	1,8	1,4

Fonte: Elaboração própria (2022)



Tendo como base os resultados acima, pelo melhor desempenho no MAD acumulado, no MAPE acumulado e no GMRAE, o método de Box & Jenkins foi o mais adequado para prever o lucro líquido da companhia.

## 5 CONCLUSÃO

Este trabalho teve como objetivo realizar a projeção dos dados históricos, através da utilização de métodos de análise matemática e estatística, do lucro líquido da empresa brasileira de capital aberto WEG S.A., como forma de oferecer subsídios para a análise da empresa em um cenário de possível decisão de compra da ação para longo prazo.

Dessa forma, a partir da compreensão de conceitos de análise fundamentalista e da relação entre lucro e cotação no longo prazo, buscou-se investigar métodos que pudessem auxiliar na elaboração de uma previsão para o lucro líquido dos próximos trimestres. Foram utilizados os métodos estatísticos de análise de séries de tempo para gerar insumos que pudessem ser utilizados como auxílio para análise da empresa. Para aplicar os conhecimentos investigados, foi utilizado o lucro líquido trimestral da WEG, do primeiro trimestre de 2010 ao terceiro trimestre de 2022. Nota-se que a série apresenta tendência de crescimento e certa sazonalidade durante o período.

Promoveu-se o estudo e a aplicação de dois métodos autoprojativos de previsão com o intuito de realizar ainda uma competição entre eles para escolher melhor método para previsão da série trabalhada, o Método de Amortecimento Exponencial e o Método de Box & Jenkins. Dessa forma, gerou-se previsões do lucro sobre os dois modelos e foi decidido, por meio da análise de alguns indicadores, que o Método de Box & Jenkins seria o melhor para prever os trimestres seguintes. O modelo projetou acréscimo para o quarto trimestre de 2022, queda para o primeiro trimestre de 2023 e crescimento nos outros trimestres de 2023.

É importante ressaltar que os modelos de previsão fornecem uma importante ferramenta de suporte à tomada de decisões dos investidores. No entanto, ainda que as projeções possam ser utilizadas, o indicado é que o investidor também se baseie em outras análises para concluir qualquer tomada de decisão.

Vale ressaltar ainda, que as projeções do modelo não devem ser vistas de forma isolada. A tomada de decisão de compra, venda ou manutenção de um ativo em carteira, necessita de muito mais que apenas a análise da projeção de indicadores financeiros. Dentro da análise fundamentalista de empresas, existem diversos campos

a serem abordados, sendo alguns deles: outros dados financeiros da companhia como receita e *EBITDA* (Lucro antes de juros, impostos, depreciação e amortização), além de dados de mercado como *market share* – representatividade da companhia no setor – governança e estrutura organizacional, modelo de negócios, posicionamento de marca, barreiras de entrada, entre outros. Dessa forma, uma análise completa deve levar em consideração vários fatores para embasar a decisão final. Sendo assim, uma sugestão é a realização de trabalhos futuros para promover análises desses outros fatores da companhia WEG S.A., na expectativa de fornecer auxílio ainda maior para a tomada de decisão de um investidor.

Por fim, acredita-se que esse trabalho contribui na medida que fornece um indicador a mais para que o investidor possa fazer uma análise mais elaborada da empresa em questão, visando tomar sua decisão de forma mais acertada.

## REFERÊNCIAS

ALEXANDRINO, Thaynan Cavalcanti. Análise da relação entre os indicadores de desempenho sustentável (ESG) e desempenho economico-financeiro de empresas listadas na B3. 2020. Dissertação (Mestrado em Ciências Contábeis) - Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2020.

B3. Total de investidor pessoa física cresce 43% no primeiro semestre, mostra estudo da B3: Número de investidores bate 3,8 milhões; valor em custódia é de R\$ 545 bilhões, alta de 55% na comparação entre os primeiros seis meses de 2021 e 2020. *In: B3.* [S. l.], 11 ago. 2021. Disponível em: [https://www.b3.com.br/pt\\_br/noticias/porcentagem-de-investidores-pessoa-fisica-cresce-na-b3.htm](https://www.b3.com.br/pt_br/noticias/porcentagem-de-investidores-pessoa-fisica-cresce-na-b3.htm). Acesso em: 9 dez. 2021.

BALL, Ray; BROWN, Philip. *An empirical evaluation of accounting income numbers.* **Journal of Accounting Research**, [s. l.], 1968. DOI <https://doi.org/10.2307/2490232>. Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/2490232>. Acesso em: 22 jan. 2022.

BRDESCO CORRETORA. Apostila de Análise Fundamentalista. *In: Bradesco Corretora.* [S. l.], [2015?]. Disponível em: [https://www.bradescard.com.br/BradescoCorretora/static\\_files/portal/files/gdc/Apostila\\_GuiaAnaliseFundamentalista.pdf](https://www.bradescard.com.br/BradescoCorretora/static_files/portal/files/gdc/Apostila_GuiaAnaliseFundamentalista.pdf). Acesso em: 7 dez. 2021.

BUFFETT, Warren. Prefácio. *In: GRAHAM, Benjamin. O investidor inteligente.* [S. l.: s. n.], 2016.

COLLINS, D. W. *et al.* **Lack of timeliness and noise as explanations for the low contemporaneous return-earnings association.** *Journal of Accounting and Economics*, n.18, p. 289-324, 1994.

COSTA, Israel Januth; VARGAS, Jaderson. Análise fundamentalista e análise técnica: agregando valor a uma carteira de ações. *Destarte*, v. 1, n. 1, p. 9-25, 2020.

DANA, Samy; TREVIZAN, Karina. Chance de ganhar dinheiro na bolsa passa de 56% em 1 ano para 70% em 10: Levantamento mostra que, quanto maior o prazo, maior a probabilidade de retorno positivo. *In: Investnews.* [S. l.], 17 maio 2021. Disponível em: <https://investnews.com.br/financas/chance-de-ganhar-dinheiro-na-bolsa-passa-de-56-em-1-ano-para-70-em-10/>. Acesso em: 5 dez. 2021.

DURRÉ, Alain; GIOT, Pierre. *An international analysis of earnings, stock prices and bond yields.* **Journal of Business Finance & Accounting**, [s. l.], 2005. DOI <https://doi.org/10.2139/ssrn.775426>. Disponível em: [https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=775426](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=775426). Acesso em: 23 dez. 2021.

FORBES. Warren Buffett. *In: Forbes.* [S. l.], 2022. Disponível em: <https://www.forbes.com/profile/warren-buffett/?sh=596dd22e4639>. Acesso em: 21 jan. 2022.

GALDI, Fernando Caio; LOPES, Alexsandro Broedel. Relação de longo prazo e causalidade entre o lucro contábil e o preço das ações: evidências do mercado latino-americano. *Revista de Administração-RAUSP*, v. 43, n. 2, p. 186-201, 2008.

GRAHAM, Benjamin et al. *Security analysis*. New York: McGraw-Hill, 1934.

GRANGER, Clive WJ. *Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods*. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, p. 424-438, 1969.

HENDRIKSEN, Eldon S.; VAN BREDA, Michael F. *Teoria da Contabilidade*. 5. ed. São Paulo: Atlas, 1999. Tradução da 5ª Edição Americana por: Antônio Zoratto Sanvicente.

MARKOWITZ, Harry. *Portfolio Selection*. *The Journal of Finance*, [s. l.], 1952. DOI <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1952.tb01525.x>. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1540-6261.1952.tb01525.x>. Acesso em: 9 dez. 2021.

NAGANO, Marcelo Seido; MERLO, Edgard Monforte; DA SILVA, Maristela Cardoso. As variáveis fundamentalistas e seus impactos na taxa de retorno de ações no Brasil. *Revista da FAE*, v. 6, n. 2, 2003.

PINHEIRO, Juliano. Origem e evolução da Análise Fundamentalista de Investimentos. In: **Juliano Pinheiro**. [S. l.], 7 dez. 2020. Disponível em: <https://julianopinheiro.com/analise-fundamentalista-de-investimentos/>. Acesso em: 8 dez. 2021.

SAMUEL, Arthur L. *Some studies in machine learning using the game of checkers*. *IBM Journal of research and development*, v. 3, n. 3, p. 210-229, 1959.

SANTOS, Mateus Alexandre Costa dos. Importância relativa do conteúdo informacional do resultado contábil: uma verificação empírica no Brasil. 2009. 121 f., il. Dissertação (Mestrado em Ciências Contábeis) -Programa Multiinstitucional e Inter-Regional de Pós- Graduação em Ciências Contábeis, Universidade de Brasília/UFPB/UFPE/UFRN, Brasília, 2009.

SHARPE, Willian F. *Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium Under Conditions of Risk*. *The Journal of Finance*, [s. l.], 1964. DOI <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1964.tb02865.x>. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1540-6261.1964.tb02865.x>. Acesso em: 23 jan. 2022.

WEG. **Informações financeiras**: Planilhas. [S. l.], 2022. Disponível em: <https://ri.weg.net/informacoes-financeiras/planilhas/>. Acesso em: 17 jul. 2022.

WEG. **Perfil corporativo**. [S. l.], 2022. Disponível em: <https://ri.weg.net/a-weg/perfil-corporativo/>. Acesso em: 17 jul. 2022.

WEG. **Por que a WEG?**. [S. l.], 2022. Disponível em: <https://ri.weg.net/a-weg/por-que-a-weg/>. Acesso em: 17 jul. 2022.

WILLIAMS, John Burr. *The theory of investment value*. 1938.

ZANINI, Alexandre. Modelos de Previsão para Séries Temporais. Material Didático. Juiz de Fora, 2012.