

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE
PRODUÇÃO

Cristiano Ziegler

**ANÁLISE DE RISCO DO INVESTIMENTO EM AÇÕES DE EMPRESAS
AGRÍCOLAS PRESENTES NA B³**

Santa Maria, RS
2019

Cristiano Ziegler

**ANÁLISE DE RISCO DO INVESTIMENTO EM AÇÕES DE EMPRESAS
AGRÍCOLAS PRESENTES NA B³**

Dissertação apresentada ao curso de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Área de Concentração em Gerência da Produção, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS) como requisito para obtenção do título **Mestre em Engenharia de Produção**.

Orientador: Prof. Dr. Adriano Mendonça Souza

Santa Maria, RS
2019

Ziegler, Cristiano

Análise de risco do investimento em ações de empresas agrícolas presentes na B³ / Cristiano Ziegler.- 2019.
99 f.; 30 cm

Orientador: Adriano Mendonça Souza
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa Maria, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, RS, 2019

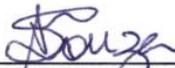
1. Metodologia Box e Jenkins 2. Modelos Autorregressivos com Heterocedasticidade Condicional 3. Empresas Agrícolas 4. Persistência na Volatilidade de Ações 5. Turbulência Política e Econômica I. Souza, Adriano Mendonça II. Título.

Cristiano Ziegler

**ANÁLISE DE RISCO DO INVESTIMENTO EM AÇÕES DE EMPRESAS
AGRÍCOLAS PRESENTES NA B³**

Dissertação apresentada ao curso de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Área de Concentração em Gerência da Produção, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS) como requisito para obtenção do título de **Mestre em Engenharia de Produção**.

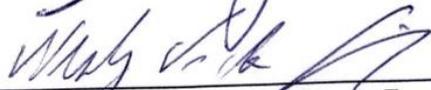
Aprovado em 21 de fevereiro de 2019:



Adriano Mendonça Souza, Dr. (UFSM)
(Presidente/Orientador)



Alisson Eduardo Maehler, Dr. (UFPEL)



Wesley Vieira da Silva, Dr. (UFSM)

Santa Maria, RS
2019

AGRADECIMENTOS

Primeiramente agradeço a Deus pela vida, pelas oportunidades proporcionadas, e me permitir concluir mais uma etapa.

A minha família que sempre me apoiou em todos os momentos e me incentiva na busca contínua do conhecimento.

A minha namorada pelo carinho, compreensão, ajuda e paciência em todos os momentos desta etapa.

Ao meu orientador Dr. Adriano Mendonça Souza pela partilha do conhecimento e orientação nesse estudo, além da amizade durante esses dois anos.

Aos demais professores do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da UFSM que a cada aula conseguiu transmitir conhecimento e motivação.

Aos colegas e amigos do mestrado que de várias formas contribuíram nesta caminhada.

A banca examinadora, professor Dr. Wesley Vieira da Silva, professor Dr. Alisson Eduardo Maehler, e a professora Dra. Roselaine Ruviano Zanini, além das contribuições na banca de qualificação da professora Dra. Luciane Flores Jacobi.

Ao auxílio financeiro, pois o presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001.

A todos um sincero muito obrigado.

RESUMO

ANÁLISE DE RISCO DO INVESTIMENTO EM AÇÕES DE EMPRESAS AGRÍCOLAS PRESENTES NA B³

AUTOR: Cristiano Ziegler

ORIENTADOR: Adriano Mendonça Souza

A área financeira é importante para o desenvolvimento de empresas e países, necessitando de técnicas de investimento aprimoradas. A busca pelo lucro nesse mercado traz consigo exposição a certo nível de risco que pode ser estimado conhecendo a persistência da volatilidade nas ações. O presente estudo tem como objetivo principal estimar a persistência da volatilidade de três empresas agrícolas comercializadas na B³ por meio da utilização de modelagem linear e não linear. Para possibilitar essa comparação, é utilizado um método estatístico, conhecido como metodologia Box e Jenkins ou ARIMA, e modelos autorregressivos com heterocedasticidade condicional (ARCH). O estudo inicia com uma revisão de literatura, apresentando os conceitos de ações e seu respectivo mercado, os modelos e metodologia Box e Jenkins, a descrição do método de modelos da família ARCH e estudos recentes sobre o tema. Em seguida nos materiais e métodos, é exposto a classificação da pesquisa, a coleta de dados com a descrição das empresas selecionadas para o estudo e os procedimentos metodológicos utilizados na pesquisa. A parte de resultados foi dividida em dois artigos, no primeiro, é realizada a verificação da persistência e os picos de volatilidade no preço das ações da SLC Agrícola, o período de estudo é de primeiro de janeiro de 2011 até 31 de dezembro 2017. No segundo artigo, é estimada a persistência da volatilidade nos preços de três empresas agrícolas e do índice Ibovespa, o período em análise é de primeiro de janeiro de 2014 até 31 de dezembro 2017. Ao final da pesquisa, ficou evidente que a turbulência política e econômica contribuiu para uma elevada persistência da volatilidade nos preços das ações, mesmo sendo empresas semelhantes, sob as mesmas influências externas.

Palavras-chave: Ações. Agricultura. ARIMA. ARCH

ABSTRACT

ANALYSIS OF RISK OF INVESTMENT IN STOCKS OF AGRICULTURAL COMPANIES PRESENT IN B³

AUTHOR: Cristiano Ziegler
ADVISOR: Adriano Mendonça Souza

The financial area is important for the development of companies and countries, in need of improved investment techniques. The quest for profit in this market brings with it exposure to a certain level of risk that can be estimated by knowing the persistence of stock volatility. The present study has as main objective to estimate the persistence of the volatility of three agricultural companies, commercialized in B³, using linear and nonlinear modeling. To make this comparison possible, a statistical method, known as Box and Jenkins or ARIMA methodology, and autoregressive models with conditional heteroscedasticity (ARCH), is used. The study begins with a literature review, presenting the concepts of actions and their respective market, the Box-Jenkins models and methodology, the description of the ARCH family model method and recent studies on the subject. Then in the materials and methods, the classification of the research, the data collection with the description of the companies selected for the study and the methodological procedures used in the research are exposed. The share of results was through into two articles, in the first, is carried out the verification of persistence and the peaks of volatility in the stock price of the company SLC Agrícola. The study period was from January 1, 2011 until December 31, 2017. In the second article, it is estimated the persistence of volatility in the prices of three agricultural companies and the Ibovespa index. The period under analysis was from January 1, 2014 until December 31, 2017. At the end of the research, it was evident that the political and economic turbulence contributed to a high persistence of stock price volatility, even though they were similar companies, under the same external influences.

Key words: Stocks. Agriculture. ARIMA. ARCH.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Fluxograma da metodologia de Box e Jenkins.	23
Figura 2 - Fluxograma com os passos metodológicos	37
ARTIGO 1	
Figura 1 - Fluxograma dos procedimentos metodológicos	52
Figura 2 - Série de preços das ações da SLC em nível e série de preços das ações da SLC com uma diferença	53
Figura 3 - FAC e FACP das séries temporal original e com a primeira diferença	54
Figura 4 - Variações do preço e volatilidade estimada ao longo do tempo para o modelo ARIMA (0,1,1)-GARCH (1,1).....	57
Figura 5 - Análise de variância da volatilidade média anual estimada	60
ARTIGO 2	
Figura 1 - Fluxograma dos passos metodológicos	78
Figura 2 - Séries em nível e séries com uma diferença	79
Figura 3 - FAC e FACP das séries temporal original e com a primeira diferença	81

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

ADF	Teste de Estacionariedade Dickey Fuller Aumentado
AGRO	BrasilAgro
AIC	Critério de Informação de Akaike
AR	Modelo Autorregressivo
ARCH	<i>Autoregressive Conditional Heterocedasticity</i>
ARFIMA	Processo Autorregressivo Integrado de Médias Móveis Fracionário
ARIMA	Processo Autorregressivo Integrado de Médias Móveis
ARMA	Processo Autorregressivo de Médias Móveis
B ³	Principal Bolsa de Valores do Brasil (Brasil, Bolsa, Balcão)
BIC	Critério de Informação Bayesiano de Schwarz
CADE	Conselho Administrativo de Defesa Econômica
CAPM	Custo de Capital Próprio
CONAB	Companhia Nacional de Abastecimento
EGARCH	<i>Exponential GARCH</i>
FAC	Funções de Autocorrelações
FACP	Funções de Autocorrelações Parciais
FTSE	Índice da bolsa de Londres
GARCH	<i>Generalized Autoregressive Conditional Heterocedasticity</i>
HML	Valor de Mercado
IBOV	Ibovespa
IGARCH	Modelos GARCH de raiz unitária
JKSE	Índice da bolsa da Indonésia
KPSS	Teste de estacionariedade Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin
MA	Modelo de Médias Móveis
ML	Teste de Multiplicadores de Lagrange
MQ	Método de Mínimos Quadrados
MV	Método de Máxima Verossimilhança
NASDAQ	Índice da Bolsa dos USA
PEPRO	Prêmio Equalizador Pago ao Produtor Rural
PIB	Produto Interno Bruto
PP	Teste de Estacionariedade Phillips Perron
RB	Ruído Branco
S.A.	Sociedade Anônima
SARIMA	Processo Autorregressivo Integrado de Médias Móveis Sazonal
SLC	Schneider & Logemann Cia LTDA
SLCJY	Código da SLC Agrícola na Bolsa de Nova York
SMB	Tamanho da Firma
STI	Índice da Bolsa de Singapura
TARCH	<i>Threshold Autoregressive Conditional Heteroskedasticity</i>
TESA	Terra Santa Agro
VAR	Modelo de Vetor Autorregressivo

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	9
1.1	PROBLEMA DE PESQUISA	10
1.2	TEMA DA PESQUISA	11
1.3	JUSTIFICATIVA.....	11
1.4	OBJETIVOS	12
1.4.1	Objetivo Geral	12
1.4.2	Objetivos Específicos	12
1.5	DELIMITAÇÃO DO TEMA	12
1.6	ESTRUTURA DO TRABALHO	13
2	REVISÃO DE LITERATURA	14
2.1	MERCADO DE AÇÕES E SETOR AGRÍCOLA.....	14
2.2	MODELOS BOX-JENKINS	19
2.2.1	Processo Autorregressivo (AR) de Ordem (p)	19
2.2.2	Processo de Médias Móveis (MA) de Ordem (q)	20
2.2.3	Processo Autorregressivo de Médias Móveis (ARMA) de Ordem (p, q) ...	21
2.2.4	Processo Autorregressivo Integrado de Médias Móveis (ARIMA) de Ordem (p, d, q)	21
2.2.5	Metodologia Box-Jenkins	22
2.3	MODELOS NÃO LINEARES	28
2.3.1	Modelos ARCH	29
2.3.2	Modelos GARCH	30
3	MATERIAIS E MÉTODOS	34
3.1	CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA.....	34
3.2	COLETA DE DADOS.....	35
3.3	PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS.....	36
4	ANÁLISE DOS RESULTADOS	39
4.1	ARTIGO 1: O EFEITO POLÍTICO NA VOLATILIDADE DO PREÇO DA AÇÃO DE UMA EMPRESA AGRÍCOLA PRESENTE NA B ³	40
4.2	ARTIGO 2: A PERSISTÊNCIA NA VOLATILIDADE EM TRÊS EMPRESAS AGRÍCOLAS DA B ³	67
5	DISCUSSÃO	91
6	CONCLUSÃO	92
	REFERÊNCIAS	94

1 INTRODUÇÃO

A crescente globalização está modificando a economia mundial e isso implica em um complexo envolvimento de centros financeiros em todo o mundo. As bolsas dos Estados Unidos da América ainda são o principal destino da atividade financeira, mas além destas, tem as europeias e chinesas, as quais também merecem destaque no cenário mundial (CETORELLI; PERISTIANI, 2013).

No Brasil a principal bolsa de comercialização de ações é a B³ (Brasil, Bolsa, Balcão), por intermédio dela são negociadas as ações, títulos de renda fixa, ativos financeiros, mercadorias, moedas, entre outros. Além disso, a mesma administra os mercados de títulos, valores mobiliários e contratos derivativos, presta serviço de registro, compensação e liquidação, agindo como contraparte central garantidora da liquidação financeira das operações realizadas em seus ambientes de negociação. Nela também existem vários setores de empresas abertas a negociação, desde mineração, bens de consumo, energia e empresas agrícolas (BM&FBOVESPA, 2017).

Diante disso, a abertura das empresas à negociação na bolsa tem uma relação com a necessidade de obter crédito para a expansão dos negócios, aumento da produção e maior vantagem competitiva. Então como consequência irá aumentar seu valor de mercado, incrementando a confiança de clientes e credores, possibilitando uma maior liquidez caso a empresa tenha interesse de comercializá-la (STEFFEN; ZANINI, 2012). No caso do setor agrícola, as empresas viram a possibilidade de abrir o capital como uma forma de financiar a compra de terras, modernizar a produção de *commodities* e aumentar a produtividade, aliado ao ganho de qualidade e profissionalismo, tanto na produção quanto na gestão.

Porém, as escolhas políticas apresentam grande influência nas bolsas de valores. A instabilidade política do Brasil, principalmente após 2012, afetou negativamente a bolsa de ações brasileira, além disso, implicou na volatilidade em bolsas de outros países latino-americanos, no caso o Chile, a Colômbia e o México (GAMBA et al., 2017).

Sendo assim, por consequência das incertezas no mercado financeiro, a busca pelo lucro é sempre acompanhada por um determinado nível de risco. Grandes investidores como George Soros e Warren Buffett buscaram continuamente a redução de risco em seus investimentos, ao nível que possam ganhar grande retorno a baixo

risco. Eles conseguem isso com muito estudo e experiência. Para esses renomados investidores conhecer e diminuir riscos é fundamental para acumular riquezas (TIER, 2005).

Uma maneira de estimar o risco é conhecendo a volatilidade das ações. De acordo com Jubert et al. (2008), estudar a volatilidade é estatisticamente muito importante para quem atua no mercado financeiro, principalmente de ações. Pelo fato que a volatilidade de uma ação expressa as alterações históricas no seu preço influenciadas pelos fatores relacionados ao desempenho da referida empresa e da conjuntura econômica. Os principais fatores de desempenho das empresas no mercado financeiro são as boas e más notícias, referentes a seus aspectos organizacionais, administrativos ou econômicos.

Aprender sobre o comportamento dos preços pode ser um ingrediente crucial na compreensão da volatilidade, com a análise histórica dos preços das ações, as flutuações podem ser identificadas e em determinado momento serem fundamentalmente justificadas. Um modelo quantitativo de uma série de preços apresenta dados que possibilita entender como os preços das ações são formados no mercado (ADAM; MARCET; NICOLINI, 2016).

1.1 PROBLEMA DE PESQUISA

Os investimentos em especial os de mercados de ações estão atrelados aos movimentos e *cluster* de volatilidade. A incerteza do valor futuro de uma ação conduz ao risco do investidor, o qual é de difícil determinação. Uma maneira de mensurar isso é conhecendo a volatilidade ou variabilidade do preço da ação ao qual o investidor possui interesse.

Com apenas o conhecimento teórico para investir em ações de algumas empresas, os investidores podem tomar decisões equivocadas, assim se faz necessário algum método estatístico que comprove o quanto de risco uma empresa apresenta no momento do investimento. Porém, não é toda a análise estatística que apresenta eficiência para estudo de ações, os métodos recomendados para esses casos são os modelos heterocedásticos.

Segundo as teorias de hipótese de mercado eficiente, é impossível prever com exatidão os preços futuros de ações das empresas, devido a vários fatores que estão constantemente influenciando seu preço. Uma maneira de conhecer quanto essas

influências afetam os preços das empresas é por meio do efeito da persistência, ou seja, o tempo que determinada influência levará para se dissipar no preço de cada ação.

O problema de pesquisa para o presente estudo pode ser resumido no seguinte questionamento: os modelos não-lineares de classe geral ARCH são capazes de captar os efeitos da incerteza e determinar a persistência em séries temporais voláteis do setor agrícola da B³?

1.2 TEMA DA PESQUISA

O tema desta pesquisa é a modelagem de séries temporais financeiras para determinar o risco nos investimentos, utilizando modelos lineares da classe geral ARIMA e os modelos não lineares da classe ARCH.

1.3 JUSTIFICATIVA

A análise risco-retorno compreende um dos critérios relevantes de decisão dos investidores. Os investidores são avessos ao risco e escolhem as ações ou outros investimentos que apresentam o menor desvio padrão (SHARPE, ALEXANDER; BAILEY, 1995). Assim pode-se dizer que quanto maior a volatilidade, maior o risco para o investimento, o presente estudo justifica-se também pelo fato de apresentar qual das três empresas do setor agrícola possui a maior persistência, conseqüentemente maior risco. Essa mesma análise pode ser aplicada a outras empresas listadas na B³. Além de Sharpe, Alexander e Bailey (1995), outros autores apresentam a importância de conhecer o risco nos investimentos, como: Arrow e Lind, (2013), Kaufmann, Weber e Haisley (2013) e Li, Ng e Chan (2015).

Aliada a importância de conhecer o risco no investimento em ações, as empresas escolhidas são de um setor com grande importância para o Brasil, a agricultura. De acordo com o Cepea (2018) o agronegócio corresponde a mais de 20% do PIB do brasileiro, principalmente pelas exportações e capacidade de geração de renda. Em seus trabalhos, Caldarelli e Bacchi (2012), Costa, Guilhoto e Imori (2013), Conceição e Conceição (2014) e Wesz Júnior (2014), também expressam o valor que esse setor tem para o Brasil.

Ainda existe a importância de fazer uma comparação entre empresas semelhantes e do mesmo setor, em um mesmo período, com as mesmas influências de câmbio e preço de *commodities*, se elas apresentam variações de preços diferentes, analisando assim, que fatores internos podem apresentar grande impacto ou não, no preço de determinada ação.

1.4 OBJETIVOS

Os objetivos propostos para esse estudo são divididos em geral e específicos, ambos descritos a seguir.

1.4.1 Objetivo Geral

Analisar o risco do investimento por meio da persistência na volatilidade em ações de empresas agrícolas comercializadas na B³ mediante a utilização de modelagem linear e não linear.

1.4.2 Objetivos Específicos

Visando atingir o objetivo geral, estabeleceram-se como objetivos específicos do estudo:

- Ajustar um modelo ARIMA para cada variável selecionada de modo a tratar a autocorrelação de empresas que possuem o mesmo tipo de produção;
- Realizar um ajuste conjunto do modelo ARIMA-ARCH para determinar o comportamento em nível e de volatilidade entre as empresas do setor agrícola; e
- Utilizar a persistência estimada para analisar as comparações entre as empresas.

1.5 DELIMITAÇÃO DO TEMA

O estudo delimita-se a analisar qual empresa do setor agrícola de capital aberto na B³ apresenta o maior risco para investimento. O período escolhido para análise é de primeiro de janeiro de 2011, início do governo Dilma, contemplando o fato das mudanças políticas apresentarem grande influência no setor financeiro do país, até 31 de dezembro 2017.

O setor agrícola foi escolhido pois essa atividade desempenha um importante papel na economia do Brasil. As empresas desse setor foram selecionadas por serem as três empresas que trabalham com sistemas produtivos semelhantes, plantio de *commodities* como soja, milho e algodão. As outras duas empresas agrícolas da B³ trabalham com sistemas produtivos diferentes entre si.

O método estatístico utilizado, primeiramente a metodologia Box-Jenkins e posteriormente modelos autorregressivos com heterocedasticidade condicional (ARCH), os quais foram escolhidos pela forma que se apresentam na organização do tempo e por dar possibilidade de trabalhar com informações quantitativas. Para modelos com média e autorregressão o método ARIMA é o mais preciso e o mais utilizado por possibilitar a própria série de se auto explicar, já o ARCH é pelo motivo de ser o único modelo aplicado a dados com presença de volatilidade.

1.6 ESTRUTURA DO TRABALHO

O presente trabalho está estruturado em seis capítulos, oferecendo assim coerência na ordem dos fatos, para uma melhor compreensão e entendimento do objetivo principal.

Capítulo 1 - Neste tópico é apresentada a introdução, problema da pesquisa, tema, justificativa, objetivos, delimitação do tema e a estrutura do trabalho.

Capítulo 2 - É composto pela revisão de literatura, fundamentado com a base teórica do estudo.

Capítulo 3 - Nesta etapa é exposto os materiais e métodos, com classificação da pesquisa, a coleta de dados, as empresas selecionadas para o estudo e os procedimentos metodológicos utilizados na pesquisa.

Capítulo 4 - É apresentado os resultados desse estudo em forma de dois artigos. O artigo 1 é intitulado: "O efeito político na volatilidade do preço da ação de uma empresa agrícola presente na B³". O artigo 2 possui como título: "A persistência na volatilidade em três empresas agrícolas da B³".

Capítulo 5 - Neste tópico é realizada uma discussão sobre os principais resultados desse estudo.

Capítulo 6 - Nessa parte é apresentada as principais conclusões sobre o estudo.

Por fim, são apresentadas as referências.

2 REVISÃO DE LITERATURA

A revisão de literatura é a etapa que apresenta o suporte teórico para a pesquisa. Essa etapa será dividida em itens, abordando os conceitos de ações e seu respectivo mercado, com um breve histórico, os modelos e metodologia Box-Jenkins, a descrição do método de modelos Autorregressivos com Heterocedasticidade Condicional (ARCH), e a consideração de estudos atuais sobre o tema.

2.1 MERCADO DE AÇÕES E SETOR AGRÍCOLA

A ação ou papel pode ser conceituada como títulos fracionários de uma empresa, ou partes do capital social de uma sociedade anônima, representando um investimento na empresa. O acionista é em parte proprietário, que obtém resultados proporcionalmente ao número de ações que possui na companhia (ASSAF NETO; LIMA, 2009; KERR, 2011).

As ações são emitidas pelas empresas com o objetivo de arrecadar recursos monetários para desenvolver projetos de crescimento (BM&FBOVESPA, 2016). Ross, Westerfield e Jordan (2008) apresentam que as ações são classificadas em dois tipos:

Ordinárias (ON): permitem ao detentor o direito de voto nas assembleias gerais da empresa, acionistas não têm preferência nos pagamentos de dividendos, mas recebem uma taxa fixa de dividendos.

Preferenciais (PN): o detentor não tem o direito de voto nas assembleias gerais da empresa, mas recebe dividendos com valor superior as ordinárias, além da prioridade no recebimento de reembolso do capital.

A origem do mercado de ações pode ter sido na Antiguidade Greco-Romana, como forma da empresa continuar existindo e crescendo mesmo depois da morte do fundador (KERR, 2011). De acordo com Shiller (2012), na Roma Antiga já eram negociadas ações de empresas, próximos ao Templo de Castor, no velho Fórum Romano, porém pouco se sabe sobre esse antigo mercado. Naquela época ainda não existiam métodos eficientes para investimentos, como bancos. O grande avanço nas negociações de títulos mobiliários ocorreu em 1602, em Amsterdã, com a fundação da Companhia Holandesa das Índias Orientais, a partir da criação dessa sociedade

anônima começou a se desenvolver um mercado para intermediar as operações de venda de ações.

No século XX houve grandes avanços na maneira de negociar derivativos. Esse período foi marcado principalmente pela evolução computacional no mercado financeiro, as negociações físicas de títulos, pregão viva-voz, foram sendo substituídas por sistemas eletrônicos, principalmente ao final do século XX. Atualmente as bolsas de valores são dinâmicas com o uso de tecnologias de ponta, e os investidores possuem informações em tempos reais para tomar as decisões (PARANÁ, 2018). A maioria das negociações são realizadas por sistemas online, conhecidos como home broker, onde o investidor emite em tempo real as ordens de compra e venda dos títulos mobiliários (LONGARAY; FIGUEIREDO; MUNHOZ, 2015).

As empresas para crescer e dar continuidade as suas atividades necessitam de capital constantemente, ou seja, financiar as suas atividades a curto, médio e longo prazo (ASSAF NETO; LIMA, 2009). Os autores ainda ressaltam que o capital da empresa pode vir de duas fontes de financiamentos, próprios e os de terceiros. Uma maneira de atrair recursos de terceiros é vendendo ações na bolsa de valores. Para Fortuna (2008), os investidores são fundamentais para o mercado, pois o volume de seus recursos garante estabilidade ao mesmo.

Todas as empresas inicialmente emitem ações ordinárias para captar capital próprio, algumas delas emitem mais tarde ações ordinárias adicionais ou ações preferenciais (GITMAN, 2010). O mesmo autor ainda expressa que quando uma empresa deseja emitir a venda de ações, pode fazer de três maneiras: (1) uma oferta pública, onde ela oferece suas ações ao público em geral; (2) uma oferta de direitos, quando as novas ações são vendidas aos acionistas existentes; e (3) colocação fechada, quando a empresa vende os novos títulos a um investidor ou grupo de investidores.

Levine e Zervos (1996), em seu trabalho avaliam a relação entre o desenvolvimento do mercado de ações e o crescimento da economia dos países a longo prazo, sua principal conclusão é que existe uma forte associação entre essa relação, principalmente pelo fato das empresas ter o poder de captar recursos diretamente com poupadores/investidores. Marques, Fuinhas e Marques (2013), analisam dois componentes do sistema financeiro de Portugal, sistema bancário e mercado de ações, em relação ao crescimento econômico do país. Os autores

concluem que é o desenvolvimento do mercado de ações e não o empréstimo bancário, que promove o crescimento econômico de Portugal.

Na literatura os autores mais citados quando se refere a mercado de ações são Fama e French (1993) com mais de cinco mil e cem citações, conforme o banco de dados da *Web of Science*. Neste trabalho, os autores apresentam que os retornos das ações americanas poderiam ser explicados com base no método para calcular o custo de capital próprio (CAPM), tamanho da firma (SMB) e razão entre valor contábil e valor de mercado (HML).

Para investir em ações, primeiramente escolhe-se uma corretora para abrir uma conta, e por intermédio dela emitir uma ordem de compra das ações desejadas, via *home broker* (ferramenta para negociações de ações via internet) ou contato direto com a corretora. Quando pretender se desfazer das ações é necessário apenas emitir uma ordem de venda, pelos mesmos canais de contato com a corretora. Pelo período que o investidor possuir as ações, ele terá direito sobre sua posse, incluindo dividendos ou juros, ou ainda a participação de voto em assembleias. O investidor também é o responsável pelos custos desta operação, como as taxas de corretagem, emolumentos, taxa de custódia e imposto de renda (BM&FBOVESPA, 2016).

A bolsa de valores é o local onde ocorre a negociação de valores mobiliário, organizado pelas corretoras e autoridades (FORTUNA, 2008). O autor destaca que o preço de uma ação se deve as condições de oferta e demanda do mercado que reproduzem as condições da economia do país e seu setor econômico. Para Gitman (2010) a bolsa ou mercado é o local que permite transações entre os vendedores e compradores de títulos tanto de empresas, quanto de órgãos governamentais. É organizado pelos mercados de corretagem e de distribuição, pois eles dão suporte nas transações entre as obrigações e ações negociadas.

De acordo com Morettin (2011), um dos principais objetivos em finanças é avaliar o risco nos investimentos, e esse risco muitas vezes é medido em relação as variações dos preços dos ativos. Segundo Salles Junior et al. (2007), o sentido da palavra risco vem do latim *risicu* e *riscu*, e pode ser conceituada como conjunto de incertezas descobertas quando arrisca-se a fazer algo, ou seja, algo incerto no futuro, podendo ser positivo ou negativo.

De acordo com Gitman (2010) a palavra risco é sinônimo de incerteza e pode ser definido como a possibilidade de perda financeira, ou seja, os ativos mais arriscados são os que oferecem maiores possibilidades de perda. O mesmo autor

apresenta que o administrador financeiro deve saber avaliar o risco e o retorno para maximizar o preço da ação, sendo que o retorno é definido como o ganho ou perda total sofrido por um investimento em certo período.

Existe uma grande importância em conhecer e controlar o risco em investimentos em ações, principalmente para gestores de fundos, que movimentam grandes quantias em aplicações de terceiros. Esses gestores utilizam de ferramentas e estratégias para gerenciar e calcular o risco no momento de fazer um investimento (LI; NG; CHAN, 2015).

O risco possui uma relação próxima aos retornos dos investimentos, quanto maior o risco maior o retorno, portanto o investidor escolhe maximizar o valor dos retornos devidamente ajustados pelo risco que ele oferece (ARROW; LIND, 2013). Kaufmann, Weber e Haisley (2013), salientam a importância de conhecer o risco dos investimentos em ações e a forma de como esses riscos serão mensurados. A maneira de como as pessoas adquirem o conhecimento sobre risco afeta na tomada de decisão da quantidade de risco que ela está disposta a aceitar nos investimentos. Normalmente as pessoas conhecem o risco pela experiência vivida ou pela descrição de dados probabilísticos associadas aos resultados.

Assaf Neto e Lima (2009) ressaltam a importância de mensurar o risco através de cenários econômicos, incorporando a probabilidade nos estudos financeiros. Os autores ainda afirmam que o conhecimento da mensuração de risco é relevante aos gestores financeiros. Já para Ross, Westerfield e Jordan (2008), a parte não antecipada do retorno, as surpresas, são os verdadeiros riscos nos investimentos.

Uma maneira de estimar riscos é através da volatilidade de cada ação. De acordo com Fortuna (2008), a volatilidade é a variável mais determinante no preço de uma ação, e necessita uma exata avaliação. O autor apresenta dois tipos de volatilidade, a histórica e a implícita. A histórica é uma medida estatística dos deslocamentos em torno da média do seu preço. A segunda necessita de modelos apurados para fazer a avaliação de volatilidade.

Após conhecer o mercado de ações e os riscos envolvido a ele, cabe destacar o setor agrícola brasileiro, pois as empresas em análise nesse estudo contemplam esse âmbito na B³.

O setor agrícola do Brasil tem grande valor na economia, representando grande parte do PIB nacional, além de oferecer inúmeros empregos e ser a principal fonte de renda de muitas famílias. O país é considerado um dos maiores produtores mundiais

neste setor, mas ainda possui um grande potencial de crescimento (COSTA; GUILHOTO; IMORI, 2013). De acordo com Conceição e Conceição (2014), o setor do agronegócio nacional vem aumentando cada vez mais a participação no mercado mundial de alimentos, devido a um aumento significativo das exportações, atualmente o setor agrícola representa 40% de tudo o que é exportado.

A nível mundial, o Brasil hoje é o principal produtor de soja em grãos em termos de produtividade e fica atrás apenas dos Estados Unidos no quesito produção, mas possui potencial para se tornar o maior nas próximas safras (EMBRAPA, 2018). O milho é outro produto agrícola que apresenta grande importância para o agronegócio do Brasil, juntamente com a soja, é insumo básico fabricação de ração para avicultura e suinocultura, mercados importantes internacionalmente e que representam grandes geradores de receita para o país (CALDARELLI; BACCHI, 2012).

A *commodity* agrícola é um elemento fundamental da balança comercial brasileira, representando grande parte das exportações. Porém, a infraestrutura do país é precária, não existe capacidade suficiente de armazenamento, o transporte é em grande parte por caminhões, isso se torna prejudicial ao custo final do produto, diminuindo principalmente o preço recebido pelo produtor (FLIEHR, 2013). A volatilidade dos preços de *commodities* implica na inflação do país, principalmente nos alimentos, como carne, e derivados da soja e milho (MOREIRA, 2014).

O principal investimento das empresas escolhidas para o estudo, ou seja, a maior parte do seu capital é composto por terra agricultável. Conhecendo esse fato, torna-se indispensável apresentar conceitos relacionados a essa linha de pensamento. A terra é um bem limitado e não reprodutível somado aos retornos provenientes da produção, a terra torna-se um investimento atraente no longo prazo (FAIRBAIRN, 2014).

O mercado de terras é importante para o desenvolvimento da atividade agrícola, a sua ausência dificulta o aumento da infraestrutura e a produção, elevando os riscos de falência do agronegócio (KVASHA; SKRYPNYK; ZHEMOYDA, 2015). Além disso, a terra pode ser utilizada como objeto de especulação e é uma importante reserva de valor (TELLES; PALLUETO; REYDON, 2016).

De acordo com Safransky e Wolford (2011), o alto preço dos alimentos e dos combustíveis a partir de 2008 intensificou o crescimento de grandes negócios de terras, para garantir o acesso a futuros fornecimentos de *commodities* ou garantir uma segurança alimentar. Os autores expõem que governos e instituições privadas estão

cada vez investindo mais em terras em todos os lugares possíveis, o que é denominado atualmente de “*Global Land Grab*” (apropriação mundial de terras), com o aumento da demanda existe uma tendência no aumento dos preços.

Após conhecer como funciona o mercado de ações e o setor específico que as empresas em análise estão inseridas, é importante apresentar os métodos estatísticos que possibilitam a organização dos dados quantitativos no tempo.

2.2 MODELOS BOX-JENKINS

Box e Jenkins (1970) publicaram um estudo que levou ao desenvolvimento de novas técnicas de previsão. Essas técnicas também são conhecidas como metodologia ARIMA, esse método tem ênfase na análise probabilística, ou seja, estocástica. Contrariamente aos modelos de regressão, onde Z_t é explicado pelos regressores $Z_1, Z_2, Z_3, \dots, Z_k$, os modelos Box-Jenkins permitem que Z_t seja determinado por valores passados do próprio Z e dos erros estocástico. Os modelos ARIMA são conhecidos como modelos *ateóricos*, pelo fato de não ser derivados de nenhuma teoria econômica, normalmente as teorias econômicas são a base dos modelos de equações simultâneas (GUJARATI; PORTER, 2011).

Inicialmente a modelagem do ARIMA necessita da análise de que a série temporal estudada seja gerada por um processo estocástico estacionário. Um processo é dito estacionário quando ele oscila em torno de uma média constante, refletindo equilíbrio estável (MORETTIN; TOLOI, 2006).

2.2.1 Processo Autorregressivo (AR) de Ordem (p)

De acordo com Souza (2016), o nome autorregressivo é devido que Z_t , no instante t é a função dos Z nos instantes anteriores a t , adicionado de um erro no instante t . Denotado por AR (p), onde “p” indica a ordem do modelo, isto é, o número de defasagens. O modelo é representado pela equação (1).

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \varepsilon_t \quad (1)$$

Onde: “ μ ” representa uma constante; ε_t é um erro aleatório não correlacionado com média zero e variância constante σ^2 (ruído branco); ϕ_i são parâmetros da estrutura, $i = 1, \dots, p$; p a ordem da estrutura.

O valor de Z no período t depende do seu valor no período anterior e de um termo aleatório; os valores de Z são expressos como desvios com base em um valor médio (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008).

Para representar o modelo autorregressivo de ordem (1), ou AR(1), é utilizada a equação (2).

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2)$$

Sendo que o valor de Z_t no período t depende do seu valor no período anterior.

O modelo autorregressivo de ordem (2), ou AR(2), pode ser demonstrado pela equação (3).

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \varepsilon_t \quad (3)$$

Neste caso, o valor de Z_t no período t depende do seu valor nos dois períodos anteriores. Z_t é um processo autorregressivo de ordem p -ésima, ou AR(p).

Segundo Morettin e Tolo (2006), as autocovariâncias não dependem do t , e sim da ordem p , quanto maior a distância entre as observações (valor de p), menor a autocovariância.

2.2.2 Processo de Médias Móveis (MA) de Ordem (q)

Gujarati e Porter (2011), definem que um processo de média móvel é apenas uma combinação linear de termos de erro de ruído branco, ele é demonstrado na equação (4).

$$Z_t = \mu + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (4)$$

Neste caso, o q indica a ordem do modelo; θ é um parâmetro; e Z_t corresponde a valores do processo subtraídos de sua média.

Para demonstrar o modelo de médias móveis de ordem (1), ou MA(1), é utilizada a equação (5).

$$Z_t = \mu + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} \quad (5)$$

O modelo de médias móveis de ordem (2), ou MA(2), pode ser representado pela a equação (6).

$$Z_t = \mu + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} \quad (6)$$

Dessa forma, o mesmo sempre será estacionário, pelo fato do número de defasagens ser finito (MORETTIN; TOLOI, 2006).

2.2.3 Processo Autorregressivo de Médias Móveis (ARMA) de Ordem (p, q)

Z_t pode apresentar um termo autorregressivo e um termo de média móvel, ou seja, características tanto de AR(p) quanto de MA(q), formando um ARMA (GUJARATI; PORTER, 2011). Sendo expressado pela equação (7).

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (7)$$

Em algumas aplicações, os modelos AR ou MA necessitam de muitos parâmetros para descrever adequadamente a estrutura dinâmica dos dados. Para superar esta dificuldade, são introduzidos os modelos de média móvel autorregressivos (ARMA). Basicamente, um modelo ARMA combina os componentes dos modelos AR e MA em uma forma compacta, de modo que o número de parâmetros usados seja mantido pequeno. O conceito de modelos ARMA é altamente relevante na modelagem de volatilidade (TSAY, 2002).

2.2.4 Processo Autorregressivo Integrado de Médias Móveis (ARIMA) de Ordem (p, d, q)

A maioria das séries temporais econômicas são não estacionárias, ou seja, são integradas, uma maneira de transformar um processo não estacionário homogêneo

em estacionário é por meio de diferença sucessivas, até encontrar a série estacionária (MONTGOMERY; JENNINGS; KULAHCI, 2015).

A primeira diferença de Z_t é dado pela fórmula (8).

$$\Delta Z_t = Z_t - Z_{t-1} \quad (8)$$

A segunda diferença de Z_t é definida na equação (9).

$$\Delta^2 Z_t = Z_t - 2Z_{t-1} + Z_{t-2} \quad (9)$$

Contudo, a d-ésima diferença é expressada pela fórmula (10).

$$\Delta^d Z_t = \Delta(\Delta^{d-1} Z_t) \quad (10)$$

Muitas séries temporais empíricas (por exemplo, preços das ações) se comportam como se não tivessem uma média fixa, mesmo assim, elas exibem homogeneidade. Modelos que descrevem esse comportamento, não estacionário, podem ser transformados em estacionários realizando uma ou mais diferenças para tornar a série estacionária. A quantidade de diferenças (d) usadas para transformar a série em estacionária é denominado ordem de integração. Com a inclusão dessa ordem (d), pode-se dizer que a série temporal é ARIMA (p, d, q), ou seja, autorregressiva integrada de médias móveis (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008).

Ainda existem modelos que possuem sazonalidade, ou seja, periodicidade dentro de um ano, mês ou dia. Para trabalhar com essas séries, utiliza-se o modelo conhecido como SARIMA (MORETTIN, 2011). Pelo fato do modelo SARIMA não contemplar o objetivo desse estudo, ele não será abordado com mais detalhes.

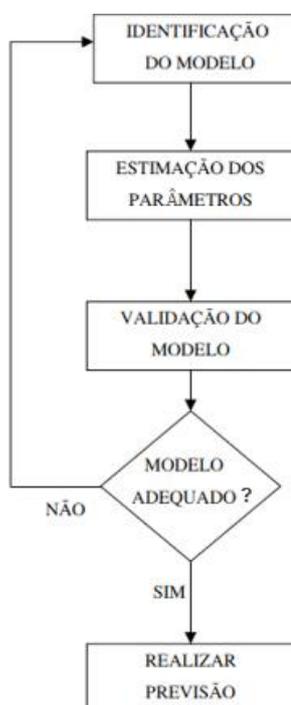
2.2.5 Metodologia Box-Jenkins

A metodologia de Box-Jenkins refere-se ao método sistemático do uso de modelos autorregressivos integrados à média móvel, conhecido também como modelos ARIMA (*Auto Regressive Integrated Moving Average*), ou em português são denominados de Autorregressivos Integrados de Médias Móveis. O uso desse modelo

possibilita uma excelente solução para problemas de previsão de séries temporais (BUENO, 2012).

Para a utilização desse método devem ser utilizadas pelo menos 50 e, de preferência, 100 observações ou mais, ao longo do tempo. Além da transformação de uma série não estacionária em uma estacionária, para tornar os parâmetros estáveis (MONTGOMERY; JENNINGS; KULAHCI, 2015). A metodologia de Box e Jenkins consiste em quatro etapas: Identificação; Estimação; Diagnóstico (validação do modelo); e Previsão. A Figura 1 apresenta o fluxograma da metodologia de Box e Jenkins.

Figura 1 - Fluxograma da metodologia de Box e Jenkins.



Fonte: Adaptado de Box, Jenkins e Reinsel (2008).

A primeira etapa consiste na identificação do modelo, e pode ser considerada talvez como uma das fases mais complicadas desse método. A escolha do modelo é feita principalmente pelas funções de autocorrelações (FAC) e funções de autocorrelações parciais (FACP) estimadas (MORETTIN, 2011). As funções de autocorrelações, ou coeficiente de autocorrelação de ordem k entre Z_t e Z_{t-k} , é definido pela equação (11).

$$\rho_k = \frac{\text{cov}(Z_t, Z_{t-k})}{V(Z)} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} = \frac{\text{covariância com defasagem } k}{\text{variância}} \quad (11)$$

Tanto a covariância como a variância são mensuradas nas mesmas unidades de medida, ρ_k é um número sem unidades. Ele está situado entre -1 e +1 (GUJARATI; PORTER, 2011).

As funções de autocorrelações e de autocorrelações parciais indicam qual o modelo a ser utilizado, além de auxiliar no uso dos testes de raízes unitárias para confirmar a estacionariedade. Se apresentar um comportamento suave persistente na FACP é indício de não-estacionariedade, sendo necessário realizar algum tipo de transformação para torná-la estacionária. A estacionariedade também pode ser testada pelo teste Dickey-Fuller aumentado (ADF), esse é um dos testes de raízes unitárias existentes (MORETTIN; TOLOI, 2006). O Dickey-Fuller aumentado (ADF) baseia-se na equação (12).

$$\Delta Z_t = \mu_0 + \mu_1 t + (\rho - 1)Z_{t-1} + \sum_{k=1}^n \gamma_k \Delta Z_t + \varepsilon_t \quad (12)$$

O teste comprova a existência de uma raiz unitária, verificando se o coeficiente angular é zero ou não e possuindo as seguintes hipóteses:

H₀: $\rho = 0$, a série apresenta raiz unitária, é não estacionária.

H₁: $\rho \neq 0$, a série não apresenta raiz unitária, é estacionária.

Se o t(calculado) for maior que o t(tabelado) deve-se aceitar H₀, mostrando que a série não é estacionária. Caso o t-calculado for menor que o t-crítico deve-se rejeitar H₀ comprovando que a série é estacionária.

Nos modelos AR(p), a FAC apresenta decaimentos exponenciais e senoidais e a FACP exibe um corte nas defasagens maiores que p. Nos modelos MA(q), a FAC exibe um corte nas defasagens maiores que q e a FACP apresenta decaimentos exponenciais e senoidais (MONTGOMERY; JENNINGS; KULAHCI, 2015).

O próximo passo após o modelo ser identificado, é estimar seus parâmetros. Para proceder com essa estimação podem ser utilizados os métodos dos momentos, mínimos quadrados (MQ) e máxima verossimilhança (MV). A utilização dos métodos dos momentos não apresenta boas propriedades em comparação as demais,

normalmente eles são utilizados como valores iniciais para trabalhos mais complexos, como MV (MORETTIN, 2011).

Segundo Souza (2016) a estimação por mínimos quadrados necessita a minimização de:

$$S(\hat{\phi}_1, \dots, \hat{\phi}_p, \hat{\theta}_1, \dots, \hat{\theta}_q) = \sum_{t=1}^n \hat{\varepsilon}_t^2 \quad (13)$$

Onde:

$S(\hat{\phi}, \hat{\theta})$ depende dos valores anteriores ao período amostrado. Se existir um componente MA presente, o modelo será não linear, necessitando assim do método de mínimos quadrados não lineares.

Para estimar a máxima verossimilhança é preciso que os ruídos brancos ε_t tenham distribuição normal. A função de verossimilhança pode ser definida pela equação (14).

$$L\left(\phi, \theta, \frac{\sigma_\varepsilon^2}{w}\right) = [2\pi\sigma_\varepsilon^2]^{-\frac{n}{2}} |\Omega|^{-\frac{1}{2}} \exp\left[-\frac{1}{2} w' \Omega^{-1} w / \sigma_\varepsilon^2\right] \quad (14)$$

Estimar os parâmetros significa obter as estimativas para AR(p) para os parâmetros $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$, e estimativas MA(q) para os parâmetros $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$, e a variância do ruído, σ_ε^2 . Para estimar a máxima verossimilhança (MV) será necessário supor que o processo ε_t seja normal. Assim, a máxima verossimilhança será aproximadamente os estimadores de mínimos quadrados. O método de máxima verossimilhança consiste em escolher os estimadores que maximizam a probabilidade de se obter a amostra realmente observada. O método de mínimos quadrados tem o objetivo de estimação de um modelo ARIMA (p, d, q) (MORETTIN; TOLOI, 2006).

Com o modelo estimado, é necessário verificar se ele representa adequadamente os dados, realizando-se o diagnóstico. Se ele for adequado, pode-se utilizá-lo para fazer a previsão, caso contrário, deve-se refazer as etapas de identificação e estimação. As formas mais utilizadas para fazer o diagnóstico são análise dos resíduos e avaliação da ordem do modelo (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008).

A análise dos resíduos do modelo estimado, $\hat{\varepsilon}_t$, devem ser considerados ruído branco (RB), se o modelo estiver adequadamente especificado. Se os resíduos não atenderem a condições de ruído branco, o modelo pode ser considerado fraco ou ineficiente para explicar e prever as séries (SOUZA et al., 2015).

Para a verificação de RB é essencial que sejam estimados testes individuais e testes conjuntos para os coeficientes de autocorrelação residual $r_k(\hat{\varepsilon})$, tal como na etapa de identificação. Esses coeficientes são dados pela equação (15).

$$r_k(\hat{\varepsilon}) = \frac{\sum_{t=k+1}^n \hat{\varepsilon}_t \hat{\varepsilon}_{t-k}}{\sum_{t=1}^n \hat{\varepsilon}_t^2} \quad (15)$$

Em adição a essa análise pode ser utilizado teste de Ljung-Box (1978). Esse teste compara o valor da estatística de teste com valores tabelados da distribuição de Qui-quadrado com graus de liberdade e com a rejeição da hipótese nula para valores de Q maiores que o valor crítico assintótico (TSAY, 2002). As hipóteses do teste de Ljung-Box são:

H_0 : os resíduos são independente e identicamente distribuídos;

H_1 : os resíduos não são independente e identicamente distribuídos.

No correlograma de estatística Q para os resíduos é realizado tal diagnóstico, onde se o p-valor dos resíduos estiverem todos maiores do que 5%, o modelo é caracterizado como ruído branco. O cálculo da estatística Q é apresentado na equação (16).

$$Q = n + (n + 2) \sum_{k=1}^h \frac{r_k^2}{(n - k)} \quad (16)$$

Onde: “n” é o número de observações e “h” é a máxima defasagem dos coeficientes de correlação dos resíduos.

A avaliação da ordem do modelo tem objetivo de verificar se o modelo é parcimonioso, ou seja, se ele não tem parâmetros em excesso. Isso é verificado com base no erro padrão dos coeficientes, se o valor do coeficiente estimado for pequeno em comparação ao erro padrão, diz-se que ele não é significativo, em outras palavras, que não existe evidências estatísticas para suportar a inclusão do coeficiente no modelo. Os autores ainda relatam que a análise do desvio-padrão residual também é

um indicador para verificar se a ordem do modelo está adequada, neste caso, quanto menor o erro-padrão, melhores serão as previsões (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008).

Os critérios importantes para a seleção do modelo são o Critério de Informação de Akaike (AIC) e o Critério de Informação Bayesiano de Schwarz (BIC). Estes dois critérios penalizam a soma dos resíduos quadrados para parâmetros adicionais no modelo. Os modelos que possuem os menores valores de AIC ou BIC são os escolhidos. Eles devem ser usados como procedimento complementar, e não alternativo àquele baseado na FAC e na FACP. Os dois critérios são equivalentes e medem a verossimilhança do modelo (MONTGOMERY; JENNINGS; KULAHCI, 2015). As equações (17) e (18) apresentam esses critérios.

$$AIC = \ln \hat{\sigma}_\varepsilon^2 + \frac{2(p+q)}{n} \quad (17)$$

$$BIC = \ln \hat{\sigma}_\varepsilon^2 + \frac{(p+q) \ln(n)}{n} \quad (18)$$

A última etapa da metodologia Box-Jenkins é a realização de previsões da série Z_t em instantes de tempo posteriores a n . De acordo com Bueno (2012), existem duas maneiras de realizar essa previsão, utilizando a previsão pontual ou a previsão por intervalo. Para a previsão pontual deve-se definir o previsor ótimo da série. O previsor ótimo de Z é obtido respondendo à seguinte questão: tendo por base as informações disponíveis até o instante n , cristalizadas em $\{Z_1, Z_2, \dots, Z_n\}$, qual o melhor previsor para Z no instante $n+l$ (Z_{n+l})?

O previsor ótimo, “ l períodos à frente”, representado por $\hat{Z}_n(l)$, é aquele que minimiza o erro quadrático médio de previsão, equação (19).

$$E[Z_{n+l} - \hat{Z}_n(l)]^2 = E[e_n^2(l)] \quad (19)$$

Onde $e_n(l)$ é o erro de previsão l instante à frente de n . $\hat{Z}_n(1)$ é dada pela esperança condicional Z_{n+1} , equação (20).

$$\hat{Z}_n(l) = E[Z_{n+l} / Z_n, Z_{n-1}, \dots, Z_1] \quad (20)$$

Para realizar a previsão por intervalo é necessário conhecer a distribuição do erro de previsão $e_n(l)$. Podendo ser definida pela equação (21).

$$\hat{w}(l) \pm z \cdot \sigma_\varepsilon \sqrt{1 + \Psi_1^2 + \dots + \Psi_{l-1}^2} \quad (21)$$

Como a variância de $e_n(l)$ cresce à medida que l aumenta, o intervalo de previsão vai sendo aumentado. Isso explica o fato das previsões de curto prazo serem mais precisas do que as de longo prazo. Uma medida para melhorar as previsões a longo prazo, é ir atualizando sempre que possível as previsões já realizadas. À medida que os valores Z_{n+1}, Z_{n+2} vão se tornando conhecidos, pode-se atualizar as previsões de duas maneiras: 1) substituindo-se $\hat{Z}_n(1), \hat{Z}_n(2) \dots$, que aparecem nas equações de previsão por seus valores efetivos; e 2) reestimando o modelo.

Os modelos apresentados até esse momento, AR, MA, ARMA e ARIMA, são conhecidos como modelos lineares, mas existem também os modelos não lineares que serão discutidos no próximo tópico.

2.3 MODELOS NÃO LINEARES

Conforme abordado por Morettin e Toloi (2006) e Kazem et al. (2013), para a análise de séries financeiras, cuja variância condicional aumenta ao longo do tempo, a metodologia ARIMA se mostra inadequada. Segundo os autores, tal fato é devido a forma linear deste modelo, necessitando a aplicação de modelos não lineares para o tratamento dessas séries. Segundo Gujarati e Porter (2011), as séries temporais financeiras geralmente apresentam o fenômeno da aglomeração por volatilidade, ou seja, aglomerados de oscilações relevantes seguidas de pouca variação subsequente. Por esse motivo, o conhecimento desta característica é fundamental, pois ela se faz presente em várias áreas de estudo.

Durante a análise de séries temporais é desejável a ocorrência de variância residual constante, indicando a presença de homocedasticidade. Resultados adversos a esse pressuposto, ou seja, presença de variância inconstante nos

resíduos, figura como um caso de heterocedasticidade. Na ocorrência deste fenômeno o método de mínimos quadrados ordinários se torna ineficiente, induzindo à necessidade de aplicação de modelos heterocedásticos para modelar tal característica (SOUZA, 2016).

Nesse contexto, segundo Voituriez (2001), dada a constatação de que a volatilidade dos retornos de ativos não se apresenta de forma constante, ou seja, sua mensuração por meio de desvio-padrão ou variância não é ajustável, diversos estudos nesse campo propiciaram o surgimento de métodos baseados na hipótese de que sua volatilidade varia conforme o tempo. Autores como Engle (1982) e Bollerslev (1986) propuseram, respectivamente, os modelos denominados: *Autoregressive Conditional Heterocedasticity* (ARCH) e *Generalized Autoregressive Conditional Heterocedasticity* (GARCH), abordados mais adiantes nessa pesquisa.

2.3.1 Modelos ARCH

Uma das formas de melhor entender a volatilidade, segundo Morettin e Tolo (2006), é por meio da metodologia ARCH. Os autores afirmam que essa metodologia tem por objetivo propor uma classe de modelos onde a variância não dependeria do passado, sendo propriamente utilizada para a análise econômica em questão. O desenvolvimento desse método rendeu a Robert Engle no ano de 2003 o prêmio Nobel de Economia.

Engle (1982) apresenta a equação (22) para representar um modelo de Heterocedasticidade Condicional Autorregressiva (ARCH).

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \quad (22)$$

Segundo Morettin e Tolo (2006), o primeiro passo para a construção de um modelo ARCH é o ajustamento de modelos ARMA, ou seja, o ciclo interativo de Box-Jenkins, para posteriormente utilizar seus resíduos para a estimação. A comprovação de heterocedasticidade é realizada pelo teste de multiplicadores de Lagrange (ML) e pelo Correlograma dos Resíduos Quadrados. No teste de Multiplicadores de Lagrange, caso o p-valor seja menor do que o nível de significância de 5%, deve-se rejeitar a hipótese H_0 , indicando a presença de heterocedasticidade. No correlograma

dos resíduos quadrados, se o modelo possuir mais do que 5% dos períodos fora do intervalo de confiança, ele apresenta alguma volatilidade na série temporal financeira.

O método utilizado para a estimação dos parâmetros é o da máxima verossimilhança, equação (14). Na fase de verificação dos modelos ARCH, é realizado a adequação do modelo por meio da estatística Q de Ljung-Box, para averiguar se o modelo possui características de ruído branco (SOUZA, 2016).

2.3.2 Modelos GARCH

Segundo Gujarati e Porter (2011), desde a introdução dos modelos ARCH em 1982, vários modelos foram dele derivados estando entre eles o modelo GARCH. Denominado Generalized Autoregressive Conditional Heterocedasticity, ou heterocedasticidade condicional autorregressiva generalizada, o modelo GARCH foi desenvolvido por Bollerslev (1986) com a finalidade de descrever a volatilidade, apresentando formulação mais parcimoniosa do que a presente no modelo ARCH, ou seja, com menor quantidade de parâmetros do que seu precursor (BOLLERSLEV, 1986; MATTOS; CASSUCE; MÜLLER, 2006).

De acordo com Engle (2001), esse método refere-se a uma média ponderada de resíduos passados elevados ao quadrado, porém apresentando pesos decrescentes onde nunca zeram completamente. Segundo o mesmo autor, o modelo GARCH se mostrou extremamente acurado na previsão de variâncias condicionais, apresentando fácil estimação. Para Bollerslev (1986), o modelo GARCH (p,1) é definido segundo a equação (23).

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j} \quad (23)$$

Onde “p” representa o parâmetro autorregressivo, “q” o parâmetro de médias móveis, devendo apresentar seguinte restrição: $p \geq 0$ e $q > 0$. Bollerslev (1986) ressalta que para $p = 0$ o processo é reduzido para um modelo ARCH (q), assim como para $p = q = 0$, o erro de “t”, ou seja, ε_t é denominado ruído branco (apresenta média próxima de zero, ausência de autocorrelação e variância constante). Segundo o mesmo autor, no processo ARCH (q) a variância é especificada como uma função linear das

amostras passadas, onde o modelo GARCH (p,q) possibilita a introdução das variâncias condicionais.

De acordo com Mattos, Cassuce e Müller (2006) o modelo GARCH descreve a variância condicional de uma série financeira de retorno como dependente de uma constante “ α_0 ” de volatilidade, assim como das previsões passadas. Conforme abordado por Morettin e Tolo (2006), este modelo para garantir a variância positiva e fracamente estacionária do processo, apresenta como restrições: $\alpha_0 > 0$, $\alpha_1 \geq 0$, $\beta_1 \geq 0$, $\sum_{j=1}^q (\alpha_j + \beta_j) < 1$. Além disso, a persistência de choques na volatilidade da série temporal financeira de retornos é dada pela equação (24).

$$\alpha_1 + \beta_1 \tag{24}$$

Vale ressaltar que quanto mais próximo essa soma estiver próxima de 1, maior será o tempo de dissipação das influências sobre o preço da ação. Contrariamente, quanto mais próximo este valor estiver de zero, menor será este período dessa dissipação.

A análise do mercado de ações utilizando a metodologia ARIMA e ARCH já foi estudada por vários autores, recentemente pode ser destacado o estudo de Hsing e Hsieh (2012), que conclui que o índice de mercado da bolsa da Polônia é associado à produção industrial ou ao PIB real, ao índice de mercado alemão, à taxa de juros, inflação e valorização da moeda. Outro estudo que pode ser destacado é o Branch e Evans (2013), eles utilizam a metodologia ARCH para abordar um estudo sobre risco e bolhas no mercado de ações. Segundo os autores quando investidores utilizam a metodologia de séries temporais ARCH o risco é detectado mais facilmente, algumas vezes as estimativas aumentarão muito, levando a uma percepção de extremo risco, cabe ao investidor realizar mais estudos e verificar se realmente existe razão para uma real formação de bolha.

O estudo realizado por Malhotra, Thenmozhi e Kumar (2013), também faz uso de modelos com heterocedasticidade. Os autores examinaram a volatilidade dos preços das ações de curto e longo prazo em torno de anúncios de emissão de bônus e direitos em empresas do setor de serviços na Índia no período do ano 2000 a 2008. O modelo mais adequado ao estudo foi o GARCH (1, 1) e os resultados mostraram que a volatilidade e a variação do preço das ações aumentaram após os anúncios de

bônus e direitos, concluindo que as informações e notícias apresentam uma relação grande com o preço da ação.

Um estudo para analisar a volatilidade do mercado de ações entre os três principais mercados da Europa Central (República Tcheca, Polônia e Hungria) e a relação desses mercados com a zona euro foi realizado por Gjika e Horváth (2013). Os autores utilizam variações do modelo GARCH com dados diários de 2001 a 2011 para realizar o estudo. Os resultados demonstram que: Os mercados de ações da Europa Central estão fortemente correlacionados com a Europa Ocidental. A crise financeira aumentou as correlações. A volatilidade condicional e as correlações estão positivamente relacionadas. A volatilidade e correlação condicional são frequentemente assimétricas.

Os autores Kumari e Mahakud (2014), examinam a ligação entre a volatilidade do mercado de ações e a volatilidade macroeconômica no mercado de ações indiano. O autor utiliza modelos GARCH e algumas variações (EGARCH e TGARCH) juntamente com o modelo VAR (Vector Autoregressive Model) no período de julho de 1996 a março de 2013. Os resultados apresentam que volatilidade de alguns fatores macroeconômicos explicam a volatilidade do mercado de ações.

Um modelo da família ARCH também foi utilizado por Akhtaruzzaman, Shamsuddin e Easton (2014) para examinar os efeitos da taxa de juros e o retorno das empresas australianas e norte-americanas. O período de amostra é de julho de 1993 a março de 2011. Os resultados mostram que as empresas australianas exibem sensibilidade negativa às mudanças nas taxas de juros nacionais e estrangeiras, enquanto as empresas norte-americanas, inclusive os bancos, são imunes às mudanças nas taxas de juros nacionais e estrangeiras.

Tripathi e Seth (2014) empregam os modelos ARCH e o teste de cointegração de Johansen para analisar o desempenho do mercado de ações e as variáveis macroeconômicas da Índia, usando dados mensais de julho de 1997 a junho de 2011. O estudo aponta que existe uma relação significativa entre o mercado de ações e as variáveis econômicas, principalmente a inflação, taxa de juros e taxa de câmbio.

Um estudo entre os índices de ações da Indonésia (JKSE), com países desenvolvidos, Londres (FTSE), USA (NASDAQ), e Singapura (STI), utilizando dados das bolsas no período de 02 de janeiro de 2014 a 24 de junho de 2015 foi realizado por Effendi (2015). O autor aplica os modelos ARCH e GARCH para realizar esse estudo. Para cada índice ele estima um modelo diferente, para o índice JKSE o melhor

modelo é um GARCH (1,2), enquanto o FTSE obtém GARCH (2,2), para o NASDAQ um GARCH (1,1) e STI um GARCH (2,1). O estudo mostra uma relação maior entre os índices de países desenvolvidos, do que com o índice da Indonésia, atualmente esses índices apresentam uma tendência descendente enquanto o JKSE apresenta uma tendência ascendente.

Strohsal e Weber (2015), apresentam que a interação do mercado de ações internacional depende significativamente da volatilidade da bolsa de valores dos países sob investigação, as variações sofridas em um índice dos Estados Unidos da América (S&P 500) implicam em variações nos índices dos demais países.

Recentemente Long et al. (2017), utilizam uma variação dos modelos ARCH e GARCH para estimar os efeitos de volatilidade entre 18 setores industriais chineses pelo período de 6 de junho de 2005 a 10 de maio de 2016. No estudo os autores apresentam uma relação em rede para descrever os mecanismos de transmissão de volatilidade entre os setores. Os resultados mostram que os efeitos da volatilidade entre a rede de setores mudam em diferentes períodos e também a estrutura das redes pode variar em diferentes condições de mercado.

Na literatura nacional cabe destacar os estudos de Silva, Sáfyadi e Júnior (2005) que utilizaram os modelos ARCH para analisar a volatilidade dos retornos do café e da soja, no período de janeiro de 1967 a abril de 2002, o resultado apresentado evidenciou uma alta persistência na volatilidade dessas commodities. Outro estudo nessa área de pesquisa é o de Feliciani, Souza e Souza (2015) que previram a média e a variabilidade dos preços da soja no Brasil no período de 2000 a 2011 utilizando as técnicas da modelagem da família ARCH.

A revisão de literatura proporcionou uma compreensão do mercado de ações, sobre como esse método pode contribuir para o financiamento de empresas e uma melhor compreensão do setor agrícola para o Brasil. Além disso, apresentou os modelos econométricos utilizados para estudos no mercado financeiro e estudos recentes sobre esse tema. Tudo o que foi apresentado até esse momento serviu como base técnica para o desenvolvimento do método de pesquisa, que está descrito na próxima etapa.

3 MATERIAIS E MÉTODOS

Nesta etapa é abordado o tipo de pesquisa utilizada no estudo, como foi realizada a coleta de dados e como ela foi desenvolvida para atingir os objetivos propostos.

3.1 CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA

Em um primeiro momento foi realizada uma pesquisa bibliográfica, para uma maior interação com o que já foi publicado sobre o assunto. A pesquisa bibliográfica é aquela desenvolvida com fontes secundárias, com base em material bibliográfico já tornado público em relação ao tema de estudo, como livros, artigos, publicações avulsas, boletins, jornais, monografias, teses, e até meios de comunicações como rádios, filmes e televisão. Esse tipo de pesquisa permite ao investigador a cobertura de uma gama de pesquisas já realizadas sobre o assunto, facilitando a interação do pesquisador com o assunto proposto (MARCONI; LAKATOS, 2002).

A pesquisa pode ser caracterizada como quantitativa, pois ela apresenta dados que foram quantificados por meio de uma abordagem estatística. O método quantitativo é fundamentado na teoria estatística da probabilidade, pois possibilita determinar em termos numéricos a quantidades de acertos de determinada pesquisa, além da margem de erro. Esse tipo de pesquisa permite comprovar numericamente a pesquisa, mediante a experimentação e a observação, fundamentando a conclusão da pesquisa (GIL, 2008).

A dissertação foi desenvolvida em dois artigos, ambos possuem relação com os objetivos e tema, e estão descritos a seguir:

Artigo 1: A empresa que apresentou o maior volume de negociações, conseqüentemente maior liquidez entre as empresas agrícolas do estudo, a SLC Agrícola, foi escolhida para verificar a persistência e os picos de volatilidade no preço das ações da por meio da utilização de modelagem linear e não linear, no período amostral de primeiro de janeiro de 2011 até 31 de dezembro 2017, fase de alta turbulência política e econômica no Brasil.

Artigo 2: Foi estimado a persistência da volatilidade nos preços de três empresas agrícolas e do índice Ibovespa através da modelagem linear e não linear. O período de análise é de primeiro de janeiro de 2014 até 31 de dezembro 2017.

3.2 COLETA DE DADOS

Neste estudo foram utilizados os preços de fechamento da ação diariamente, ou seja, o último valor no dia de negociação na bolsa, para cada uma das três empresas selecionadas, SLC Agrícola, Terra Santa Agro e BrasilAgro.

A primeira empresa selecionada para o estudo foi a SLC Agrícola foi fundada em 1977 pelo Grupo SLC (Schneider & Logemann Cia LTDA), a principal atividade da empresa é produção de *commodities* agrícolas, como soja, milho e algodão. Foi uma das primeiras empresas do mundo desse setor a abrir o capital para investidores na bolsa de valores. A empresa possui 14 unidades de produção (fazendas) localizadas em 6 estados brasileiros: Goiás, Mato Grosso, Maranhão, Mato Grosso do Sul, Bahia e Piauí, totalizando 395.141 hectares no ano-safra 2016/17. Essa diversificação da localização é estratégica, assim possibilita minimizar os riscos climáticos regionais e a incidência de doenças e pragas (SLC AGRICOLA, 2018).

A segunda empresa selecionada para o estudo foi a Terra Santa Agro, inicialmente como nome de Brasil Ecodiesel, foi fundada em 2003 para a produção de biodiesel, no ano de 2006 a empresa iniciou suas operações na bolsa de valores. Em 2010 ocorreu uma fusão com a Maeda S.A. Agroindustrial, empresa do agronegócio com foco na produção de soja, algodão e milho. No ano de 2011 outra fusão ocorreu na empresa, dessa vez com a Vanguarda Participações S.A. Atualmente, a empresa possui foco na produção de *commodities* agrícolas como soja, milho e algodão. Possui sete unidades de produção todas localizadas no estado do Mato Grosso, segundo a empresa pelo fato desse estado apresentar condições favoráveis ao agronegócio, totalizando uma área de aproximadamente 158.200 hectares sob sua gestão (TERRA SANTA, 2018).

A outra empresa considerada para o estudo foi a BrasilAgro, que iniciou suas operações no ano de 2006, tornando-se hoje uma das maiores empresas nacionais em quantidade de terras agricultáveis. O foco da empresa é a aquisição, desenvolvimento, exploração e venda de propriedades rurais com boa aptidão agrícola. A empresa implementa em suas propriedades culturas que oferecem maior

retorno de plantio, além de arrendar parte de suas propriedades a terceiros. Quando o valor das terras atinge um alto valor, definido pela experiência dos gestores, a empresa vende para contabilizar um lucro sobre a propriedade. Esse é um dos principais vetores para ganho de capital da empresa. A BrasilAgro foi a primeira empresa do setor agrícola a abrir o capital na B³ (BRASILAGRO, 2018).

O Quadro 1 apresenta algumas características de cada empresa, para uma melhor comparação entre as empresas selecionadas para estudo.

Quadro 1 – Características das empresas

	SLC AGRICOLA	TERRA SANTA AGRO	BRASILAGRO
Código de Negociação na B³	SLCE3	TESA3	AGRO3
Ativo Total Patrimonial (R\$)	5.479.383.000	2.285.873.000	1.302.468.000
Capital Social (R\$)	95.297.500	17.914.118	56.888.916
Total de Ações	46.643.583	6.620.482	30.490.748
Preço Médio das Ações de jan. 2014 a dez. 2018 (R\$)	21,65	25,99	10,91
Varição de jan. 2014 a dez. 2018 (%)	146,25	-87,38	65,93
Receita de Venda jan. 2018 a set. 2018 (R\$)	1.952.955.000	830.729.000	248.173.000
Número de Colaboradores (aprox.)	2.200	1.700	320

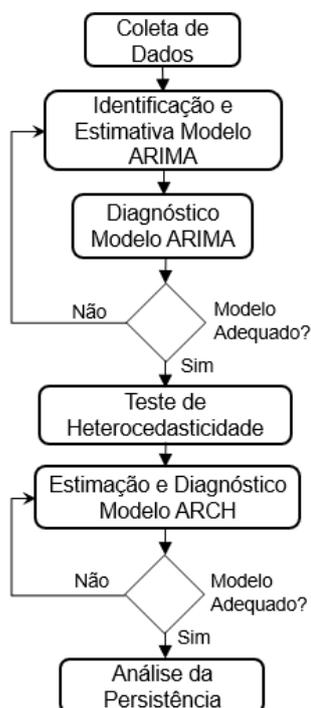
Fonte: B³ (2018); SLC (2018); TERRA SANTA (2018); BRASILAGRO (2018).

Os dados, mais precisamente as cotações da ação de cada empresa, foram retirados do site *br.investing.com*. Esse site é um portal financeiro global, fundado em 2007, que fornece notícias, análises, gráficos, dados técnicos e ferramentas financeiras. Possui um portfólio de informações detalhadas sobre ações, opções, câmbio, índices, futuros, produtos, taxas e títulos (INVESTING, 2017).

3.3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Nesta etapa são descritos os passos para a elaboração do estudo. A Figura 2 apresenta um fluxograma com os passos metodológicos utilizados em seu desenvolvimento.

Figura 2 - Fluxograma com os passos metodológicos



Fonte: Autor.

O pressuposto é que as séries em estudo são não autocorrelacionada, como elas apresentam autocorrelação usa-se o método ARIMA para remover essa condição. Os passos do fluxograma estão descritos a seguir:

Passo 1: Coleta de dados - nesta etapa foram coletados os dados necessários a pesquisa, ou seja, os preços de fechamento das ações diariamente, no período de primeiro de janeiro de 2011 até 31 de dezembro 2017 para o artigo 1, e de primeiro de janeiro de 2014 até 31 de dezembro 2017 para o artigo 2.

Passo 2: Identificação e Estimativa modelo ARIMA - inicialmente foi realizada a análise gráfica para verificar a presença ou não de estacionariedade. O teste de raiz unitária, neste caso o Dickey-Fuller aumentado (ADF), também foi utilizado para confirmar a hipótese de estacionariedade, testou-se a aceitação ou rejeição de H_0 por meio da probabilidade, ou seja, se o P-valor for menor do que 5%, rejeita-se H_0 , indicando a ausência de raiz unitária, sendo assim a série é estacionária. Caso a série não for estacionária deve-se realizar diferenças para adequá-la. Nesta etapa também foi realizada a análise das funções de autocorrelações (FAC) e de autocorrelações parciais (FACP). A utilização dessas funções auxilia na identificação do modelo a ser

utilizado, de acordo com as defasagens que são apresentadas nos gráficos FAC e FACP. Os modelos são estimados utilizando o método de máxima verossimilhança.

Passo 3: Diagnóstico modelo ARIMA - foi verificado se o modelo proposto e estimado é adequado. O modelo proposto deve ser ruído branco, é utilizado o teste de Ljung-Box para essa comprovação. No correlograma Q- statistics dos resíduos, foi realizado esse diagnóstico, se o p-valor dos resíduos estiverem todos maiores do que 5%, o modelo é ruído branco. Os modelos que apresentarem essa característica foram descritos em uma tabela juntamente com os valores de AIC e BIC de cada um, o modelo que possuir o menor valor de AIC e BIC foi o escolhido.

Passo 4: Teste de Heterocedasticidade - foi examinado a presença de heterocedasticidade nos resíduos do modelo ARIMA escolhido. Para essa comprovação foi utilizado o Correlograma dos Resíduos Quadrados e o teste de multiplicadores de Lagrange. No Correlograma dos Resíduos Quadrados, se o modelo possuir mais do que 5% dos períodos fora do intervalo de confiança, ele apresenta volatilidade. Para o teste de multiplicadores de Lagrange, se o p-valor for menor do que 5%, rejeita-se a hipótese H_0 , indicando a presença de heterocedasticidade.

Passo 5: Estimação e Diagnóstico modelo ARCH - confirmado a presença de heterocedasticidade no modelo ARIMA foi estimado um modelo da família ARCH. Foram estimados vários modelos utilizando o método de máxima verossimilhança, e cada um é descrito em uma tabela juntamente com o valor de AIC e BIC correspondentes, onde esses valores foram utilizados como critério de desempate entre esses eles. O modelo proposto deve ser ruído branco, essa característica é diagnosticada utilizando o teste de Ljung-Box.

Passo 6: Análise da persistência - para realizar o cálculo da persistência de choques na volatilidade entre as empresas foi utilizada a equação (24). Quanto mais próximo de 1 o valor da persistência, maior será o período com volatilidade influenciado por choques, conseqüentemente é a empresa que demorará um maior período para voltar a seu preço médio.

Todas essas etapas são necessárias para atingir o objetivo de verificar qual das empresas apresenta a maior persistência no preço das ações. Com essa informação é possível compreender que não são apenas fatores externos que afetam nos preços, além disso, as ações que apresentam maior persistência permanecem um maior período sobre efeitos de impactos.

4 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Nesta etapa são apresentados os resultados desse estudo em forma de dois artigos. O artigo 1 é intitulado: “O efeito político na volatilidade do preço da ação de uma empresa agrícola presente na B³”. Esse artigo apresenta a verificação da persistência e os picos de volatilidade no preço das ações da SLC Agrícola por meio da utilização de modelagem linear e não linear. O período de estudo é de primeiro de janeiro de 2011 até 31 de dezembro 2017. Os principais resultados apresentam que persistência calculada é elevada, corroborando com um efeito longo para a dissipação dos fatores que afetam o preço da ação. Além disso, foram encontrados seis picos de volatilidade, devido ao período de estudo ser marcado por turbulência política e econômica.

O artigo 2 possui como título: “A persistência na volatilidade em três empresas agrícolas da B³”. Nesse artigo foi estimada a persistência da volatilidade nos preços de três empresas agrícolas e do índice Ibovespa através da modelagem linear e não linear. O período de estudo é de primeiro de janeiro de 2014 até 31 de dezembro 2017. Os principais resultados apontam que cada empresa agrícola e o índice Ibovespa apresenta um modelo estatístico específico, e um valor de persistência calculada. Comprovando que empresas semelhantes, sob todas as mesmas influências externas, apresentam diferentes valores para a persistência da volatilidade.

4.1 ARTIGO 1: O EFEITO POLÍTICO NA VOLATILIDADE DO PREÇO DA AÇÃO DE UMA EMPRESA AGRÍCOLA PRESENTE NA B³

RESUMO

As técnicas de investimentos e a busca pelo lucro, podem trazer alguns riscos para os investidores e que estão atrelados ao período político-econômico, os quais podem ser avaliados por meio de modelos econométricos. O presente estudo tem como objetivo verificar a persistência e os picos de volatilidade no preço das ações da SLC Agrícola por meio da utilização de modelagem linear e não linear. Para alcançar esse objetivo, é aplicado uma modelagem estatística, conhecido como metodologia Box e Jenkins ou ARIMA, e modelos autorregressivos com heterocedasticidade condicional (ARCH). O período amostral de análise é de primeiro de janeiro de 2011 até 31 de dezembro 2017, fase de alta turbulência política e econômica no Brasil. A justificativa em estimar o risco por meio de técnicas econométricas robustas reside no fato de que os investidores possam medir os níveis de exposição dos seus investimentos, aliado a isso, esse estudo apresenta explicação dos fatos que contribuíram para as variações do preço da SLC Agrícola. O modelo que melhor se adequa a esses dados é o ARIMA (0,1,1)-GARCH (1,1). A persistência calculada é elevada, indicando um efeito longo para a dissipação dos choques no preço da ação para essa empresa. Neste período existem seis picos de volatilidade, diversos fatos na economia e política explicam esses eventos, devido ao período de estudo ser marcado por turbulência política e econômica. A alta volatilidade não necessariamente apresenta perda, podendo até apresentar substancial valorização da ação.

Palavras-chave: Ações. SLC Agrícola. Modelos ARIMA. Modelos ARCH

1 INTRODUÇÃO

Em meio a tanta incerteza no mercado financeiro, é possível afirmar que os riscos possuem uma relação estreita com os retornos obtidos em cada investimento (LAZZAROTTO et al., 2015). Grandes investidores como George Soros e Warren Buffett, com muito estudo e experiência, buscaram continuamente a redução dos mesmos em seus investimentos, de modo a garantir grande retorno a baixo risco. Para tais renomados investidores conhece-los e reduzi-los é fundamental para acumular riquezas (TIER, 2005).

Uma maneira de estimar o risco é conhecer o comportamento da volatilidade das ações. De acordo com Jubert et al. (2008), estudar a volatilidade é estatisticamente importante para quem atua no mercado financeiro, principalmente o mercado acionário. Em função da mesma, é possível expressar as alterações históricas no preço das ações, que são influenciadas pelos fatores relacionados ao

desempenho da empresa e da conjuntura econômica. Dentre os principais fatores que alteram o desempenho das empresas no mercado financeiro são as boas e más notícias, referentes a seus aspectos comportamentais, administrativos ou econômicos.

O mercado de ações e qualquer investimento está associado às incertezas, e a mesma eleva o risco de se investir em uma atividade de difícil predição (LIMA, 2016).

A análise risco-retorno compreende um dos critérios relevantes de decisão dos investidores. Os investidores são avessos ao risco e escolhem as ações ou outros investimentos que apresentam menor dispersão em torno da média (SHARPE, ALEXANDER; BAILEY, 1995). Além de Sharpe, Alexander e Bailey (1995), outros autores mostram a importância de se conhecer o risco nos investimentos financeiros, tais como, Arrow e Lind, (2013), Kaufmann, Weber e Haisley (2013) e Li, Ng e Chan (2015).

De acordo com as argumentações anteriores, a pergunta problema que norteia o estudo se baseia no seguinte questionamento: Existe uma relação entre a alta volatilidade no preço da ação e um maior risco de perda? Além disso, saber se os modelos econométricos possuem capacidade para captar a volatilidade e persistência nos preços da ação da SLC Agrícola sob influências econômicas e políticas. Uma hipótese a ser discutida é se a volatilidade mais alta pode apresentar maior risco de perda para o investidor, pois empresas com alta volatilidade estão diretamente atreladas as influências do mercado financeiro, com notícias ou especulações.

O objetivo desse estudo é estimar a persistência nas variações dos preços das ações da SLC Agrícola por meio da modelagem linear e não linear, averiguando se houve alterações significativas ao longo do tempo para a variável pesquisada, identificando os picos de volatilidade e os fatos que contribuíram para variação na referida data.

O presente estudo justifica-se por proporcionar uma explicação dos fatos que contribuíram para as variações do preço da SLC Agrícola no período em análise, comprovando ou não que fatores econômicos e políticos afetam diretamente os preços dessa ação. Além de comprovar se uma alta volatilidade apresenta ou não maior risco de perda para o investidor. A empresa objeto de investigação foi escolhida por apresentar o maior volume de negociações, conseqüentemente maior liquidez entre as empresas agrícolas negociadas na B³ (Brasil, Bolsa, Balcão). Aliado a isso,

esse estudo utiliza técnicas econométricas robustas, que proporciona aos investidores uma maneira de medir os níveis de exposição de risco dos seus investimentos.

A SLC Agrícola foi fundada em 1977 pelo Grupo SLC (Schneider & Logemann Cia LTDA), a principal atividade da empresa é produção de *commodities* agrícolas, como soja, milho e algodão. Foi uma das primeiras empresas do mundo desse setor a abrir o capital para investidores na Bolsa de valores. A empresa possui 14 fazendas que são as unidades de produção localizadas em 6 estados brasileiros: Goiás, Mato Grosso, Maranhão, Mato Grosso do Sul, Bahia e Piauí, totalizando 395.141 hectares no ano-safra 2016/17. Essa diversificação de sua localização é estratégica, em função de possibilitar a minimização dos riscos climáticos regionais e a incidência de doenças e pragas (SLC AGRICOLA, 2018).

Oliveira et al. (2016) apresenta que essa empresa possui uma diferenciação na estrutura organizacional em relação as outras empresas agrícolas, essa empresa atua em nicho de mercado com estratégias voltadas para manutenção e crescimento de sua própria produtividade.

Aliada a importância de se avaliar o risco no investimento em ações, a escolha da empresa é o fato da mesma pertencer a um setor com grande importância para o Brasil, a agricultura. De acordo com o Cepea (2018) o agronegócio no Brasil corresponde a mais de 20% do PIB nacional, principalmente pelas exportações e capacidade de geração de renda. Além disso, a grande contribuição desse setor no PIB brasileiro, se deve ao fato de uma maior profissionalização na gestão do agronegócio (HARZER et al., 2014). Pode-se destacar os trabalhos realizados por Caldarelli e Bacchi (2012), Costa, Guilhoto e Imori (2013), Conceição e Conceição (2014) e Wesz Júnior (2014) sobre o desenvolvimento deste setor para a atividade econômica do Brasil.

A técnica adotada para avaliar a volatilidade utilizando modelos ARCH já foi utilizada por Branch e Evans (2013) que utilizam essa a metodologia para abordar um estudo sobre risco e bolhas especulativas no mercado de ações. Tripathi e Seth (2014) adotam essa técnica no mercado de ações e variáveis macroeconômicas da Índia.

Outros autores como Akhtaruzzaman, Shamsuddin e Easton (2014) examinam os efeitos da taxa de juros e o retorno das empresas australianas e norte-americanas utilizando os modelos da família ARCH. Pode-se destacar também o estudo de Effendi (2015) que fez uma comparação dos índices de ações da Indonésia (JKSE), com países desenvolvidos, Londres (FTSE), USA (NASDAQ), e Singapura (STI). Além do

trabalho realizado por Feliciani, Souza e Souza (2015) previram a média e a variabilidade dos preços da soja no Brasil no período de 2000 a 2011 utilizando essas técnicas.

O período amostral escolhido para análise refere-se a 01 de janeiro de 2011, início do governo Dilma Rousseff, até 31 de dezembro 2017, parte do governo de Michel Temer, totalizando 1.734 observações diárias. A escolha do período amostral justifica-se por ter sido um período turbulento que gerou grande repercussão nas Bolsas de valores. A instabilidade política do Brasil, principalmente após 2012, afetou negativamente a bolsa de ações brasileiras, além disso, implicou na volatilidade em bolsas de outros países latino-americanos, no caso o Chile, a Colômbia e o México (GAMBA et al., 2017).

Esta pesquisa encontra-se estruturada em cinco seções que podem ser resumidos da seguinte forma: a primeira refere-se a parte introdutória; a segunda diz respeito ao referencial teórico empírico, a terceira apresenta os procedimentos metodológicos, a quarta discorre sobre a apresentação e análise dos resultados e pôr fim a quinta expressa as considerações finais.

2 REFERENCIAL TEÓRICO EMPÍRICO

O Referencial Teórico Empírico é a etapa que apresenta o suporte teórico para a pesquisa. Essa parte será dividida em dois itens, abordando os Modelos Lineares Box-Jenkins e Modelos Não Lineares da família ARCH.

2.1 MODELOS LINEARES BOX-JENKINS

Box e Jenkins (1970) publicaram um estudo que proporcionou uma evolução nas técnicas de previsão. Essa técnica também é conhecida como metodologia ARIMA (*Auto Regressive Integrated Moving Average*), e tem ênfase na análise probabilística, ou seja, estocástica. Contrariamente aos modelos de regressão convencional, onde Z_t é explicado pelos regressores $Z_1, Z_2, Z_3, \dots, Z_k$, os modelos Box-Jenkins permitem que Z_t seja determinado por valores passados do próprio Z e dos erros estocástico (GUJARATI; PORTER, 2011).

De acordo com Souza (2016), o nome autorregressivo refere-se a Z_t , no instante t sendo função do Z nos períodos anteriores ao tempo “ t ”, adicionado de um

erro no instante “t”, com AR (p), indicando a ordem do modelo “p” com número de defasagens. O modelo é representado pela equação (1).

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \varepsilon_t \quad (1)$$

Onde: “ μ ” representa uma constante; “ ε_t ” é um erro aleatório não correlacionado com média zero e variância constante (ruído branco); “ ϕ_i ” são parâmetros da estrutura, $i = 1, \dots, n$, e p (ordem da estrutura). O valor de Z no período “t” depende do seu valor no período anterior e de um termo aleatório; os valores de Z são expressos como desvios com base em um valor médio (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008).

Segundo Morettin e Toloí, (2006), as autocovariâncias não dependem do t, e sim da ordem “p”, quanto maior a distância entre as observações (valor de p), menor é o valor da autocovariância.

O modelo também pode ser explicado por uma estrutura de médias móveis MA(q). Gujarati e Porter (2011), definem que um processo de média móvel é apenas uma combinação linear de termos de erro de ruído branco, ele é demonstrado na equação (2).

$$Z_t = \mu + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2)$$

Neste caso, o “q” indica a ordem do modelo e “ θ ” refere-se ao parâmetro para esse modelo. Z_t corresponde aos valores do processo subtraídos de sua média. O modelo ainda pode apresentar um termo autorregressivo e um termo de média móvel, ou seja, características tanto de AR(p) quanto de MA(q), formando um ARMA (MORETTIN; TOLOI, 2006). Esse modelo é expressado pela equação (3).

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (3)$$

A maioria das séries temporais econômicas possuem a característica natural de serem não estacionárias, ou seja, não oscila em torno de uma média constante. Uma maneira de transformar um processo não estacionário homogêneo em estacionário é utilizando-se da transformação da série temporal com diferença sucessivas, até encontrar a série estacionária (SOUZA, 2016).

A quantidade de diferenças (d) usadas para transformar a série temporal em estacionária é denominado ordem de integração (d). Com a inclusão dessa ordem, pode-se dizer que a série temporal é ARIMA (p, d, q), ou seja, autorregressiva integrada de médias móveis (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008).

O método ARIMA exhibe uma função de autocorrelação com um decaimento exponencial rápido a zero, que é chamado de memória curta. Quando o decaimento exponencial na função de autocorrelação é suavemente lento, o processo é chamado de memória longa. Para captar a presença de memória longa Granger e Joyeux (1980) e Hosking (1981) desenvolveram o modelo ARIMA fracionário conhecido como ARFIMA (MORETTIN, 2011). O modelo ARFIMA é apresentado na equação (4).

$$\phi(B)(1 - B)^d X_t = \theta(B)\varepsilon_t \quad (4)$$

Onde: “ ε_t ” é ruído branco e $\phi(B)$ e $\theta(B)$ são polinômios em B de graus “p” e “q”.

A metodologia Box-Jenkins refere-se ao método sistemático do uso de modelos autorregressivos integrados à média móvel, conhecido também como modelos ARIMA e consiste em quatro etapas: identificação; estimação; diagnóstico (validação do modelo); e previsão.

A primeira etapa consiste na identificação do modelo e a escolha do modelo é realizada utilizando as funções de autocorrelação amostral (FAC) e funções de autocorrelação parcial (FACP) estimadas (MORETTIN, 2011). As funções de autocorrelações, ou coeficiente de autocorrelação de ordem “k” entre Z_t e Z_{t-k} , é definido pela equação (5).

$$\rho_k = \frac{\text{cov}(Z_t, Z_{t-k})}{V(Z)} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} = \frac{\text{covariância com defasagem } k}{\text{variância}} \quad (5)$$

Tanto a covariância como a variância são mensuradas nas mesmas unidades de medida, “ ρ_k ” é um número sem unidades de medidas. Esse valor está situado entre -1 e +1 (GUJARATI; PORTER, 2011). Essa série de pares (k, ρ_k), k = 1,2,... é denominado função de autocorrelação.

Como se trabalha com valores amostrais as funções de autocorrelação amostral e parcial indicam qual o modelo a ser utilizado, além de auxiliar no uso dos

testes de raízes unitárias para confirmar a estacionaridade da série. Se a FAC apresentar um comportamento suave persistente significa que há indícios de não-estacionaridade, sendo necessário realizar diferenças para estacionalizar e obter parâmetros estáveis na etapa de estimação do modelo.

Morettin e Tolo (2006) mostram que a estacionaridade também pode ser testada usando-se o teste de hipóteses de Dickey-Fuller aumentado (ADF). O teste comprova a presença de raiz unitária, devendo verificar se o coeficiente angular da regressão de raiz unitária é zero ou não, possuindo as seguintes hipóteses:

$H_0: \rho = 0$, a série apresenta raiz unitária, é não estacionária.

$H_1: \rho \neq 0$, a série não apresenta raiz unitária, é estacionária.

A decisão do teste é dada por meio do valor de probabilidade do teste, ou seja, se o p-valor for menor do que 5%, deve-se rejeitar H_0 , indicando a ausência de raiz unitária, a série é estacionária. Caso contrário, a série temporal é dita não estacionária e deve-se realizar diferenças para torná-la estacionária.

O próximo passo é estimar os seus parâmetros, por meio da função da máxima verossimilhança, tal como a equação (6).

$$L \left(\phi, \theta, \frac{\sigma_\varepsilon^2}{w} \right) = [2\pi\sigma_\varepsilon^2]^{-\frac{n}{2}} |\Omega|^{-\frac{1}{2}} \exp \left[-\frac{1}{2} w' \Omega^{-1} w / \sigma_\varepsilon^2 \right] \quad (6)$$

Estimar os parâmetros significa obter as estimativas para AR(p) para os parâmetros $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$, e estimativas MA(q) para os parâmetros $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$, e a variância do ruído, σ_ε^2 . O método de máxima verossimilhança consiste em escolher os estimadores que maximizam a probabilidade de se obter a amostra realmente observada (MORETTIN; TOLOI, 2006).

Com o modelo estimado, é necessário verificar se ele representa adequadamente os dados, realizando-se o diagnóstico. Se ele for adequado, pode-se utilizá-lo para fazer a previsão, caso contrário, deve-se refazer as etapas de identificação e estimação. As formas mais utilizadas para fazer o diagnóstico são análise dos resíduos e avaliação da ordem do modelo (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008).

A análise dos resíduos do modelo estimado, $\hat{\varepsilon}_t$, devem ser considerados ruído branco (RB), se o modelo estiver adequadamente especificado. Se os resíduos não

atenderem a condições de ruído branco, o modelo pode ser considerado fraco ou ineficiente para explicar e prever as séries (SOUZA et al., 2015).

Para a verificação de RB é essencial que sejam estimados testes individuais e testes conjuntos para os coeficientes de autocorrelação residual $r_k(\hat{\varepsilon})$, tal como na etapa de identificação. Esses coeficientes são dados pela equação (7).

$$r_k(\hat{\varepsilon}) = \frac{\sum_{t=k+1}^n \hat{\varepsilon}_t \hat{\varepsilon}_{t-k}}{\sum_{t=1}^n \hat{\varepsilon}_t^2} \quad (7)$$

Em adição a essa análise pode ser utilizado o teste hipóteses de Ljung-Box (1978) que compara o valor da estatística de teste com valores críticos da estatística Qui-quadrado com X^2 (K - p - q) graus de liberdade e com a rejeição da hipótese nula para valores de Q maiores que o valor crítico assintótico (TSAY, 2002). As hipóteses do teste de Ljung-Box são:

H₀: os resíduos são independente e identicamente distribuídos;

H₁: os resíduos não são independente e identicamente distribuídos.

No correlograma de estatística Q para os resíduos é realizado tal diagnóstico, onde se o p-valor dos resíduos estiverem todos maiores do que 5%, o modelo é caracterizado como ruído branco. O cálculo da estatística Q é apresentado na equação (8).

$$Q = n + (n + 2) \sum_{k=1}^h \frac{r_k^2}{(n - k)} \quad (8)$$

Onde: “n” é o número de observações e “h” é a máxima defasagem dos coeficientes de correlação dos resíduos.

Os critérios importantes para a seleção do modelo são o Critério de Informação de Akaike (AIC) e o Critério de Informação Bayesiano de Schwarz (BIC). Estes dois critérios penalizam a soma dos resíduos quadrados para parâmetros adicionais no modelo. Os modelos que possuem os menores valores de AIC ou BIC são os escolhidos (MONTGOMERY; JENNINGS; KULAHCI, 2015). As equações (9) e (10), respectivamente, apresentam esses critérios.

$$AIC = \ln \hat{\sigma}_\varepsilon^2 + \frac{2(p+q)}{n} \quad (9)$$

$$BIC = \ln \hat{\sigma}_\varepsilon^2 + \frac{(p+q) \ln(n)}{n} \quad (10)$$

O critério AIC tem limitações, e pode falhar quando as amostras possuem uma grande quantidade de observações, como neste caso. Assim, o critério adotado é o BIC, pois ele é um método mais rígido, dado que tende a escolher o modelo correto com probabilidade 1, quando as amostras tendem ao infinito, sendo indicado para amostras com grande número de elementos (SOBRAL; BARRETO, 2011).

A última etapa da metodologia Box-Jenkins é a realização de previsões da série Z_t em instantes de tempo posteriores a “n”. Dado que o objetivo dessa metodologia é eliminar a autocorrelação e estimar resíduos ruídos brancos para uma análise posterior o estudo de previsões, esse assunto pode ser detalhado em Morettin e Tolo (2006).

Se os resíduos da modelagem ARIMA apresentar características de volatilidade, eles devem ser analisados por uma modelagem não linear (ROCHA et al., 2014), tal como será tratado na subseção a seguir.

2.2 MODELOS NÃO LINEARES

Conforme abordado por Morettin e Tolo (2006) e Kazem et al. (2013), para a análise de séries temporais financeiras, cuja variância condicional aumenta ao longo do tempo, a metodologia ARIMA se mostra inadequada. Segundo os autores, tal fato é devido a forma linear deste modelo, necessitando utilizar modelos não lineares para o tratamento dessas séries. Para resolver esse problema autores como Engle (1982) e Bollerslev (1986) propuseram, respectivamente, os modelos denominados: *Autoregressive Conditional Heterocedasticity* (ARCH) e *Generalized Autoregressive Conditional Heterocedasticity* (GARCH).

Engle (1982) apresenta a equação (11) para representar um modelo de Heterocedasticidade Condicional Autorregressiva (ARCH).

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \quad (11)$$

Segundo Morettin e Tolo (2006), o primeiro passo para a construção de um modelo ARCH é o ajustamento de modelos ARMA, ou seja, o ciclo iterativo de Box-Jenkins, para posteriormente utilizar seus resíduos para a estimação. A comprovação de heterocedasticidade é realizada pelo teste de multiplicadores de Lagrange (ML) e pelo Correlograma dos Resíduos Quadrados. No teste de Multiplicadores de Lagrange, caso o p-valor seja menor do que o nível de significância de 5%, deve-se rejeitar a hipótese H_0 , indicando a presença de heterocedasticidade. No correlograma dos resíduos quadrados, se o modelo possuir mais do que 5% dos períodos fora do intervalo de confiança, ele apresenta alguma volatilidade na série temporal financeira.

O método utilizado para a estimação dos parâmetros é o da máxima verossimilhança, equação (6). Na fase de verificação dos modelos ARCH, é realizado a adequação do modelo por meio da estatística Q de Ljung-Box, para averiguar se o modelo possui características de ruído branco (SOUZA, 2016).

Segundo Gujarati e Porter (2011), desde a introdução dos modelos ARCH em 1982, vários modelos foram dele derivados estando entre eles o modelo GARCH. Denominado *Generalized Autoregressive Conditional Heterocedasticity*, ou heterocedasticidade condicional autorregressiva generalizada, o modelo GARCH foi desenvolvido por Bollerslev (1986) com a finalidade de descrever a volatilidade, apresentando formulação mais parcimoniosa do que a presente no modelo ARCH, ou seja, com menor quantidade de parâmetros do que seu precursor (BOLLERSLEV, 1986; MATTOS; CASSUCE; MÜLLER, 2006).

De acordo com Engle (2001), esse método refere-se a uma média ponderada de resíduos passados elevados ao quadrado, porém apresentando pesos decrescentes onde nunca zeram completamente. Segundo o mesmo autor, o modelo GARCH se mostrou extremamente acurado na previsão de variâncias condicionais, apresentando fácil estimação. Para Bollerslev (1986), o modelo GARCH (p,1) é definido segundo a equação (12).

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j} \quad (12)$$

Onde “p” representa o parâmetro autorregressivo, “q” o parâmetro de médias móveis, devendo apresentar seguinte restrição: $p \geq 0$ e $q > 0$. Bollerslev (1986) ressalta que para $p=0$ o processo é reduzido para um modelo ARCH (q), assim como para $p = q = 0$, o erro de “t”, ou seja, ε_t é denominado ruído branco (apresenta média próxima de zero, ausência de autocorrelação e variância constante). Segundo o mesmo autor, no processo ARCH (q) a variância é especificada como uma função linear das amostras passadas, onde o modelo GARCH (p,q) possibilita a introdução das variâncias condicionais.

De acordo com Mattos, Cassuce e Müller (2006) o modelo GARCH descreve a variância condicional de uma série financeira de retorno como dependente de uma constante “ α_0 ” de volatilidade, assim como das previsões passadas. Conforme abordado por Morettin e Tolo (2006), este modelo para garantir a variância positiva e fracamente estacionária do processo, apresenta como restrições: $\alpha_0 > 0$, $\alpha_1 \geq 0$, $\beta_1 \geq 0$, $\sum_{j=1}^q (\alpha_j + \beta_j) < 1$. Além disso, a persistência de choques na volatilidade da série temporal financeira de retornos é dada pela equação (13).

$$\alpha_1 + \beta_1 \tag{13}$$

Vale ressaltar que quanto mais próximo essa soma estiver próxima de 1, maior será o tempo de dissipação do choque. Contrariamente, quanto mais próximo este valor estiver de zero, menor será este período de dissipação de choque.

Todo o suporte teórico que foi apresentado no Referencial Teórico Empírico servirá de base para estimar a persistência e analisar a volatilidade nos preços das ações da SLC Agrícola. A maneira como essa base técnica será aplicada para o desenvolvimento do estudo, está descrito no próximo tópico.

3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Neste tópico são descritas todas as etapas para a elaboração do estudo. Primeiramente é ajustado um modelo ARIMA antes da construção do modelo ARCH, isso se deve ao fato que o ARCH é modelado utilizando os resíduos do modelo ARIMA estimado. A explicação de como a estimação foi realizada, é descrita para facilitar a compreensão, tal como pode ser visto subsequentemente:

Passo 1 - Coleta da Série Temporal Financeira: nesta etapa foram coletados os preços de fechamento das ações da SLC Agrícola, retirados do site *br.investing.com*. No período de primeiro de janeiro de 2011 até 31 de dezembro 2017, perfazendo um total de 1.734 observações diárias.

Passo 2 - Identificação e Estimativa do Modelo ARIMA: inicialmente foi realizada a análise gráfica visando verificar a presença ou não de estacionaridade. O teste de raiz unitária Dickey-Fuller aumentado (ADF), foi utilizado com o objetivo de confirmar ou não a hipótese de estacionaridade, nesta etapa também é realizada a estimação e análise das funções de autocorrelação amostral (FAC) e parcial (FACP). A aplicação dessas funções auxiliou na identificação do modelo a ser utilizado, de acordo com as defasagens que foram apresentadas nos gráficos FAC e FACP. Os modelos são estimados pelo método de máxima verossimilhança.

Passo 3 - Diagnóstico do Modelo ARIMA: verifica-se se o modelo estimado é adequado, com a característica de ruído branco, para tal comprovação foi utilizado o teste de hipótese de Ljung-Box. Os modelos que apresentaram essa característica foram denominados concorrentes e apresentados em uma tabela com seus respectivos valores de AIC e BIC, o modelo que apresentou o menor valor de BIC foi o escolhido.

Passo 4 - Teste de Heterocedasticidade: examinou-se a presença ou não de heterocedasticidade nos resíduos do modelo ARIMA escolhido. Para comprovação utilizou-se o Correlograma dos Resíduos Quadrados e o teste de Multiplicadores de Lagrange.

Passo 5 - Estimação do Modelo com Heterocedasticidade: confirmado a presença de heterocedasticidade no modelo ARIMA, estima-se um modelo da família ARCH. Pelo método de máxima verossimilhança, e cada um deles foi descrito em uma tabela juntamente com seus valores de AIC e BIC correspondentes, onde o valor de BIC foi utilizado como critério de desempate entre esses eles.

Passo 6 - Análise da Persistência: para realizar o cálculo da persistência de choques na volatilidade deve-se utilizar a equação (13). Quanto mais próximo de 1 for o valor da persistência, maior será o período com volatilidade influenciado por choques.

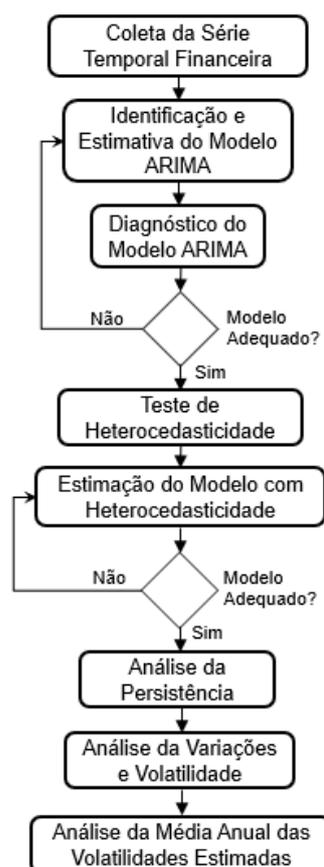
Passo 7 - Análise da Variações e Volatilidade: ao utilizar as variações do preço e volatilidade advindo do modelo estimado, deve-se construir um gráfico para identificar os picos, pontos, onde existiu algum fator de influência no mercado. Esses

pontos estão listados para possibilitar uma explicação econômica para este fenômeno que influenciaram significativamente a economia brasileira e, conseqüentemente o mercado acionário, refletindo na série de histórica dos preços das ações.

Passo 8 - Análise Média Anual das Volatilidades Estimadas: os valores de volatilidade foram separados anualmente e comparados em um gráfico que permite verificar as suas diferentes volatilidades. A análise desse gráfico permite avaliar o comportamento das volatilidades em cada período de tempo, fazendo com que se avalie diferenças estatísticas entre os períodos comparados, bem como os fatores ou eventos que influenciaram os preços das ações.

As etapas contendo o fluxograma de todo o processo de coleta dados até a análise das médias anuais das volatilidades estimadas podem ser visualizadas na Figura 1.

Figura 1 - Fluxograma dos procedimentos metodológicos



Todas essas etapas são necessárias para atingir o objetivo de verificar a persistência e os picos de volatilidade no preço das ações da SLC Agrícola, ou seja, é necessário seguir uma metodologia para encontrar resultados satisfatórios e coerentes.

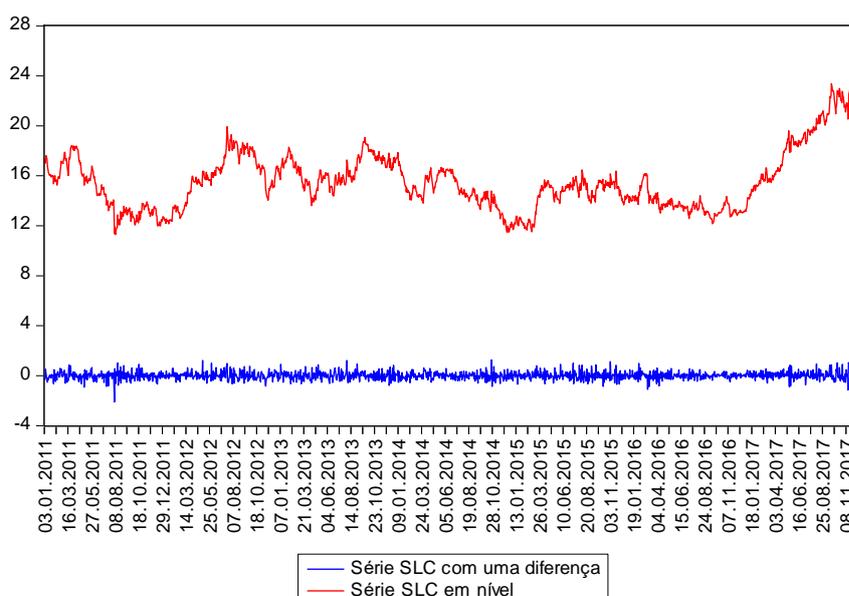
4 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

Nesta etapa do estudo são apresentados os resultados da aplicação da metodologia ARIMA, a integração com modelos heterocedasticos, juntamente com a análise de volatilidade discutindo fatos políticos e econômicos durante o período em estudo.

4.1 ESTIMAÇÃO DO MODELO ARIMA

Observando a Figura 2 é possível perceber que a série temporal original não apresenta estacionaridade, ou seja, não oscila em torno de uma média constante, diferentemente da série temporal transformada, tornando-lhe a primeira diferença.

Figura 2 - Série de preços das ações da SLC em nível e série de preços das ações da SLC com uma diferença



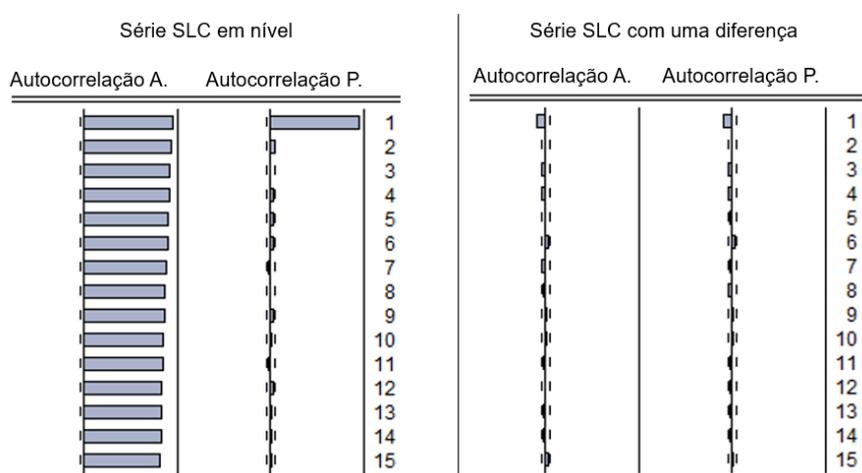
Fonte: Autor.

A análise gráfica da série original, Figura 2, mostrou a presença de não estacionariedade. Para comprovar estatisticamente a estacionariedade, ou não, da série temporal SLC foi utilizado o teste hipótese de Dickey-Fuller Aumentado (ADF). Esse teste apresentou um p-valor igual a 0,9093, sendo maior do que o nível de significância 5%, neste caso, deve-se aceitar a hipótese H_0 , indicando a presença de raiz unitária, a série é não estacionária, necessitando realizar pelo menos uma diferença para induzir a série à estacionariedade.

O teste Dickey-Fuller Aumentado (ADF), comprovou que ao transformar a série SLC na primeira diferença a série se torna estacionária. Neste caso, o p-valor estimado é de 0,0001, rejeitando-se H_0 , o que indicando a ausência de raiz unitária, isto é, a série se tornou estacionária.

Seguindo a metodologia Box-Jenkins realizou-se a análise das funções de autocorrelação amostral (FAC) e parcial (FACP), conforme evidencia a Figura 3.

Figura 3 - FAC e FACP das séries temporal original e com a primeira diferença



Fonte: Autor.

Na Figura 3 foi possível verificar que o correlograma da série temporal financeira possui um demorado decaimento da FAC, antes do *lag* 12, comprovando a não existência de estacionariedade e de sazonalidade.

Diversos modelos concorrentes foram estimados e comparados, tal como podem ser vistos na Tabela 1.

Tabela 1 – Estimações dos modelos concorrentes ARIMA

Modelo	Parâmetro	P-valor	AIC	BIC
ARIMA (1,1,0)	$\phi_1 = -0,091817$	0,0000	0,521150	0,527448
ARIMA (0,1,1)	$\theta_1 = -0,92478$	0,0000	0,521129	0,527427
ARIMA (1,1,1)	$\phi_1 = 0,447918$ $\theta_1 = -0,532336$	0,0083 0,0011	0,521902	0,531350
ARIMA (3,1,1)	$\phi_3 = -0,048289$ $\theta_1 = -0,093607$	0,0375 0,0000	0,519953	0,529401
ARIMA (2,1,2)	$\phi_2 = -0,700673$ $\theta_2 = 0,730484$	0,0074 0,0036	0,5290025	0,538473
ARFIMA (1,d,0)	$d = -0,072059$ $\phi_1 = 0,999973$	0,0000 0,0000	0,527391	0,536834
ARFIMA (2,d,1)	$d = -0,071978$ $\phi_2 = 0,999944$ $\theta_1 = 0,999990$	0,0000 0,0000 0,0000	0,528534	0,541125

Fonte: Autor.

Observa-se na Tabela 1 que todos os modelos estimados concorrentes comparados apresentaram ruído branco, ou seja, estavam dentro do intervalo de confiança conforme evidencia o teste de Ljung-Box no correlograma da estatística Q.

Vale salientar que o modelo ARIMA (0,1,1) foi selecionado devido ao fato de possuir o menor valor da estatística BIC.

4.2 ANÁLISE DO MODELO COM HETEROCEDASTICIDADE

Por meio da análise do Correlograma dos Resíduos Quadrados, o modelo ARIMA (0,1,1) apresentou volatilidade, pois evidenciou mais do que 5% dos períodos avaliados fora do intervalo de confiança. O teste de hipóteses de Multiplicadores de Lagrange (LM) apresentou um p-valor de 0,00009, menor do que o nível de significância de 5%, rejeitando a hipótese H_0 , indicando a presença de heterocedasticidade.

Utilizando os resíduos do modelo ARIMA (0,1,1) foram estimados os modelos concorrentes com volatilidade, tal como apresentados na Tabela 2.

Tabela 2 – Estimações dos modelos heterocedasticos concorrentes

Modelo Heterocedastico	Parâmetro	P-valor	AIC	BIC
ARCH (1)	C= 0,082360 θ = -0,064131 α_1 = 0,167943	0,0000 0,0206 0,0000	0,497112	0,506560
ARCH (2)	C= 0,080912 θ_1 = -0,068262 α_1 = 0,161816 α_2 = 0,019778	0,0000 0,0144 0,0000 0,4106"	0497491	0,510088
GARCH (1,1)	C= 0,002326 θ_1= -0,075563 α_1= 0,039381 β_1= 0,937851	0,0073 0,0008 0,0000 0,0000	0,490504	0,503101
GARCH (1,2)	C= 0,003747 θ = -0,073278 α_1 =0,067978 β_1 = 0,278473 β_2 = 0,616992	0,0065 0,0023 0,0000 0,1468" 0,0008	0,499126	0,504887

Fonte: Autor.

Com base nas estimações apresentadas na Tabela 2, alguns modelos estimados não atenderam os critérios de verificação, o ARCH (2) e o GARCH (1,2) possui um p-valor maior do que 0,05. Outros modelos também foram testados e não atenderam os requisitos, por isso não foram dispostos na Tabela 2. Entre os modelos significativos, o critério de seleção foi o mesmo utilizado na estimação do modelo ARIMA, escolher o modelo que apresente o menor BIC, neste caso, o modelo escolhido foi o GARCH (1,1).

Assim, vê-se que o modelo escolhido ARIMA (0,1,1)-GARCH (1,1) obteve os valores de α_1 e β_1 , conforme visualizado a seguir:

$$\alpha_1 = 0,039381$$

$$\beta_1 = 0,937851$$

Visando determinar a persistência dos preços das ações da SLC Agrícola, aplicou-se a equação (13), obtendo-se o seguinte resultado algébrico:

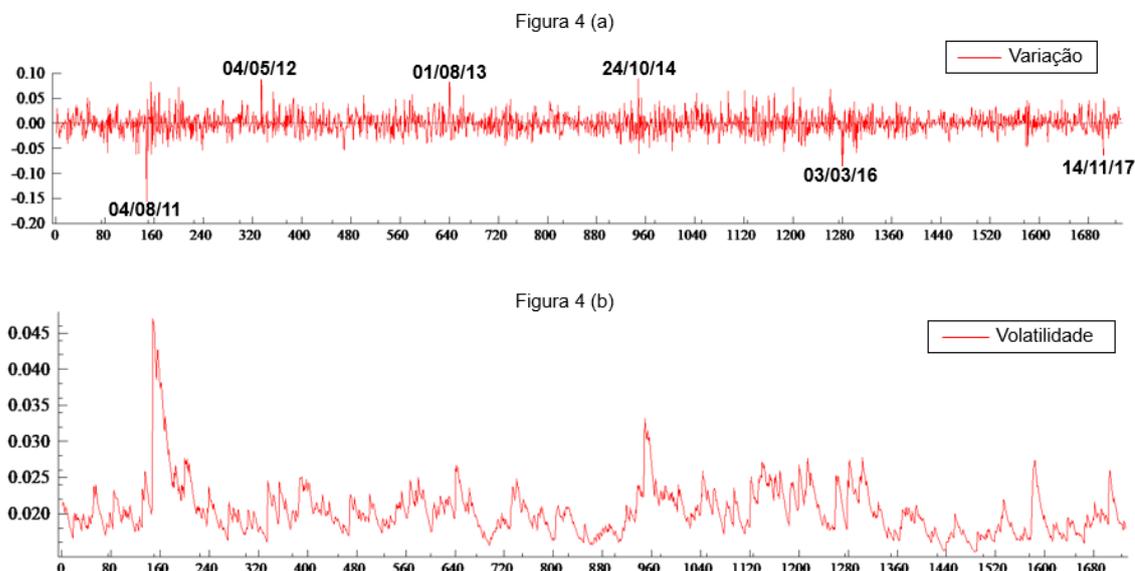
$$\begin{aligned} &\alpha_1 + \beta_1 \\ &0,039381 + 0,937851 \\ &0,977232 \end{aligned}$$

O valor estimado da persistência foi igual a 0,977232, situando-se próximo a 1, isso indica que os fatores de interferência, conhecidos como choques, irão demorar para se dissipar, ou seja, os preços das ações dessa empresa do setor agrícola possuem uma persistência muito elevada quando sofre alguma alteração no seu valor de mercado.

4.3 DISCUSSÕES DA VOLATILIDADE

Observa-se na Figura 4(a) o comportamento das variações do preço da ação SLC Agrícola ao longo do tempo, exibindo as datas de ocorrências de diversos eventos político e econômico que influenciaram a série SLC. Já na Figura 4(b) tem-se o comportamento da volatilidade estimada, evidenciando os seus picos de volatilidade ao longo do tempo.

Figura 4 - Variações do preço e volatilidade estimada ao longo do tempo para o modelo ARIMA (0,1,1)-GARCH (1,1)



Fonte: Autor.

Um dos fatores que influenciaram a forte queda, -16,93%, nos preços do dia 4 de agosto de 2011 foi a crise na denominada zona do euro. As principais Bolsas de valores do mundo operaram em baixa durante esse período de turbulência. A economia brasileira também vinha se desacelerando desde o segundo trimestre de

2011, aliada a uma baixa produção de *commodities* no Brasil (VALOR ECONÔMICO, 2011).

Em um período próximo a data do evento, o Standard & Poor's, uma agência de classificação de risco, rebaixou a nota de AAA para AA+ o *rating* dos EUA, repercutindo em forte baixa das Bolsas de valores. No Brasil, no dia 8 de agosto de 2011, o Ibovespa encerrou o dia com uma queda de 8,08%, a maior desde 22 de novembro de 2008. Além disso, nos cinco pregões anteriores o índice já havia recuado, devido a perspectiva do rebaixamento da nota americana, principalmente dia 4 de agosto, onde a Bolsa de valor teve um recuo de 5,72%.

Outro fator que também pode ter contribuído para um baixo desempenho na data do evento é a vulnerabilidade nos preços do algodão nesse período, umas das principais culturas que a empresa trabalha. Aliado a isso, houve uma elevação nos custos por hectare dessa cultura e uma diminuição no crescimento da área plantada. Além de suas projeções de preço por ação da empresa caindo de R\$ 25,00 para R\$ 22,00 até o final de 2011 (EXAME, 2011).

Concidentemente nesse mesmo período, de alta volatilidade, no dia 8 de agosto de 2011, em parceria com o JP Morgan Chase Bank, N.A, a SLC agrícola começa a negociar suas ações no mercado de balcão norte americano. Esse programa se chama *American Depositary Receipts* (ADR), nível 1, que são recibos de ações emitidos nos EUA para negociar ações de empresas estrangeiras na Bolsa de Nova York. Nesse mercado a empresa está operando sob o código "SLCJY" e cada ADR representa 1 ação ordinária da companhia (SLC, 2015).

No ano de 2011 e até anterior, a SLC Agrícola apresentou bastante vulnerabilidade devido a fatores climáticos que afetaram a sua produção e a forte turbulência das crises internacionais, aliada a despesas crescentes de cerca de 67,4% com programas de participação nos lucros, gastos com colaboradores, Imposto Territorial Rural e cargas tributárias e trabalhistas (MOTA et al., 2013).

O fato que ocorreu no período do dia 4 de maio de 2012 que elevou o preço da ação em 7,74%, é a parceria firmada entre a SLC Agrícola e o fundo de investimento Valiance Asset Management Limited. A Valiance iria realizar quatro aportes no negócio, totalizando investimento de US\$ 238.579.151,19, dos quais US\$ 29.510.803,36 seriam desembolsados no fechamento do contrato; US\$ 50.007.627,73 em 30 de setembro de 2012; US\$ 79.518.431,09 em 30 de setembro de 2013; e US\$ 79.542.289,01 em 30 de setembro de 2014. Tais investimentos se destinavam à

criação da SLC Landco Empreendimentos Agrícolas, empresa proprietária de terras no Brasil. A SLC Agrícola iria deter 50,6% da SLC Landco e a Valiance, 49,4% (SLC AGRÍCOLA, 2018).

Outra data marcante para o mercado financeiro refere-se a 1 de agosto de 2013, houve uma alta de 7,32% no preço da ação dessa empresa. Nesta data foi aprovado pelo Conselho Administrativo de Defesa Econômica (CADE) a *joint venture* da SLC Agrícola e a japonesa Mitsui. A parceria investirá 70 milhões de reais em uma fazenda em São Desidério, na Bahia, para a plantação de soja e algodão numa área arrendada de 22 mil hectares. A SLC-MIT arrenda 21.898 hectares em São Desidério (BA) pertencentes à Mitsui & CO Ltda e 16.213 hectares em Porto dos Gaúchos (MT) pertencentes à SLC Agrícola S.A (SLC AGRÍCOLA, 2018).

O fato marcante que pode ter contribuído com a valorização de 8,98% na data de 24 de outubro de 2014, refere-se a reeleição da presidente Dilma Rousseff no dia 26 de outubro. O mercado já estava reagindo quando os resultados das pesquisas eleitorais onde mostravam Dilma Rousseff como vencedora. O dia após as eleições o dólar teve forte alta. Como a SLC Agrícola trabalha com venda de *commodities*, que são cotadas em valores dolarizados, um valor mais elevado da moeda americana pode impactar em um fator positivo para a empresa.

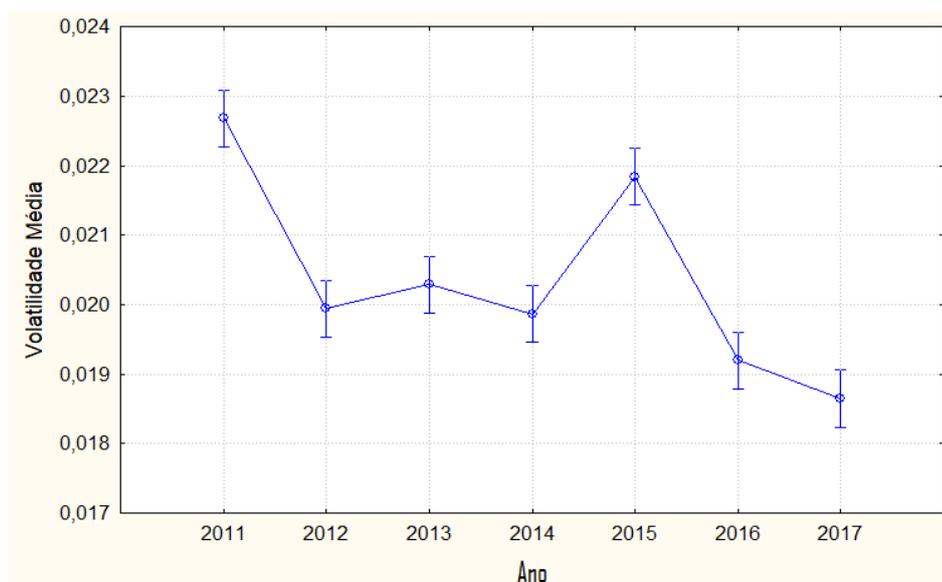
Outro fator que pode ter contribuído com a elevação do preço das ações nessa data, 24 de outubro de 2014, está no fato da Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB) divulgar o valor do Prêmio Equalizador Pago ao Produtor Rural (PEPRO) para produtores rurais e cooperativas de algodão nos estados da Bahia, Goiás, Maranhão, Mato Grosso, Mato Grosso do Sul, Minas Gerais, Tocantins e Piauí, um valor de R\$ 101,3 milhões (CONAB, 2014). No Relatório Financeiro do quarto trimestre de 2014, a empresa reconhece o uso desses subsídios de garantia de preço mínimo para as culturas de milho e algodão na safra 2013/14 (SLC AGRÍCOLA, 2014).

O recuo do dólar norte-americano pode ter influenciado na baixa de 7,0% nos preços das ações da SLC Agrícola no evento 5, em 3 de março de 2016. As ações de empresas que trabalham com exportação foram as que mais perderam valor de mercado em março de 2016, devido à baixa do dólar, que no mês de março tiveram recuo de 10,17%. O fato que influenciou essa baixa no dólar na citada data refere-se uma reportagem vinculada a revista IstoÉ, com acordos de delação premiada, citando o nome de políticos envolvidos na operação Lava Jato.

Um fator que pode ter contribuído para variação de baixa de 5,44% na data de 14 de novembro de 2017, foram as perspectivas de baixa na produção de grãos na safra 2017/18, conforme um relatório da CONAB, que apresentou uma possível redução de 6,2 e 4,4% devido as condições climáticas (CONAB, 2017). O recuo do dólar perante uma perspectiva da reforma da previdência neste período também pode ter afetado os preços para baixo dessa ação.

Ao levar em consideração o comportamento da média anual das volatilidades estimadas para o período em estudo, o ano de 2011, foi significativamente afetado pela variação de preço fora do normal do dia 4 de agosto de 2011. Tornando esse o ano com a maior média de volatilidade, como pode ser visualidade na Figura 5.

Figura 5 - Análise de variância da volatilidade média anual estimada



Fonte: Autor.

Observando-se os resultados da Figura 5, conclui-se que não houve um período de calma no mercado acionário para a empresa avaliada. Os anos de 2012, 2013 e 2014 apresentaram uma baixa na volatilidade se comparado ao ano de 2011. Esse fato de se deve principalmente a uma menor variação no preço da ação dessa empresa, em virtude das menores influências do mercado, tanto positivas quanto negativas.

No ano de 2015 apesar de não ter nenhuma grande influência do mercado em um evento específico, a volatilidade aumentou se comparado aos três anos anteriores. Possivelmente um fator que possa ter influenciado para tamanha turbulência é o início do segundo mandato da presidente Dilma Rousseff, e um ano que foi marcado com vários escândalos políticos até a abertura do processo de *impeachment* no início de dezembro.

Coincidentemente ou não os anos que apresentam maior volatilidade, 2011 e 2015, são os anos de início do primeiro e segundo mandato de Dilma Rousseff. Os anos posteriores com o andamento do processo de *impeachment* e saída da presidente, 2016 e 2017, são os anos que apresentam a menor volatilidade.

Uma volatilidade mais alta não apresenta necessariamente maior risco de perda, isso ficou evidente nos anos de 2012, 2013 e 2014, em comparação aos anos de 2016 e 2017. Esses anos existiram eventos que permitiram substancial valorizações diárias das ações da empresa em estudo, nas datas de 4 de maio de 2012, 1 de agosto de 2013 e 24 de outubro de 2014. Em comparação nos anos com menor volatilidade, 2016 e 2017, os dias 3 de março de 2016 e 14 de novembro de 2017, tiveram eventos com grande desvalorização do preço ação em estudo.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O estudo verificou a persistência e a volatilidade no preço das ações da SLC Agrícola por meio da utilização de modelagem linear e não linear. Para realizar o estudo foi necessário ajustar um modelo ARIMA antes da construção de um modelo ARCH, e realizar alguns testes para comprovar diferentes hipóteses em cada etapa da metodologia utilizada.

Entre os vários modelos ARIMA testados e comparados que apresentaram ruído branco, o modelo escolhido pelos critérios penalizadores AIC e BIC foi o ARIMA (0,1,1). Utilizando os testes de volatilidade foi comprovado a existência de heterocedasticidade, sendo necessário estimar os modelos da família ARCH, assim GARCH (1,1) foi o modelo que melhor se adequou a esta série de dados, selecionado pelos mesmos critérios citados anteriormente.

Como um modelo é estimado simultaneamente, ele é denominado ARIMA (0,1,1)-GARCH (1,1). Esse modelo apresenta valores de α_1 e β_1 respectivamente 0,039381 e 0,937851 que somados obtêm um valor de 0,977232, para a persistência

dos preços das ações da empresa SLC Agrícola. Esse resultado mostra que quando alguma influência afeta os preços dessa ação, irá demorar para essa influência ser dissipada ao longo do tempo, em outras palavras, os preços dessa ação irá demorar mais para voltar aos preços médios.

A análise da variações e volatilidade proporcionou uma visão dos momentos afetados por notícias ao longo do período em estudo. Percebe-se que fatos econômicos de outros países, cotação do dólar, preço de *commodities*, produção agrícola e fatores políticos impactam nos preços das ações da SLC agrícola. Essas influências interferiram na média anual de volatilidade, comprovando uma maior volatilidade nos anos políticos de início dos dois mandatos de Dilma Rousseff.

No que se refere ao risco, pode-se dizer que essa ação sob influência de um fator negativo, apresenta a possibilidade do investidor permanecer um longo período sob prejuízo, mas por outro lado sob influência de um fator positivo também irá permanecer por longo período mantendo a parcela de ganho. Cabe ao investidor escolher a melhor estratégia de investimento.

Esse estudo contribuiu para mostrar como fatores políticos e econômicos interferem no preço e na volatilidade de uma ação, principalmente em momentos de turbulência política como o período analisado, bem como auxiliar os investidores e entusiastas que têm interesse por assuntos relacionado aos investimentos.

O objetivo do estudo de estimar a persistência nas variações dos preços das ações da SLC Agrícola por meio da modelagem linear e não linear foi atingido, podendo dizer que a empresa apresenta elevada persistência. Foram identificadas alterações significativas em cada data que ocorreu o pico de volatilidade, assim como foi levantado os fatos que podem ter contribuído para esses acontecimentos.

A hipótese que foi discutida na introdução, que a volatilidade mais alta pode apresentar maior risco de perda para o investidor, não foi confirmada. Isso ficou evidente na média anual de volatilidade, onde alguns anos que tiveram uma volatilidade maior de outros, existiu substancial valorização da ação da SLC Agrícola.

Como sugestão para trabalhos futuros, seria interessante aplicar essas técnicas estatísticas em diferentes empresas, para compreender como as questões políticas e econômicas interferem nos preços de suas ações. Além disso, existem outras técnicas estatísticas que podem ser utilizadas para estudar os preços de ações, como por exemplo, redes neurais e modelos de dados em painel, os quais comprovariam ou não essas influências.

REFERÊNCIAS

AKHTARUZZAMAN, M.; SHAMSUDDIN, A.; EASTON, S. Dynamic correlation analysis of spill-over effects of interest rate risk and return on Australian and US financial firms. **Journal Of International Financial Markets, Institutions And Money**, [s.l.], v. 31, p.378-396, jul. 2014.

ARROW, K. J.; LIND, R. C. Uncertainty and the Evaluation of Public Investment Decisions. **Journal Of Natural Resources Policy Research**, [s.l.], v. 6, n. 1, p.29-44, 12 dez. 2013.

BOLLERSLEV, T. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. **Journal Of Econometrics**, [s.l.], v. 31, n. 3, p.307-327, abr. 1986.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M. **Time Series Analysis, forecasting and control**. San Francisco: Holden Day, 1970.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. C. **Time Series Analysis: forecasting and control**. 4. ed. Hoboken: Wiley, 2008.

BRANCH, W. A.; EVANS, G. W. Bubbles, crashes and risk. **Economics Letters**, [s.l.], v. 120, n. 2, p.254-258, ago. 2013.

CALDARELLI, C. E.; BACCHI, M. R. P. Fatores de influência no preço do milho no Brasil. **Nova Economia**, [s.l.], v. 22, n. 1, p.141-164, abr. 2012.

CEPEA. **PIB do Agronegócio Brasileiro**. 2018. Disponível em: <<https://www.cepea.esalq.usp.br/br/pib-do-agronegocio-brasileiro.aspx>> Acesso em: 28 dez. 2018.

CONAB. **Boletim de monitoramento agrícola**. v. 06, n.9, 10 e 11, p. 1-29. Brasília: Conab, 2017. Disponível em: <<https://www.conab.gov.br/info-agro/safras/graos/monitoramento-agricola>> Acesso em: 14 mai. 2018.

CONAB. **PEPRO de algodão realizado hoje vai pagar R\$ 101,3 milhões para venda e escoamento do produto**. 2014. Disponível em: <<https://www.conab.gov.br/ultimas-noticias/1150-pepro-de-algodao-realizado-hoje-vai-pagar-r-1013-milhoes-para-venda-e-escoamento-do-produto-20141024>> Acesso em: 14 mai. 2018.

CONCEIÇÃO, J. C. P. R.; CONCEIÇÃO, P. H. Z. **Agricultura: Evolução e importância para a balança comercial Brasileira**. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada. Brasília: Ipea, 2014.

COSTA, C. C.; GUILHOTO, J. J. M.; IMORI, D. Importância dos setores agroindustriais na geração de renda e emprego para a economia brasileira. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, [s.l.], v. 51, n. 4, p.787-814, dez. 2013.

EFFENDI, K. A. Determining the Best Arch/Garch Model and Comparing JKSE with Stock Index in Developed Countries. **The Winners**, [s.l.], v. 16, n. 2, p.71-84, 30 set. 2015.

ENGLE, R. Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of U. K. inflation. **Econometrica**, v.50, p.987-1008, 1982.

ENGLE, R. GARCH 101: the use of ARCH/GARCH models in applied econometrics. **Journal of Economic Perspectives**. V. 15, n 14, p. 157 – 168. 2001.

EXAME. **Preço do algodão faz HSBC reduzir projeções para SLC Agrícola**. 2011. Disponível em: < <https://exame.abril.com.br/mercados/preco-do-algodao-faz-hsbc-reduzir-projecoes-para-slc-agricola/>> Acesso em: 14 mai. 2018.

FELICIANI, A. V.; SOUZA, A. M.; SOUZA, F. M. Modelos estocásticos de previsão dos preços da soja no Brasil. **Custos e Agronegócio On Line**, Recife, v. 11, n. 1, p.263-280, jan./mar. 2015.

GAMBA, S. et al. Stock Market Volatility Spillovers: evidence for Latin America. **Finance Research Letters**, [s.l.], v. 20, p.207-216, fev. 2017.

GRANGER, C. W. J.; JOYEUX, R. An Introduction to Long-Memory Time Series Models and Fractional Differencing. **Journal Of Time Series Analysis**, [s.l.], v. 1, n. 1, p.15-29, jan. 1980.

GUJARATI, D. N.; PORTER, D. C. **Econometria Básica**. 5. ed. Porto Alegre: Mcgraw-hill Bookman, 2011. Tradução de: Denise Durante; Mônica Rosemberg; Maria Lúcia G. L. Rosa.

HARZER, J. H. et al. Efetividade do hedge de variância mínima no mercado futuro de café negociado na BM&FBovespa. **Custos e Agronegócio On Line**, Recife, v. 10, n. 1, p.169-189, jan./mar. 2014.

HOSKING, J. R. M. Fractional differencing. **Biometrika**, [s.l.], v. 68, n. 1, p.165-176, 1981.

INVESTING. **Sobre nós**. 2017. Disponível: em <<https://br.investing.com/about-us/>> Acesso em: 05 out. 2017.

JUBERT, R. W. et al. Um Estudo do Padrão de Volatilidade dos Principais Índices Financeiros do Bovespa: uma Aplicação de Modelos Arch. **Revista UnB Contábil**, [s.l.], v. 11, n. 1-2, p.221-239, jan. 2008.

KAUFMANN, C.; WEBER, M.; HAISLEY, E. The Role of Experience Sampling and Graphical Displays on One's Investment Risk Appetite. **Management Science**, [s.l.], v. 59, n. 2, p.323-340, fev. 2013.

KAZEM, A. et al. Support vector regression with chaos-based firefly algorithm for stock market price forecasting. **Applied Soft Computing**, [s.l.], v. 13, n. 2, p.947-958, fev. 2013.

LAZZAROTTO, J. J. et al. Volatilidade dos retornos econômicos associados à integração lavoura-pecuária no estado do Paraná. **Revista de Economia e Agronegócio**, [s.l.], v. 7, n. 2, p.259-284, 2015.

LI, J. S.; NG, A. C.; CHAN, W. Managing financial risk in Chinese stock markets: Option pricing and modeling under a multivariate threshold autoregression. **International Review Of Economics & Finance**, [s.l.], v. 40, p.217-230, nov. 2015.

LIMA, M. L. **Um Modelo para Predição de Bolsa de Valores Baseado em Mineração de Opinião**. 2016. 113 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Programa de Pós-graduação em Engenharia de Eletricidade, Universidade Federal do Maranhão, São Luíz, 2016.

LJUNG, G. M.; BOX, G. E. P. On a Measure of a Lack of Fit in Time Series Models. **Biometrika**, [s.l.], v. 65, n. 2, p.297-303, 1978.

MATTOS, L. B.; CASSUCE, F. C. C.; MÜLLER, C. A. S. Análise da volatilidade do retorno mensal de boi gordo: 1967-2005. **Unimontes Científica**, Montes Claros, v. 8, n. 1, p.99-106, jan./jun. 2006.

MONTGOMERY, D. C.; JENNINGS, C. L.; KULAHCI, M. **Introduction to Time Series Analysis and Forecasting**. 2. ed. Hoboken: Wiley, 2015.

MORETTIN, P. A. **Econometria Financeira: um curso em séries temporais financeiras**. 2. ed. São Paulo: Blucher, 2011. 384 p.

MORETTIN, P. A; TOLOI, C.M.C. **Análise de Séries Temporais**. 2. ed. São Paulo: Blucher, 2006. 538 p.

MOTA, R. H. G. et al. Avaliação da capacidade de geração de valor econômico: um estudo das empresas do setor agrícola com ações listadas na BM&FBovespa. **Custos e Agronegócio On Line**, Recife, v. 9, n. 4, p.19-39, 2013.

OLIVEIRA, K. G. et al. Evidenciação dos fatores contingenciais nas empresas do setor do agronegócio, segundo os preceitos da Teoria Contingencial. **Custos e Agronegócio On Line**, Recife, v. 12, n. 1, p.49-72, jan./mar. 2016.

ROCHA, L. S. et al. Box-Jenkins and Volatility Models for Brazilian 'Selic' Interest and Currency Rates. **International Journal Of Latest Trends In Finance & Economic Sciences**, London, v. 4, n. 3, p.766-773, set. 2014.

SHARPE, W. F.; ALEXANDER, G. J.; BAILEY, F. V. **Investments**. 5 ed. New Jersey: Prentice Hall, 1995.

SLC AGRICOLA. **Formulário de Referência 2015**. 2015. Disponível em: <<http://ri.slcagricola.com.br/ptb/1784/55239.pdf>> Acesso em: 14 mai. 2018.

SLC AGRICOLA. **Institucional**. 2018. Disponível em: <<https://www.slcagricola.com.br/>> Acesso em: 21 set. 2018.

SLC AGRICOLA. **Management Report 2014 and Performance Report 4Q14**. 2014. Disponível em: <http://ri.slcagricola.com.br/enu/1017/release_4t14_eng.pdf> Acesso em: 14 mai. 2018.

SOBRAL, T. E. L.; BARRETO, G. Análise dos Critérios de Informação para a Seleção de Ordem em Modelos Auto-regressivos. **Conferência Brasileira de Dinâmica, Controle e Aplicações**, [s.l.], p.379-382, 2011.

SOUZA, A. M. et al. Applications Residual Control Charts Based on Variable Limits. **International Journal Of Engineering Research And Applications**, [s.l.], v. 5, n. 5, p.44-50, mai. 2015.

SOUZA, F. M. **Modelos de Previsão**: aplicações à energia elétrica - ARIMA - ARCH - AI e ACP. 1. ed. Curitiba: Appris, 2016. 229 p.

TIER, M. **Investimentos**: Os segredos de George Soros e Warren Buffett. 4. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2005. Tradução de: Alessandra Mussi Araújo.

TRIPATHI, V.; SETH, R. Stock Market Performance and Macroeconomic Factors: The Study of Indian Equity Market. **Global Business Review**, [s.l.], v. 15, n. 2, p.291-316, jun. 2014.

TSAY, R. S. **Analysis of Financial Time Series**: financial econometrics. [s.l.]: Wiley, 2002.

VALOR ECONÔMICO. **2008 e 2011 são crises com impactos distintos sobre o Brasil**. 2011. Disponível em: <<http://www.valor.com.br/valor-investe/casa-das-caldeiras/1034948/2008-e-2011-sao-crisis-com-impactos-distintos-sobre-o-brasi>> Acesso em: 14 mai. 2018.

WESZ JÚNIOR, V. J. O mercado da soja no Brasil e na Argentina: semelhanças, diferenças e interconexões. **Século XXI – Revista de Ciências Sociais**, [s.l.], v. 4, n. 1, p.114-161, 22 set. 2014.

4.2 ARTIGO 2: A PERSISTÊNCIA NA VOLATILIDADE EM TRÊS EMPRESAS AGRÍCOLAS DA B³

RESUMO

A turbulência política e econômica que o Brasil está vivendo afeta as decisões de investidores, que procuram maneiras para minimizar as perdas no mercado financeiro. Uma maneira de contribuir para a tomada de decisão é estimando a persistência da volatilidade nos preços das ações. Esse estudo tem como objetivo estimar a persistência da volatilidade nos preços de três empresas agrícolas e do índice Ibovespa através da modelagem linear e não linear. A metodologia adotada para alcançar esse objetivo é o desenvolvimento de modelos ARIMA, e posteriormente modelos da família ARCH, que captam efeitos de volatilidade. O período de análise é de primeiro de janeiro de 2014 até 31 de dezembro 2017. Cada empresa estudada apresenta um modelo estatístico específico, e um valor de persistência calculada alta para ambas as empresas. A principal conclusão aponta que o período teve forte impacto na volatilidade das empresas e no índice Ibovespa, porém nem sempre as influências externas vão impactar da mesma maneira em empresas semelhantes.

Palavras-chave: Ações; Agricultura; modelos ARIMA; modelos ARCH.

1 INTRODUÇÃO

A volatilidade é um dos fatores mais importante nos preços das ações, a qual fornece informações importantes para tomar decisões certas e é considerada uma medida de risco nos investimentos (DAVIS, 2012). O Brasil está passando por um período de turbulência econômica e política, que tem deixado os investidores cautelosos no momento de realizar aplicações financeiras. Nesses momentos de estresse financeiro há um aumento da volatilidade dos ativos (CHKILI; HAMMOUDEH; NGUYEN, 2014).

Um dos principais métodos para estimar a volatilidade em ações é através dos modelos *Autoregressive Conditional Heterocedasticity* (ARCH). Esses modelos quando aplicados a uma série de preços possibilitam entender o comportamento dos preços das ações no mercado em relação a sua variabilidade (ADAM; MARCET; NICOLINI, 2016).

Branch e Evans (2013) utilizam modelos da família ARCH para discutir sobre risco e bolhas no mercado de ações. A metodologia de avaliação de volatilidade com o auxílio de Modelos Não Lineares também já foi aplicada por Akhtaruzzaman, Shamsuddin e Easton (2014), esses autores utilizaram empresas australianas e norte-americanas para examinar o efeito da taxa de juros e o retorno das empresas.

Tripathi e Seth (2014) também utilizaram essa metodologia para variáveis macroeconômicas no mercado de ações da Índia. Outro estudo que merece destaque é o de Effendi (2015) que fez uma comparação entre os índices de ações da Indonésia (JKSE), com países desenvolvidos, Londres (FTSE), USA (NASDAQ), e Singapura (STI), no período de 02 de janeiro de 2014 a 24 de junho de 2015.

Utilizando uma variação do modelo GARCH, Güloğlu, Kaya e Aydemir (2016), explicaram a relação entre os principais índices de mercados do Brasil, Colômbia, México, Chile e Argentina. Os autores descobriram que não existe uma relação muito significativa entre esses índices, porém o índice brasileiro (IBOVESPA) exerce pequena influência sobre os demais. Atualmente a BM&FBOVESPA foi renomeada para B³ (Brasil, Bolsa, Balcão), e é principal bolsa de comercialização de ações no Brasil. Por intermédio dela são negociadas as ações, títulos de renda fixa, ativos financeiros, mercadorias, moedas, entre outros. O Ibovespa (Índice Bovespa) é o principal índice de ações dessa bolsa (BM&FBOVESPA, 2017).

Na B³ são negociadas ações de vários setores, entre eles empresas agrícolas. O setor agrícola apresenta uma importância para a economia brasileira desde dos tempos coloniais, gerando hoje efeitos positivos em vários setores da economia do país (MARTHA; ALVES, 2017). Os mesmos autores ainda salientam, que nas próximas décadas, o valor da agricultura para a sociedade brasileira será ainda maior, à medida que a tecnologia evolui.

O Brasil é um dos maiores produtores e exportadores mundiais de uma série de produtos agrícolas, entre eles, a soja, o milho e o algodão (NEHRING, 2016). Para Hopewell (2013) o Brasil possui um dos setores agrícola mais sofisticados do mundo, baseada em economias de escala e altamente mecanizada, além de ser um dos principais exportador e produtor agrícola. O mesmo autor acredita que suas exportações continuem a expandir, com potencial para ultrapassar os Estados Unidos e a União Europeia, e se tornar o maior exportador mundial do setor.

Conhecendo a importância do agronegócio para o Brasil e com intuito de avaliar os efeitos da volatilidade, a pergunta problema que norteou esse estudo é definida como: os modelos heterocedásticos são úteis para verificar o efeito da persistência da volatilidade nos preços das ações de três empresas agrícolas e do índice Ibovespa? A partir desse questionamento, esse estudo tem como objetivo estimar a persistência da volatilidade nos preços de três empresas agrícolas e do índice Ibovespa através da modelagem linear e não linear. As três empresas foram selecionadas por sua

semelhança na produção dos mesmos tipos de grãos e algodão, ter como principal investimento a aquisição de terra agrícola e ambas ter papéis comercializadas na B³.

A primeira empresa selecionada para o estudo foi a SLC Agrícola, essa empresa foi criada em 1977 pelo Grupo SLC (Schneider & Logemann Cia LTDA), hoje a empresa trabalha principalmente com produção de *commodities* agrícolas, entre elas a soja, o milho e o algodão (SLC AGRICOLA, 2018).

A segunda empresa selecionada para o estudo foi a Terra Santa Agro, inicialmente como nome de Brasil Ecodiesel, foi fundada em 2003 para a produção de biodiesel, no ano de 2006 a empresa iniciou suas operações na bolsa de valores. Em 2010 ocorreu uma fusão com a Maeda S.A. Agroindustrial, empresa do agronegócio com foco na produção de soja, algodão e milho. No ano de 2011 outra fusão ocorreu na empresa, dessa vez com a Vanguarda Participações S.A. Atualmente é uma empresa com foco na produção de *commodities* agrícolas como soja, milho e algodão (TERRA SANTA, 2018).

A terceira empresa considerada para o estudo foi a BrasilAgro, que iniciou suas operações no ano de 2006, tornando-se hoje uma das maiores empresas nacionais em quantidade de terras agricultáveis. O foco da empresa é a aquisição, desenvolvimento, exploração (soja e milho) e venda de propriedades rurais com boa aptidão agrícola (BRASILAGRO, 2018).

A importância de conhecer a persistência da volatilidade nos investimentos é uma das maneiras de estimar o risco. Normalmente os investidores preferem investimentos com baixa dispersão em torno da média (SHARPE, ALEXANDER; BAILEY, 1995). Outros autores como Kaufmann, Weber e Haisley (2013), Arrow e Lind, (2013), e Li, Ng e Chan (2015). também expõem a importância de se conhecer o risco nos investimentos.

A possibilidade de fazer uma comparação entre empresas semelhantes e do mesmo setor, em um mesmo período, com as mesmas influências de câmbio e preço de *commodities*, se há variações de preços diferentes, analisa-se, que fatores internos podem apresentar grande impacto ou não, no preço de determinada ação.

Esse estudo está dividido em cinco tópicos principais distribuídos na seguinte forma: a primeira uma parte introdutória; o segundo tópico refere-se ao referencial teórico empírico, a terceira discorre sobre os procedimentos metodológicos, a quarta expõe a apresentação e análise dos resultados e a quinta apresenta as considerações finais.

2 REFERENCIAL TEÓRICO EMPÍRICO

Nessa etapa é apresentado o que a literatura expõe sobre o assunto em estudo, serão abordados os Modelos Lineares Box-Jenkins (ARIMA) e Modelos Não Lineares (família ARCH).

2.1 MODELOS LINEARES BOX-JENKINS

Os modelos Box-Jenkins são uns dos tipos de séries temporais mais difundidas (WERNER; RIBEIRO, 2003). O estudo pioneiro que levou ao desenvolvimento de novas técnicas de previsão foi publicado por Box e Jenkins (1970). A técnica é conhecida como metodologia ARIMA (Auto Regressive Integreted Moving Average), esses modelos permitem que Z_t seja explicado por valores passados do próprio Z e dos erros estocásticos (GUJARATI; PORTER, 2011).

O modelo ARIMA (p, d, q) completo apresenta um termo autorregressivo AR(p), um termo de ordem de integração I(d) e um termo de média móvel MA(q) (MORETTIN; TOLOI, 2006). Esse modelo é expressado pela equação (1).

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (1)$$

Onde: “ μ ” é uma constante; “ ε_t ” representa um ruído branco (resíduos do modelo apresentam média próxima de zero, ausência de autocorrelação e variância constante); “ ϕ_i ” são parâmetros do modelo AR, $i = 1, \dots, n$, e p (ordem da estrutura); o “q” apresenta a ordem do modelo; e “ θ ” representa parâmetro do modelo MA. O valor de Z no período “t” depende do seu term no período anterior e de um valor aleatório (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008).

O modelo também pode ser explicado por apenas uma estrutura de valores autorregressivo AR(p) ou uma estrutura de médias móveis MA(q) separadamente (SOUZA, 2016).

Além do modelo ARIMA existe um modelo semelhante para captar um decaimento exponencial demorado na função de autocorrelação, desenvolvido por Granger e Joyeux (1980) e Hosking (1981), o modelo ARIMA fracionário ou ARFIMA (MORETTIN, 2011). O modelo ARFIMA é apresentado na equação (2).

$$\phi(B)(1 - B)^d X_t = \theta(B)\varepsilon_t \quad (2)$$

Sendo: “ ε_t ” ruído branco e $\phi(B)$ e $\theta(B)$ são polinômios em B de graus “p” e “q”.

A metodologia Box-Jenkins consiste em quatro etapas: identificação; estimação; diagnóstico (validação do modelo); e previsão.

Primeiramente na etapa de identificação verifica-se a estacionariedade. Em um primeiro momento por uma análise visual do gráfico e a confirmação da estacionariedade por testes como o Dickey Fuller Aumentado (ADF), o Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin (KPSS) e o Phillips Perron (PP) (MORETTIN; TOLOI, 2006). Os testes ADF e PP apresentam como hipóteses:

H₀: a série confirma a presença de raiz unitária, não possui estacionariedade;

H₁: a série não confirma a presença de raiz unitária, possui estacionariedade.

Se o t(calculado) for maior do que o t(tabelado) deve-se rejeitar H₀, indicando a ausência de raiz unitária, a série é estacionária. Se o resultado for contrario, ela é não estacionária e é necessário realizar diferenças na série para torná-la estacionária (BUENO, 2008).

Já o teste KPSS apresenta as hipóteses contrárias ao ADF e PP.

H₀: a série não confirma a presença de raiz unitária, possui estacionariedade;

H₁: a série confirma a presença de raiz unitária, não possui estacionariedade.

Se o t(calculado) for menor do que o t(tabelado) deve-se aceitar H₀, indicando a ausência de raiz unitária, a série é estacionária.

O modelo é escolhido com base nos resultados das funções de autocorrelação amostral (FAC) e funções de autocorrelação parcial (FACP) estimadas (MORETTIN, 2011). As funções de autocorrelações, ou coeficiente de autocorrelação de ordem “k” entre Z_t e Z_{t-k}, é definido pela equação (3).

$$\rho_k = \frac{\text{cov}(Z_t, Z_{t-k})}{V(Z)} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} = \frac{\text{covariância com defasagem } k}{\text{variância}} \quad (3)$$

A covariância e a variância são mensuradas nas mesmas unidades de medida. “ ρ_k ” não possui unidades de medidas, está situado entre -1 e +1 (GUJARATI; PORTER, 2011).

Na etapa de estimação dos parâmetros, é utilizada a função da máxima verossimilhança, na equação (4).

$$L\left(\phi, \theta, \frac{\sigma_\varepsilon^2}{w}\right) = [2\pi\sigma_\varepsilon^2]^{-\frac{n}{2}} |\Omega|^{-\frac{1}{2}} \exp\left[-\frac{1}{2} w' \Omega^{-1} w / \sigma_\varepsilon^2\right] \quad (4)$$

Nessa fase é obtida as estimativas para AR(p) para os parâmetros $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$, estimativas MA(q) para os parâmetros $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$, e a variância do ruído, σ_ε^2 (MORETTIN; TOLOI, 2006).

A próxima etapa é o diagnóstico do modelo, verificar se ele representa adequadamente os dados. Se o modelo apresentar todos os parâmetros de acordo com o esperado, pode ser utilizado para fazer a previsão, se não for, as etapas de identificação e estimação devem ser refeitas (SOUZA, 2016). Normalmente para fazer a verificação do modelo são analisados os resíduos e avaliado a ordem do modelo (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008).

Os modelos devem apresentar características de ruído branco (RB) (SOUZA et al., 2015). De acordo com Tsay (2002) para verificar características de RB são estimados testes individuais e testes conjuntos para os coeficientes de autocorrelação residual $r_k(\hat{\varepsilon})$, dados pela equação (5).

$$r_k(\hat{\varepsilon}) = \frac{\sum_{t=k+1}^n \hat{\varepsilon}_t \hat{\varepsilon}_{t-k}}{\sum_{t=1}^n \hat{\varepsilon}_t^2} \quad (5)$$

O mesmo autor afirma que outro teste utilizado é o teste hipóteses de Ljung-Box (1978), que realiza uma comparação do valor da estatística de teste com valores críticos da estatística Qui-quadrado, as hipóteses desse teste são:

H₀: os resíduos são independente e identicamente distribuídos;

H₁: os resíduos não são independente e identicamente distribuídos.

O cálculo da estatística Q é apresentado na equação (6).

$$Q = n + (n + 2) \sum_{k=1}^h \frac{r_k^2}{(n - k)} \quad (6)$$

Onde: “n” é o número de observações e “h” é a máxima defasagem dos coeficientes de correlação dos resíduos. Esse diagnóstico é realizado no correlograma de estatística Q para os resíduos, se o p-valor dos resíduos estiverem todos maiores do que 5%, o modelo é caracterizado como ruído branco.

Os critérios de desempate utilizados para a seleção dos modelos são o Critério de Informação de Akaike (AIC) e o Critério de Informação Bayesiano de Schwarz (BIC) (MONTGOMERY; JENNINGS; KULAHCI, 2015). Os mesmos autores apresentam as equações (7) e (8) para esses critérios.

$$AIC = \ln \hat{\sigma}_\varepsilon^2 + \frac{2(p+q)}{n} \quad (7)$$

$$BIC = \ln \hat{\sigma}_\varepsilon^2 + \frac{(p+q) \ln(n)}{n} \quad (8)$$

Como existe uma grande quantidade de observações nesse estudo é adotado o critério BIC como critério de escolha dos modelos. De acordo com Sobral e Barreto (2011) o critério AIC tem limitações e tende falhar com amostras de grande quantidade de observações, portanto o critério BIC é o mais indicado.

A etapa de previsões da metodologia Box-Jenkins não contempla o objetivo desse estudo. Para mais detalhes sobre essa parte pode ser consultado Morettin e Toli (2006).

Os modelos ARIMA devem ser testados se apresentam características de volatilidade, caso apresentem essa característica devem ser avaliados por uma modelagem não linear (ROCHA et al., 2014). O próximo tópico trata especificamente desse assunto.

2.2 MODELOS NÃO LINEARES

Modelos lineares, como a metodologia ARIMA, são inadequadas para séries financeiras, que possuem variância condicional alternando ao longo do tempo (KAZEM et al., 2013). Para esse tipo de série são utilizados os modelos não lineares proposto por Engle (1982) conhecido como Autoregressive Conditional

Heterocedasticity (ARCH) e o desenvolvido por Bollerslev (1986) denominada de Generalized Autoregressive Conditional Heterocedasticity (GARCH).

Os modelos ARCH são representados pela equação (9) de Engle (1982).

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \quad (9)$$

Inicialmente para construir um modelo ARCH ajusta-se um ARIMA, e realiza testes para verificar a presença de volatilidade (MORETTIN; TOLOI, 2006). Os autores expõem que os métodos de comprovação de heterocedasticidade geralmente utilizados são: o teste de multiplicadores de Lagrange (ML) e Correlograma dos Resíduos Quadrados. Segundo os autores para o teste de Multiplicadores de Lagrange compara os valores de t(tabelado) com valores de t(calculado), com as seguintes hipóteses:

H₀: Não apresenta heterocedasticidade.

H₁: Apresenta heterocedasticidade.

Se o t(calculado) for maior do que o t(tabelado), rejeita-se a hipótese H₀, indicando a presença de heterocedasticidade. Esse teste também pode ser explicado pelo resultado do p-valor, se o p-valor for menor que o nível de significância adotado deve-se rejeitar H₀, e o modelo apresentará volatilidade. Já para o Correlograma dos Resíduos Quadrados caso o modelo possuir mais do que 5% dos momentos fora do intervalo de confiança, ele apresenta heterocedasticidade.

Para a estimação dos parâmetros os modelos com heterocedasticidade seguem os mesmos passos do modelo ARIMA, utilizando a equação (4), função da máxima verossimilhança (SOUZA, 2016). Além disso, o autor apresenta que esses modelos também devem seguir os mesmos parâmetros do ARIMA e apresentar características de ruído branco, testado por meio da estatística Q de Ljung-Box.

Com o objetivo de modelar a heterocedasticidade, com menor quantidade de parâmetros do que o modelo ARCH, Bollerslev (1986) desenvolve o modelo GARCH (BOLLERSLEV, 1986; MATTOS; CASSUCE; MÜLLER, 2006). De acordo com Bollerslev (1986), o modelo GARCH (p,1) é definido pela equação (10).

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j} \quad (10)$$

Onde: “p” é o parâmetro autorregressivo, “q” o parâmetro de médias móveis, apresentando a seguinte restrição: $p \geq 0$ e $q > 0$. Bollerslev (1986) ressalta que para $p=0$ o processo é reduzido para um modelo ARCH (q), assim como para $p=q=0$, o erro de “t”, ou seja, ε_t é denominado ruído branco. De acordo com Morettin e Tolo (2006), modelo GARCH para garantir a variância positiva e fracamente estacionária do processo, possui as restrições: $\alpha_0 > 0$, $\alpha_1 \geq 0$, $\beta_1 \geq 0$, $\sum_{j=1}^q (\alpha_j + \beta_j) < 1$. Os mesmos autores expõem que a persistência na volatilidade da série temporal de retornos é dada pela equação (11).

$$\alpha_1 + \beta_1 \tag{11}$$

Os autores ainda salientam que quanto mais próximo esse resultado estiver de 1, maior será o tempo de dissipação da volatilidade, e caso contrário, quanto mais próximo de zero, menor será este período de volatilidade.

Se a soma dos parâmetros α_i e β_i for 1, tem-se um modelo IGARCH, descrito na equação (12).

$$h_t = \alpha_0 + \beta_i h_{t-j} + (1 - \beta_i) X_{t-i}^2 \tag{12}$$

Onde $X_t = \sqrt{h_t} \varepsilon_t$, com $0 < \beta_i < 1$. Mas nesse caso a variância incondicional de X_t não estará definida (MORETTIN, 2011).

Assim, os modelos IGARCH são modelos GARCH de raiz unitária. Do ponto de vista teórico, o fenômeno IGARCH pode ser causado por mudanças pontuais na volatilidade (TSAY, 2002).

Uma extensão para o modelo GARCH, conhecido como *Exponential GARCH* (EGARCH) foi desenvolvido por Nelson (1991). Esse modelo permite capturar a assimetria da série, sabendo que existe uma diferença entre as influências positivas e influências negativas (alavancagem) até então os modelos GARCH não conseguiram distinguir essas diferenças sem restrição paramétrica. Esse modelo é dado pela equação (13).

$$\ln(h_t) = w + \beta \ln(h_{t-1}) + \alpha \left| \frac{X_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} \right| + \gamma \frac{X_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} \quad (13)$$

Onde $\gamma < 0$ ajusta a assimetria dos efeitos caso se verifique que influências positivas e negativas produzem distintos impactos na volatilidade da série.

Outro modelo que permite capturar as assimetrias da volatilidade na série histórica de dados é o Threshold ARCH (TARCH) desenvolvido por Zakoian (1994). Momentos de intensa volatilidade são percebidos em períodos onde existe uma baixa nos preços nos mercados financeiros, porém em períodos de alta nos preços, a volatilidade é menor, isso é conhecido como alavancagem. O modelo TARCH pode ser definido pela equação (14).

$$h_t = w + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \dots + \sum_{j=1}^s \alpha_j \sigma_{t-j}^2 + \gamma \varepsilon_{t-i}^2 d_{t-i} \quad (14)$$

Para existir o efeito de alavancagem para esse modelo o $\gamma > 0$. Se $\gamma = 0$ não existe variância condicional. Efeitos negativos no mercado financeiro apresentam $\varepsilon_t < 0$, efeitos positivos $\varepsilon_t > 0$ (ROCHA et al., 2014).

O que foi exposto na literatura sobre o assunto servirá como base para estimar a persistência da volatilidade nos preços de três empresas agrícolas e no índice Ibovespa através da modelagem linear e não linear. No próximo tópico está descrito como essa base literária será aplicada no estudo.

3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Nessa parte do estudo é descrito as etapas para o desenvolvimento da pesquisa. O pressuposto é que as séries em estudo são não autocorrelacionada, como elas apresentam autocorrelação usa-se o método ARIMA para remover essa condição. Como deve-se utilizar os resíduos do modelo ARIMA para estimar um modelo com volatilidade, inicia-se com a modelagem desse modelo. Os passos a seguir compreendem uma explicação de como foi realizado o estudo:

Passo 1 - Coleta de dados: os preços de fechamento das ações da SLC Agrícola, BrasilAgro e Terra Santa foram retirados do site *br.investing.com*, os dados

do índice Ibovespa foram coletados do site *ipeadata.gov.br*. No período de primeiro de janeiro de 2014 até 31 de dezembro 2017, totalizando 989 observações diárias. Esse período é marcado por grande instabilidade política e econômica no Brasil, principalmente pela descoberta de vários esquemas de corrupção. A corrupção na política limita o crescimento econômico e promove a desigualdade socioeconômica nas democracias modernas (RIBEIRO et al., 2018).

Passo 2 - Identificação, Estimação e Diagnóstico do Modelo ARIMA do Modelo ARIMA: no primeiro instante inicialmente a análise gráfica serviu como base para verificar a presença de estacionariedade. Seguidamente o teste de Dickey Fuller Aumentado (ADF), o teste Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin (KPSS) e o teste Phillips Perron (PP) comprovaram as hipóteses ou não de estacionariedade. Logo após, foram verificadas as funções de autocorrelação amostral (FAC) e parcial (FACP), essas informaram o rompimento nos momentos de cada série financeira, para identificar o possível modelo a ser utilizado. Conhecendo a estacionariedade e os possíveis modelos de cada série financeira, cada uma foi estimada utilizando o método de máxima verossimilhança. O modelo deve apresentar características de ruído branco, isso foi testado utilizando o teste de hipótese de Ljung-Box. Além disso, os modelos devem estar dentro dos parâmetros adotados, de 5%.

Passo 3 - Seleção do Melhor Modelo ARIMA: os modelos que possuem as características necessárias foram apresentados em uma tabela com seus parâmetros e valores de AIC e BIC, o modelo selecionado foi o que apresentou o menor valor de BIC.

Passo 4 - Teste de Heterocedasticidade: de posse dos resíduos oriundos do modelo ARIMA foi utilizado o Correlograma dos Resíduos Quadrados e o teste de Multiplicadores de Lagrange para examinar a presença ou não de heterocedasticidade nos resíduos.

Passo 5 - Estimação do Modelo com Heterocedasticidade: se a presença de heterocedasticidade foi confirmada nos resíduos do modelo ARIMA, o método de máxima verossimilhança foi utilizado para estimar esse modelo com volatilidade.

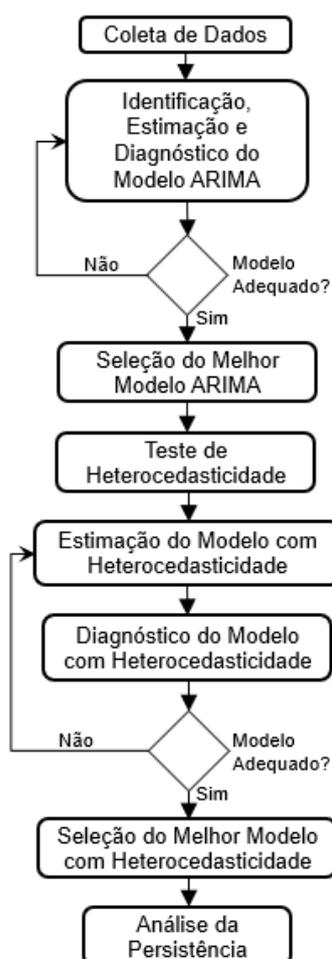
Passo 6 - Diagnóstico do Modelo com Heterocedasticidade: o modelo com heterocedasticidade também deve apresentar características de ruído branco, testado com o teste de hipótese de Ljung-Box e devem estar dentro dos parâmetros adotados, de 5%.

Passo 7 - Seleção do Melhor Modelo com Heterocedasticidade: os modelos que possuem as características necessárias usaram o critério de desempate BIC, o modelo que apresentar o valor de BIC, foi o modelo escolhido.

Passo 8 - Análise da Persistência: utilizando a expressão (11) para os modelos GARCH foi calculada a persistência da volatilidade, para os modelos EGARCH a persistência da volatilidade foi fornecida apenas pelo valor de β_i . O valor persistência da volatilidade é medido por sua aproximação do valor 1, quanto mais próximo, maior é o período de tempo que a volatilidade levará para se dissipar.

Todas essas etapas podem ser visualizadas na Figura 1, que inicia com a coleta dados até a análise da persistência.

Figura 1 - Fluxograma dos passos metodológicos



Esses passos são importantes para alcançar o objetivo, ou seja, é importante utilizar uma metodologia adequada para obter resultados satisfatórios. Além disso, servir como uma sequência lógica para o investidor seguir no momento que irá aplicar em seu estudo.

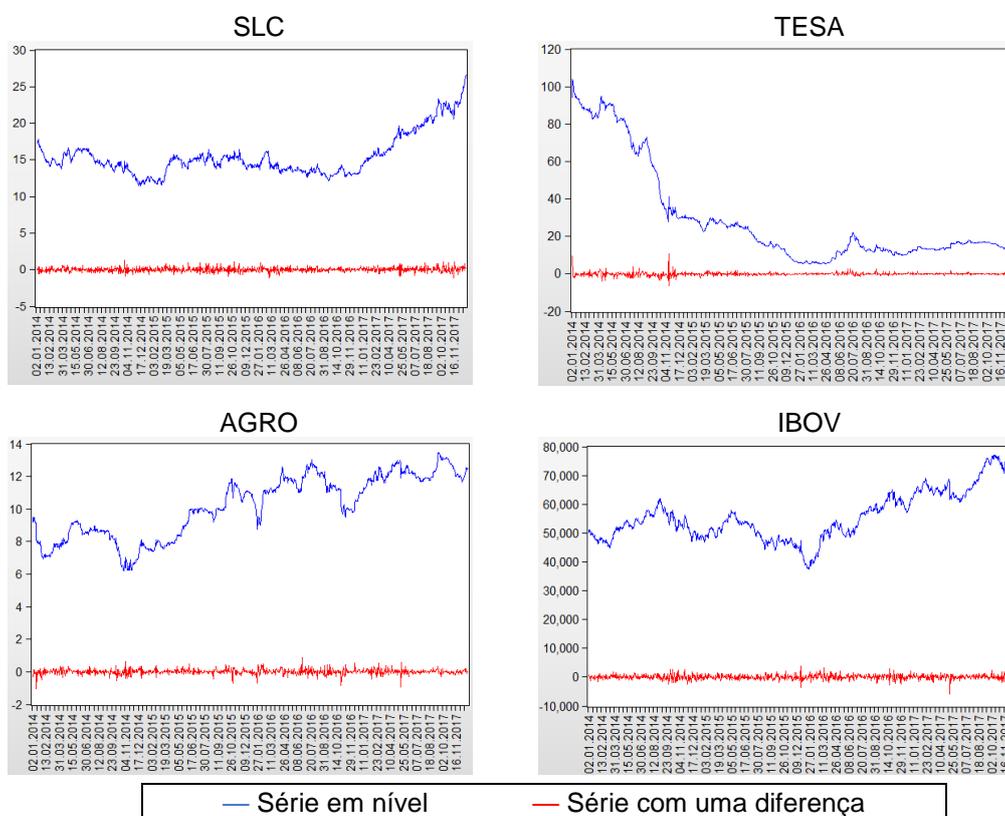
4 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

Neste tópico é apresentado o desenvolvimento da metodologia ARIMA, a relação com modelos da família ARCH, e a análise do cálculo da persistência de cada variável do estudo.

4.1 ESTIMAÇÃO DO MODELO ARIMA

A Figura 2 apresenta as séries gráficas de preços das ações de cada empresa.

Figura 2 - Séries em nível e séries com uma diferença



Fonte: Autor.

Na análise gráfica, Figura 2, percebe-se que a série original em nível não apresenta estacionariedade, já a série com uma diferença, oscila em torno de uma média constante, apresentando características de estacionariedade. As variáveis foram abreviadas: SLC Agrícola “SLC”; Terra Santa Agro “TESA”; BrasilAgro “AGRO”; e Ibovespa “IBOV”.

Estatisticamente o teste Dickey Fuller Aumentado (ADF), o teste Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin (KPSS) e o teste Phillips Perron (PP) comprovaram a não estacionariedade para as series original em nível e estacionariedade com uma diferença, como pode ser visualizado na Tabela 1 apresentando os valores de t(calculado) para as variáveis em estudo.

Tabela 1 - Testes de estacionariedade para as variáveis estimadas

	ADF		KPSS		PP	
	t(calculado)		t(calculado)		t(calculado)	
Variáveis	Em nível	d = 1	Em nível	d = 1	Em nível	d = 1
SLC	0,3877	35,6686	0,6618	0,0628	0,3831	35,8269
TESA	1,2720	35,2696	0,8931	0,0776	1,2823	34,7880
AGRO	3,2276	31,9828	0,2229	0,0634	3,2984	31,9769
IBOV	1,8410	33,2983	0,7204	0,0424	1,6853	33,4336

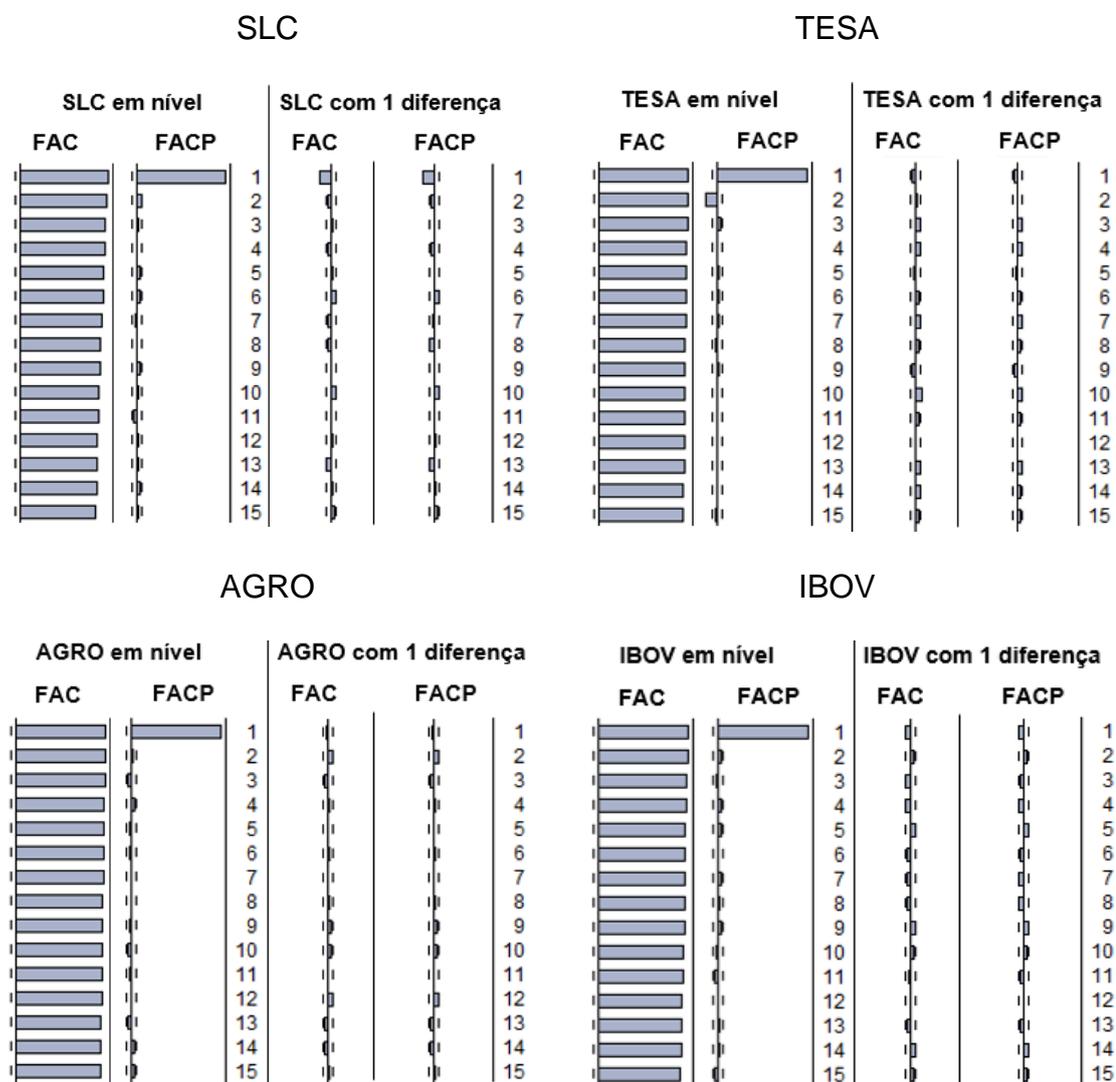
$\alpha = 0,05$; ADF t(tabelado) = 3,4143; KPSS t(tabelado) = 0,1460; PP t(tabelado) = 3,4143

Fonte: Autor.

Nos testes ADF e PP para as séries em nível o t(calculado) é menor que o t(tabelado) comprovando a existência de não estacionariedade, os mesmos testes nas variáveis com uma diferença, o t(calculado) é maior que o t(tabelado) comprovando a existência de estacionariedade. Para o teste KPSS as variáveis em nível não apresentam estacionariedade, pois o t(calculado) é maior que o t(tabelado), para as variáveis com uma diferença o teste comprova a existência de estacionariedade, pois t(calculado) é menor que o t(tabelado).

Em sequência na metodologia ARIMA analisa-se as funções de autocorrelação amostral (FAC) e parcial (FACP), conforme evidencia a Figura 3.

Figura 3 - FAC e FACP das séries temporal original e com a primeira diferença



Fonte: Autor.

Na Figura 3 é possível verificar que os correlogramas das séries temporais em estudo possuem um demorado decaimento da FAC na série em nível, antes do momento 12, comprovando a não existência de estacionaridade e de sazonalidade. Nos correlogramas com uma diferença percebe-se possíveis modelos ARIMA com o rompimento nos momentos, no primeiro momento para as variáveis SLC e Ibovespa, para as outras variáveis não há um considerável rompimento nos momentos.

Na Tabela 2 estão dispostos alguns modelos dos diversos modelos concorrentes que foram estimados e comparados para cada variável.

Tabela 2 - Estimacões dos modelos concorrentes ARIMA

	Modelo	Parâmetro	P-valor	AIC	BIC
SLC	ARIMA (1,1,0)	$\phi_1 = -0.120437$	0.0000	0.435586	0.445496
	ARIMA (0,1,1)	$\theta_1 = -0.128755$	0.0000	0.434562	0.444473
TESA	ARIMA (2,1,0)	$\phi_1 = -0.040939$ $\phi_3 = 0.081475$	0.0008 0.0000	2.658888	2.673754
	ARIMA (1,1,0)	$\phi_4 = 0.072642$	0.0011	2.659377	2.669287
	ARFIMA (3,d,0)	$d = 0.169411$ $\phi_1 = 0.770129$ $\phi_2 = 0.124427$ $\phi_3 = 0.104561$	0.0000 0.0000 0.0000 0.0002	2.658573	2.683329
AGRO	ARIMA (1,1,1)	$\phi_1 = -0.829668$ $\theta_1 = 0.798578$	0.0000 0.0000	-0.791709	-0.776844
	ARFIMA (2,d,0)	$d = 0.039378$ $\phi_1 = 0.942895$ $\phi_2 = 0.056902$	0.0386 0.0000 0.0000	-0.779320	-0.759515
IBOV	ARIMA (0,1,1)	$\theta_1 = -0.054283$	0.0384	16.29911	16.30902
	ARIMA (1,1,0)	$\phi_1 = -0.057269$	0.0278	16.29893	16.30884

Fonte: Autor.

Todos os modelos concorrentes estimados e comparados exibidos na Tabela 2, apresentaram ruído branco. Os modelos que estão em negrito na Tabela 2 foram os selecionados para cada variável, por possuir o menor valor da estatística BIC. Esses modelos servirão para remover a autocorrelação das séries financeiras, e seus resíduos utilizados para estimar um modelo com volatilidade.

4.2 ANÁLISE DO MODELO COM HETEROCEDASTICIDADE

Todos os modelos escolhidos para as variáveis evidenciaram a presença de volatilidade pela análise do Correlograma dos Resíduos Quadrados com valores fora do intervalo de confiança.

O teste de Multiplicadores de Lagrange (LM) foi utilizado para verificação da heterocedasticidade, e pode ser visualizado na Tabela 3.

Tabela 3 - Teste Multiplicadores de Lagrange para as variáveis estimadas

Variáveis	Modelo	t(calculado)	p-valor
SLC	ARIMA (0,1,1)	27.02073	0.0000
TESA	ARIMA (1,1,0)	92.14247	0.0000
AGRO	ARIMA (1,1,1)	31.74166	0.0000
IBOV	ARIMA (1,1,0)	7.561722	0.0061

t(tabelado) = 1.985

Fonte: Autor.

A Tabela 3 compara os valores de t(tabelado) com valores de t(calculado) para cada variável do estudo. Como resultado ao teste todos os t(calculado) são maiores do que os t(tabelado), rejeita-se a hipótese H_0 , indicando a presença de heterocedasticidade. Além disso, o p-valor de todas as variáveis é menor que o nível de significância adotado (5%), demonstrando que o modelo apresenta volatilidade.

Com os resíduos dos modelos ARIMA selecionados para cada empresa foram estimados vários modelos concorrentes com volatilidade. Entre esses modelos foi selecionado um para cada variável, o qual apresentou o menor valor da estatística BIC. O melhor modelo selecionado pelo critério BIC para a variável SLC é o modelo IGARCH, porém, esses modelos apresentam persistência na volatilidade infinita, $\alpha_1 + \beta_1 = 1$, podendo esse valor estar superestimando (FERNANDES; MONTEIRO, 1997). Neste caso, foi estimado outro modelo que possibilita encontrar um valor de persistência na volatilidade. Os modelos selecionados são apresentados na Tabela 4.

Tabela 4 - Estimações dos modelos heterocedasticos concorrentes

Variável	Modelo	Parâmetro	P-valor	AIC	BIC
SLC	GARCH (1,1)	C = 0.001675 $\theta_1 = -0.112664$ $\alpha_1 = 0.052628$ $\beta_1 = 0.930494$	0.0303 0.0002 0.0000 0.0000	0.377595	0.397416
TESA	EGARCH (1,1)	$\phi_4 = 0.124840$ w = -0.348355 $\alpha_4 = 0.413858$ $\beta_4 = 0.942399$	0.0006 0.0000 0.0000 0.0000	1.846186	1.866007
AGRO	GARCH (1,1)	C = 0.003175 $\phi_1 = 0.856876$ $\theta_1 = -0.832381$ $\alpha_1 = 0.104715$ $\beta_1 = 0.776606$	0.0000 0.0000 0.0002 0.0000 0.0000	-0.860182	-0.835407
IBOV	EGARCH (0,1)	$\phi_1 = -0.061333$ w = 0.161084 $\beta_1 = 0.988088$	0.0226 0.0036 0.0000	16.28476	16.29963

Fonte: Autor.

Para os modelos GARCH a persistência da volatilidade é calculada por $\alpha_i + \beta_i$. Para os modelos EGARCH a persistência da volatilidade é fornecida apenas pelo valor de β_i . A Tabela 5 dispõe o valor da persistência da volatilidade para cada variável.

Tabela 5 - Persistência da volatilidade de cada variável

Variáveis	Modelo	Persistência
SLC	ARIMA (0,1,1) - GARCH (1,1)	0.983122
TESA	ARIMA (1,1,0) - EGARCH (1,1)	0.942399
AGRO	ARIMA (1,1,1) - GARCH (1,1)	0.881321
IBOV	ARIMA (1,1,0) - EGARCH (0,1)	0.988088

Fonte: Autor.

As variações nos preços das *commodities* influenciam nos preços das ações dessas empresas. Normalmente em países com economia dependente de *commodities*, como o Brasil, necessitam de mecanismos de controle de risco para as altas variações desse mercado, para sofrer menores impactos com as altas variações

nos preços (SWARAY, 2002). As empresas e o índice em estudo apresentam elevada persistência necessitando de mecanismos de controle de riscos, como uma diversificação nos investimentos para diminuição de possíveis perdas.

O ano de 2014 foi marcado pelas eleições presidenciais, com as pesquisas eleitorais o índice Ibovespa alternava-se entre valorizações e desvalorizações dependendo do candidato que estava na liderança. Essas influências nas políticas são refletidas também nos preços das ações de empresas agrícolas, essas empresas trabalham com produção de *commodities*, influenciadas diretamente pelo dólar, impactando positivamente quando a moeda americana está valorizada.

O período em estudo contempla muita turbulência política, principalmente com a operação Lava Jato. Esses fatos acarretaram diretamente na persistência da volatilidade dos preços das ações, a cada nova notícia, maior é o tempo necessário para a dissipação da volatilidade. Como foram fortes impactos nas suas cotações, normalmente elas não voltam a sua estabilidade de variação, configurando uma característica de alta persistência da volatilidade dos preços.

A persistência da volatilidade afeta por menos tempo a empresa AGRO, sabendo que as influências de preços de *commodities*, cotação de dólar e as influências políticas que afetam diretamente as empresas são as mesmas. A explicação para esse fato deve-se que o mercado reage de maneira diferente para cada empresa, mesmo elas sendo muito semelhantes.

A empresa AGRO por ter a menor persistência na volatilidade possibilita ao investidor voltar mais rapidamente ao valor do seu investimento inicial em comparação as outras empresas do mesmo setor.

A SLC apresenta persistência na volatilidade semelhante ao índice IBOV. Uma explicação que pode ser levada em conta para essa semelhança é o fato dessa empresa ter o maior volume de negociações entre as empresas agrícolas negociadas na B³ (Brasil, Bolsa, Balcão).

Como o IBOV é o principal índice da bolsa brasileira ele está suscetível a mais influências do mercado do que as empresas agrícolas que foram estudadas. A evidência disso é o valor de persistência na volatilidade ser mais elevado em comparação as empresas em estudo.

O período que contribuiu para instabilidade do mercado brasileiro foi o processo de *impeachment* da presidente Dilma Rousseff. A abertura do processo de *impeachment* foi no dia 02 de dezembro de 2015 e teve encerramento no dia 31 de

agosto de 2016, contemplando o período em estudo. A cada avanço do processo, os preços das ações e do índice Ibovespa refletiam as perspectivas do mercado. O índice Ibovespa teve uma considerável valorização após a abertura do processo de *impeachment*, essas influências contribuíram para uma alta persistência na volatilidade.

Um fator que contribuiu para baixas nos preços das ações agrícolas e afetado a volatilidade, foi um relatório da CONAB de 14 de novembro de 2017 apresentando redução na produção de grãos na safra 2017/18, provocado pelo clima (CONAB, 2017). Nesse mesmo período, o dólar começa a recuar seu valor perante o real, devido a expectativas de reforma da previdência. Esses impactos afetam diretamente nos preços de empresas agrícolas.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente estudo estimou a persistência da volatilidade nos preços de três empresas agrícolas e do índice Ibovespa através da modelagem linear e não linear. O objetivo principal foi alcançado, e corrobora com os estudos na área que série de dados financeiros apresentam elevada persistência na volatilidade, ou seja, quando uma série de dados financeiros, neste caso ações e índice, sofrem algum impacto, ela irá demorar para dissipar a volatilidade.

A metodologia adotada se mostrou eficiente para capturar dados de persistência. Como apresentado na literatura, as séries financeiras necessitam em um primeiro momento a modelagem em nível, estimar e diagnosticar um modelo ARIMA, para posterior realizar testes que comprovam a sua heterocedasticidade. Comprovada a volatilidade é estimado um modelo não linear que possibilite interpretar as influências do mercado. Cada série financeira teve um modelo específico selecionado de acordo com o critério BIC, o mais adequado para séries com elevado número de momentos.

No caso das três empresas agrícolas em análise, esse estudo evidencia o fato que sendo elas semelhantes, do mesmo setor, sob todas as mesmas influências externas, como preço de *commodities* e câmbio, e em mesmo período de tempo, apresentar diferentes valores para a persistência da volatilidade. Com esse fato, pode-se compreender que não são apenas fatores externos que afetam nos preços, oscilações e impacto na volatilidade das ações das empresas, fatores internos como

administrativos e dívidas das empresas, apresentam grande influência sob o comportamento dos preços.

Para realizar um investimento é necessário conhecer mais do que as oscilações dos preços, é importante estudar a fundo cada empresa. No período de estudo, sob as mesmas influências externas, duas empresas, a SLC Agrícola e BrasilAgro, tiveram valorização de suas ações, enquanto a Terra Santa teve forte desvalorização, comprovando novamente que nem sempre as influências externas vão impactar da mesma maneira em empresas semelhantes.

Para estudos futuros sugere-se utilizar outras técnicas estatísticas, como os modelos econométricos autorregressivos vetoriais (VAR) que captam as inter-relações entre variáveis, para verificar quanto as variáveis externas dessas empresas, como preço de *commodities* e câmbio, influenciam na variação do preço das ações de cada uma. Além disso, utilizar as técnicas desse estudo em empresas de outros setores, para compreender como as questões políticas e econômicas interferem nos preços de suas ações.

REFERÊNCIAS

ADAM, K.; MARCET, A.; NICOLINI, J. P. Stock Market Volatility and Learning. **The Journal of Finance**, v. 71, n. 1, p. 33-82, fev. 2016.

AKHTARUZZAMAN, M.; SHAMSUDDIN, A.; EASTON, S. Dynamic correlation analysis of spill-over effects of interest rate risk and return on Australian and US financial firms. **Journal Of International Financial Markets, Institutions And Money**, [s.l.], v. 31, p.378-396, jul. 2014.

ARROW, K. J.; LIND, R. C. Uncertainty and the Evaluation of Public Investment Decisions. **Journal Of Natural Resources Policy Research**, [s.l.], v. 6, n. 1, p.29-44, 12 dez. 2013.

BM&FBOVESPA. **Por Dentro da BM&FBOVESPA**: guia prático de uma das maiores bolsas de valores e derivativos do mundo. Instituto Educacional BM&FBOVESPA, 2017. Disponível em: <<http://bvmf.bmfbovespa.com.br/pt-br/download/LivroPQO.pdf>> Acesso em: 26 out. 2017.

BOLLERSLEV, T. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. **Journal Of Econometrics**, [s.l.], v. 31, n. 3, p.307-327, abr. 1986.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M. **Time Series Analysis, forecasting and control**. San Francisco: Holden Day, 1970.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. C. **Time Series Analysis: forecasting and control**. 4. ed. Hoboken: Wiley, 2008.

BRANCH, W. A.; EVANS, G. W. Bubbles, crashes and risk. **Economics Letters**, [s.l.], v. 120, n. 2, p.254-258, ago. 2013.

BRASILAGRO. Institucional. 2018. Disponível em: <http://www.brasil-agro.com/brasilagro2011/web/conteudo_pt.asp?idioma=0&conta=28&tipo=36811> Acesso em: 22 set. 2018.

BUENO, R. L. S. **Econometria de séries temporais**. São Paulo: Cengage Learning, 2008.

CHKILI, W.; HAMMOUDEH, S.; NGUYEN, D. K. Volatility forecasting and risk management for commodity markets in the presence of asymmetry and long memory. **Energy Economics**, [s.l.], v. 41, p.1-18, jan. 2014.

CONAB. **Boletim de monitoramento agrícola**. v. 06, n.9, 10 e 11, p. 1-29. Brasília: Conab, 2017. Disponível em: <<https://www.conab.gov.br/info-agro/safras/graos/monitoramento-agricola>> Acesso em: 14 mai. 2018.

DAVIS, R. **ARMA-GARCH models applied to exchange-traded funds**. 2012. 62 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Science, Department Of Mathematical Sciences, The University of Texas at El Paso, El Paso, 2012.

EFFENDI, K. A. Determining the Best Arch/Garch Model and Comparing JKSE with Stock Index in Developed Countries. **The Winners**, [s.l.], v. 16, n. 2, p.71-84, 30 set. 2015.

ENGLE, R. Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of U. K. inflation. **Econometrica**, v.50, p.987-1008, 1982.

FERNANDES, M.; MONTEIRO, M. B. Um Procedimento para Análise de Persistência na Volatilidade. **Brazilian Review Of Econometrics**, Rio de Janeiro, v. 17, n. 1, p.15-43, maio 1997.

GRANGER, C. W. J.; JOYEUX, R. An Introduction to Long-Memory Time Series Models and Fractional Differencing. **Journal Of Time Series Analysis**, [s.l.], v. 1, n. 1, p.15-29, jan. 1980.

GUJARATI, D. N.; PORTER, D. C. **Econometria Básica**. 5. ed. Porto Alegre: Mcgraw-hill Bookman, 2011. Tradução de: Denise Durante; Mônica Rosemberg; Maria Lúcia G. L. Rosa.

GÜLOĞLU, B.; KAYA, P.; AYDEMIR, R. Volatility transmission among Latin American stock markets under structural breaks. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, [s.l.], v. 462, p.330-340, nov. 2016.

- HOPEWELL, K. New Protagonists in Global Economic Governance: Brazilian Agribusiness at the WTO. **New Political Economy**, [s.l.], v. 18, n. 4, p.603-623, ago. 2013.
- HOSKING, J. R. M. Fractional differencing. **Biometrika**, [s.l.], v. 68, n. 1, p.165-176, 1981.
- KAUFMANN, C.; WEBER, M.; HAISLEY, E. The Role of Experience Sampling and Graphical Displays on One's Investment Risk Appetite. **Management Science**, [s.l.], v. 59, n. 2, p.323-340, fev. 2013.
- KAZEM, A. et al. Support vector regression with chaos-based firefly algorithm for stock market price forecasting. **Applied Soft Computing**, [s.l.], v. 13, n. 2, p.947-958, fev. 2013.
- LI, J. S.; NG, A. C.; CHAN, W. Managing financial risk in Chinese stock markets: Option pricing and modeling under a multivariate threshold autoregression. **International Review Of Economics & Finance**, [s.l.], v. 40, p.217-230, nov. 2015.
- LJUNG, G. M.; BOX, G. E. P. On a Measure of a Lack of Fit in Time Series Models. **Biometrika**, [s.l.], v. 65, n. 2, p.297-303, 1978.
- MARTHA, G. B.; ALVES, Eliseu. The Role and Impact of Public Research and Technology Transfer in Brazilian Agriculture. **Innovation, Technology, And Knowledge Management**, [s.l.], p.429-444, 23 nov. 2017.
- MATTOS, L. B.; CASSUCE, F. C. C.; MÜLLER, C. A. S. Análise da volatilidade do retorno mensal de boi gordo: 1967-2005. **Unimontes Científica**, Montes Claros, v. 8, n. 1, p.99-106, jan./jun. 2006.
- MONTGOMERY, D. C.; JENNINGS, C. L.; KULAHCI, M. **Introduction to Time Series Analysis and Forecasting**. 2. ed. Hoboken: Wiley, 2015.
- MORETTIN, P. A. **Econometria Financeira: um curso em séries temporais financeiras**. 2. ed. São Paulo: Blucher, 2011. 384 p.
- MORETTIN, P. A.; TOLOI, C.M.C. **Análise de Séries Temporais**. 2. ed. São Paulo: Blucher, 2006. 538 p.
- NEHRING, R. Yield of dreams: Marching west and the politics of scientific knowledge in the Brazilian Agricultural Research Corporation (Embrapa). **Geoforum**, [s.l.], v. 77, p.206-217, dez. 2016.
- NELSON, D. B. Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach. **Econometrica**, [s.l.], v. 59, n. 2, p.347-370, mar. 1991.
- RIBEIRO, H. V. et al. The dynamical structure of political corruption networks. **Journal Of Complex Networks**, [s.l.], p.1-15, 24 jan. 2018.

ROCHA, L. S. et al. Box-Jenkins and Volatility Models for Brazilian 'Selic' Interest and Currency Rates. **International Journal Of Latest Trends In Finance & Economic Sciences**, London, v. 4, n. 3, p.766-773, set. 2014.

SHARPE, W. F.; ALEXANDER, G. J.; BAILEY, F. V. **Investments**. 5 ed. New Jersey: Prentice Hall, 1995.

SLC AGRICOLA. Institucional. 2018. Disponível em:
<<https://www.slcagricola.com.br/>> Acesso em: 21 set. 2018.

SOBRAL, T. E. L.; BARRETO, G. Análise dos Critérios de Informação para a Seleção de Ordem em Modelos Auto-regressivos. **Conferência Brasileira de Dinâmica, Controle e Aplicações**, [s.l.], p.379-382, 2011.

SOUZA, A. M. et al. Applications Residual Control Charts Based on Variable Limits. **International Journal Of Engineering Research And Applications**, [s.l.], v. 5, n. 5, p.44-50, maio 2015.

SOUZA, F. M. **Modelos de Previsão: aplicações à energia elétrica - ARIMA - ARCH - AI e ACP**. 1. ed. Curitiba: Appris, 2016. 229 p.

SWARAY, R. B. Volatility of primary commodity prices: some evidence from agricultural exports in Sub-Saharan Africa. **Discussion Papers**: Department of Economics, University of York, York, 2002.

TERRA SANTA. Institucional. 2018. Disponível em:
<http://www.terrasantaagro.com/default_pti.asp?idioma=0&conta=45> Acesso em: 21 set. 2018.

TRIPATHI, V.; SETH, R. Stock Market Performance and Macroeconomic Factors: The Study of Indian Equity Market. **Global Business Review**, [s.l.], v. 15, n. 2, p.291-316, jun. 2014.

TSAY, R. S. **Analysis of Financial Time Series: financial econometrics**. [s.l.]: Wiley, 2002.

WERNER, L.; RIBEIRO, J. L. D. Previsão de demanda: uma aplicação dos modelos Box-Jenkins na área de assistência técnica de computadores pessoais. **Gestão & Produção**, [s.l.], v. 10, n. 1, p.47-67, abr. 2003.

ZAKOIAN, J. M. Threshold heteroskedastic models. **Journal Of Economic Dynamics And Control**, [s.l.], v. 18, n. 5, p.931-955, set. 1994.

5 DISCUSSÃO

Os modelos econométricos composto pelo ajuste ARIMA-ARCH foram eficientes para explicar o comportamento das séries em estudo. O método ARIMA possibilitou a remoção da autocorrelação das séries financeiras, e com os resíduos desse método foram estimados os modelos com volatilidade. Tanto no artigo 1 como no artigo 2 o modelo encontrado para a SLC Agrícola foi igual, o ARIMA (0,1,1) - GARCH (1,1), ambos com alta persistência, mesmo o segundo artigo contemplando um período um pouco menor.

O período em estudo, nos dois artigos, foi marcado por turbulência política e econômica e influenciou significativamente no resultado. No artigo 1, foi demonstrado diversos fatores nesse período que contribuíram para a elevada persistência do preço da ação da SLC Agrícola, como: crises externas, variação de preços de commodities, parceria com fundos de investimento, a reeleição da presidente Dilma Rousseff, escândalos da operação Lava Jato.

Além da persistência, demonstrou-se que não houve um período de calma no mercado acionário para a SLC Agrícola no período em estudo. Contudo, os anos que tiveram a maior média anual de volatilidade, 2011 e 2015, são os anos de início do primeiro e segundo mandato de Dilma Rousseff. Esse fato comprova a influência da política no preço de ações.

Os mesmos fatores que influenciaram a volatilidade e sua persistência para a SLC Agrícola, pode ter contribuído para as demais empresas em estudo e o índice Ibovespa, analisados no artigo 2. Porém, a persistência entre elas difere, a empresa BrasilAgro apresenta a menor, tornando uma opção de investimento a quem deseja voltar mais rapidamente ao valor do seu investimento inicial, entre as empresas em estudo.

Cada empresa estudada reage de maneira diferente as influências do mercado, mesmo sendo semelhantes. Isso ficou comprovado no segundo artigo, pois a persistência da volatilidade é diferente para cada uma delas. Uma possível explicação para isso, deve-se a gestão de cada empresa, como cada uma delas está perante os fatos que acontecem na política e no mercado.

6 CONCLUSÃO

O estudo verificou a persistência na volatilidade no preço das ações da SLC Agrícola no primeiro artigo e nos preços de três empresas agrícolas e do índice Ibovespa no segundo artigo por meio da utilização de modelagem linear e não linear. Para realizar o estudo foi necessário ajustar um modelo ARIMA antes da construção de um modelo com volatilidade, para remover a autocorrelação, e realizar alguns testes para comprovar diferentes hipóteses em cada etapa da metodologia utilizada.

Entre os vários modelos ARIMA testados e comparados que apresentaram ruído branco, os modelos foram escolhidos pelos critérios penalizadores AIC e BIC. Utilizando os testes de volatilidade foi comprovado a existência de heterocedasticidade, em cada série de dados financeira, sendo necessário estimar os modelos da família ARCH, e o selecionando pelos mesmos critérios penalizadores.

No artigo 1, a análise das variações e volatilidade proporcionou uma visão dos momentos afetados por notícias ao longo do período em estudo. Percebe-se que fatos econômicos de outros países, cotação do dólar, preço de *commodities*, produção agrícola e fatores políticos impactam nos preços das ações da SLC agrícola. Essas influências interferiram na média anual de volatilidade, comprovando uma maior volatilidade nos anos políticos de início dos dois mandatos de Dilma Rousseff.

No artigo 2, foi estimada a persistência da volatilidade nos preços de três empresas agrícolas e do índice Ibovespa a partir da modelagem linear e não linear. podendo salientar que dados financeiros apresentam elevada persistência na volatilidade, ou seja, quando uma série de dados financeiros, neste caso ações e índice, sofrem algum impacto, ela irá demorar para dissipar a volatilidade.

No caso das três empresas agrícolas em análise, esse estudo evidencia o fato que empresas semelhantes, do mesmo setor, sob todas as mesmas influências externas, como preço de *commodities* e câmbio, e em mesmo período de tempo, apresentam diferentes valores para a persistência da volatilidade. Com esse fato, pode-se compreender que não são apenas fatores externos que afetam nos preços, oscilações e impacto na volatilidade das ações das empresas, fatores internos como administrativos e dívidas das empresas possuem grande influência sob o comportamento dos preços.

Mostrou-se como fatores políticos e econômicos interferem no preço e na volatilidade das ações, principalmente em momentos de turbulência política como o

período analisado, bem como auxiliar os investidores e entusiastas que têm interesse por assuntos relacionado aos investimentos.

Em termos de risco no investimento, as ações com elevada volatilidade permaneceram um longo período sob a interferência dos fatos que impactam sobre ela, ou seja, quando influenciada por um fator negativo, a ação vai permanecer um longo período em desvalorização e sob influência de um fator positivo, o preço da ação irá crescer por um longo período. Cabe ao investidor escolher a melhor estratégia de investimento.

Como sugestão para trabalhos futuros, seria interessante aplicar essas técnicas estatísticas em diferentes empresas, para compreender como as questões políticas e econômicas interferem nos preços de suas ações. Além disso, existem outras técnicas estatísticas que podem ser utilizadas para estudar os preços de ações, como por exemplo, redes neurais e modelos de dados em painel, os quais comprovariam ou não essas influências.

REFERÊNCIAS

ADAM, K.; MARCET, A.; NICOLINI, J. P. Stock Market Volatility and Learning. **The Journal of Finance**, v. 71, n. 1, p. 33-82, fev. 2016.

AKHTARUZZAMAN, M.; SHAMSUDDIN, A.; EASTON, S. Dynamic correlation analysis of spill-over effects of interest rate risk and return on Australian and US financial firms. **Journal Of International Financial Markets, Institutions And Money**, [s.l.], v. 31, p.378-396, jul. 2014.

ARROW, K. J.; LIND, R. C. Uncertainty and the Evaluation of Public Investment Decisions. **Journal Of Natural Resources Policy Research**, [s.l.], v. 6, n. 1, p.29-44, 12 dez. 2013.

ASSAF NETO, A. LIMA, F. G. **Curso de Administração Financeira**. São Paulo: Atlas, 2009.

B³. Brasil, Bolsa, Balcão. 2018. Disponível em: <http://www.b3.com.br/pt_br/> Acesso em: 10 out. 2018.

BM&FBOVESPA. A Nova Bolsa. Renda Variável, Ações. 2016. Disponível em: <http://www.bmfbovespa.com.br/pt_br/produtos/listados-a-vista-e-derivativos/renda-variavel/acoes.htm> Acesso em: 20 set. 2017.

BM&FBOVESPA. **Por Dentro da BM&FBOVESPA**: guia prático de uma das maiores bolsas de valores e derivativos do mundo. Instituto Educacional BM&FBOVESPA, 2017. Disponível em: <<http://bvmf.bmfbovespa.com.br/pt-br/download/LivroPQO.pdf>> Acesso em: 26 out. 2017.

BOLLERSLEV, T. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. **Journal Of Econometrics**, [s.l.], v. 31, n. 3, p.307-327, abr. 1986.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; **Time Series Analysis, forecasting and control**. San Francisco: Holden Day, 1970.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. C. **Time Series Analysis: forecasting and control**. 4. ed. Hoboken: Wiley, 2008.

BRANCH, W. A.; EVANS, G. W. Bubbles, crashes and risk. **Economics Letters**, [s.l.], v. 120, n. 2, p.254-258, ago. 2013.

BRASILAGRO. Institucional. 2018. Disponível em: <http://www.brasil-agro.com/brasilagro2011/web/conteudo_pt.asp?idioma=0&conta=28&tipo=36811> Acesso em: 22 set. 2018.

BUENO, R. D. L. D. S. **Econometria de séries temporais**. 2. ed. São Paulo: Cengage Learning, 2012.

CALDARELLI, C. E.; BACCHI, M. R. P. Fatores de influência no preço do milho no Brasil. **Nova Economia**, [s.l.], v. 22, n. 1, p.141-164, abr. 2012.

CEPEA. **PIB do Agronegócio Brasileiro**. 2018. Disponível em: <<https://www.cepea.esalq.usp.br/br/pib-do-agronegocio-brasileiro.aspx>> Acesso em: 28 dez. 2018.

CETORELLI, N.; PERISTIANI, S. Prestigious stock Exchanges: a network analysis of international financial centers. **Journal Of Banking & Finance**, [s.l.], v. 37, n. 5, p.1543-1551, mai. 2013.

CONCEIÇÃO, J. C. P. R.; CONCEIÇÃO, P. H. Z. **Agricultura: Evolução e importância para a balança comercial Brasileira**. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada. Brasília: Ipea, 2014.

COSTA, C. C.; GUILHOTO, J. J. M.; IMORI, D. Importância dos setores agroindustriais na geração de renda e emprego para a economia brasileira. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, [s.l.], v. 51, n. 4, p.787-814, dez. 2013.

EFFENDI, K. A. Determining the Best Arch/Garch Model and Comparing JKSE with Stock Index in Developed Countries. **The Winners**, [s.l.], v. 16, n. 2, p.71-84, 30 set. 2015.

EMBRAPA. **Soja em números - safra 2017/2018**. 2018. Disponível em: <<https://www.embrapa.br/soja/cultivos/soja1/dados-economicos>> Acesso em: 10 mar. 2019.

ENGLE, R. Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of U. K. inflation. **Econometrica**, v.50, p.987-1008, 1982.

ENGLE, R. GARCH 101: the use of ARCH/GARCH models in applied econometrics. **Journal of Economic Perspectives**. V. 15, n 14, p. 157 – 168. 2001.

FAIRBAIRN, M. 'Like gold with yield': evolving intersections between farmland and finance. **The Journal Of Peasant Studies**, [s.l.], v. 41, n. 5, p.777-795, jan. 2014.

FAMA, E. F.; FRENCH, K. R. Common risk factors in the returns on stocks and bonds. **Journal Of Financial Economics**, [s.l.], v. 33, n. 1, p.3-56, fev. 1993.

FELICIANI, A. V.; SOUZA, A. M.; SOUZA, F. M. Modelos estocásticos de previsão dos preços da soja no Brasil. **Custos e Agronegócio On Line**, Recife, v. 11, n. 1, p.263-280, jan./mar. 2015.

FLIEHR, O. Analysis of transportation and logistics processes for soybeans in Brazil: A case study of selected production regions. **Thünen Working Paper**, Braunschweig/Germany, n. 4, jul. 2013.

FORTUNA, E. **Mercado Financeiro: Produtos e Serviços**. 18ª ed. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2008.

GAMBA, S. et al. Stock Market Volatility Spillovers: evidence for Latin America. **Finance Research Letters**, [s.l.], v. 20, p.207-216, fev. 2017.

GIL, A. C. **Métodos e técnicas de pesquisa social**. 6. ed. São Paulo: Atlas, 2008.

GITMAN, L. J. **Princípios de Administração Financeira**. 12ª ed. São Paulo: Pearson Addison Wesley, 2010.

GJIKA, D.; HORVÁTH, R. Stock market comovements in Central Europe: Evidence from the asymmetric DCC model. **Economic Modelling**, [s.l.], v. 33, p.55-64, jul. 2013.

GUJARATI, D. N.; PORTER, D. C. **Econometria Básica**. 5. ed. Porto Alegre: Mcgraw-hill Bookman, 2011. Tradução de: Denise Durante; Mônica Rosemberg; Maria Lúcia G. L. Rosa.

HSING, Y; HSIEH, W. Impacts of macroeconomic variables on the stock market index in Poland: new evidence. **Journal of Business Economics And Management**, [s.l.], v. 13, n. 2, p.334-343, abr. 2012.

INVESTING. **Sobre nós**. 2017. Disponível: em <<https://br.investing.com/about-us/>> Acesso em: 05 out. 2017.

JUBERT, R. W. et al. Um Estudo do Padrão de Volatilidade dos Principais Índices Financeiros do Bovespa: uma Aplicação de Modelos Arch. **Revista UnB Contábil**, [s.l.], v. 11, n. 1-2, p.221-239, jan. 2008.

KAUFMANN, C.; WEBER, M.; HAISLEY, E. The Role of Experience Sampling and Graphical Displays on One's Investment Risk Appetite. **Management Science**, [s.l.], v. 59, n. 2, p.323-340, fev. 2013.

KAZEM, A. et al. Support vector regression with chaos-based firefly algorithm for stock market price forecasting. **Applied Soft Computing**, [s.l.], v. 13, n. 2, p.947-958, fev. 2013.

KERR, R. B. **Mercado Financeiro e de Capitais**. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2011. 248 p.

KUMARI, J.; MAHAKUD, J. Relationship Between Conditional Volatility of Domestic Macroeconomic Factors and Conditional Stock Market Volatility: Some Further Evidence from India. **Asia-pacific Financial Markets**, [s.l.], v. 22, n. 1, p.87-111, 27 set. 2014.

KVASHA, S.; SKRYPNYK, A.; ZHEMOYDA, O. Transition to the Agricultural Land Market with the Minimal Risks. In: **VI Large Farm Management Conference**, September 16-18, 2015, Kyiv, Ukraine.

LEVINE, R.; ZERVOS, S. Stock Market Development and Long-Run Growth. **The World Bank Economic Review**, [s.l.], v. 10, n. 2, p.323-339, 1 mai. 1996.

- LI, J. S.; NG, A. C.; CHAN, W. Managing financial risk in Chinese stock markets: Option pricing and modeling under a multivariate threshold autoregression. **International Review Of Economics & Finance**, [s.l.], v. 40, p.217-230, nov. 2015.
- LJUNG, G. M.; BOX, G. E. P. On a Measure of a Lack of Fit in Time Series Models. **Biometrika**, [s.l.], v. 65, n. 2, p.297-303, 1978.
- LONG, W. et al. A complex network for studying the transmission mechanisms in stock market. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, [s.l.], v. 484, p.345-357, out. 2017.
- LONGARAY, A. A.; FIGUEIREDO, R. M.; MUNHOZ, P. R. Um estudo sobre o grau de importância atribuído pelo investidor à utilização de modelos matemáticos na prática de home broker. **Navus - Revista de Gestão e Tecnologia**, Florianópolis, p.127-139, 12 jan. 2015.
- MALHOTRA, M.; THENMOZHI, M.; KUMAR, G. A. Evidence on changes in time varying volatility around bonus and rights issue announcements. **International Journal Of Emerging Markets**, [s.l.], v. 8, n. 2, p.129-143, 5 abr. 2013.
- MARCONI, M. A.; LAKATOS, E. M. **Técnicas de pesquisa: planejamento e execução de pesquisas, amostragens e técnicas de pesquisas, elaboração, análise e interpretação de dados**. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2002.
- MARQUES, L M.; FUINHAS, J. A.; MARQUES, A. C. Does the stock market cause economic growth? Portuguese evidence of economic regime change. **Economic Modelling**, [s.l.], v. 32, p.316-324, mai. 2013.
- MATTOS, L. B.; CASSUCE, F. C. C.; MÜLLER, C. A. S. Análise da volatilidade do retorno mensal de boi gordo: 1967-2005. **Unimontes Científica**, Montes Claros, v. 8, n. 1, p.99-106, jan./jun. 2006.
- MONTGOMERY, D. C.; JENNINGS, C. L.; KULAHCI, M. **Introduction to Time Series Analysis and Forecasting**. 2. ed. Hoboken: Wiley, 2015.
- MOREIRA, R. R. Commodities Prices Volatility, Expected Inflation and GDP Levels: An Application for a Net-exporting Economy. **Procedia Economics and Finance**, [s.l.], v. 14, p.435-444, 2014.
- MORETTIN, P. A. **Econometria Financeira: um curso em séries temporais financeiras**. 2. ed. São Paulo: Blucher, 2011. 384 p.
- MORETTIN, P. A.; TOLOI, C.M.C. **Análise de séries temporais**. 2. ed. São Paulo: Blucher, 2006. 538 p.
- PARANÁ, E. A finança digitalizada: informatização a serviço da mundialização financeira. **Nova Economia**, [s.l.], v. 28, n. 1, p.245-272, abr. 2018.
- ROSS, S. A.; WESTERFIELD, R. W.; JORDAN, B. D. **Princípios de Administração Financeira**. 8ª ed. São Paulo: Atlas, 2008.

- SAFRANSKY, S.; WOLFORD, W. **Contemporary Land Grabs and their Alternatives in the Americas**. International Conference on Global Land Grabbing. Institute for Development Studies, University Of Sussex, April 6 – 8, 2011.
- SALLES JUNIOR, C. A. C. et al. **Gerenciamento de riscos em projetos**. Rio de Janeiro: Editora FGV, 2007. 160 p. (Gerenciamento de projetos).
- SHARPE, W. F.; ALEXANDER, G. J.; BAILEY, F. V. **Investments**. 5 ed. New Jersey: Prentice Hall, 1995.
- SHILLER, R. J. **Finanças para uma Boa Sociedade**: como o capitalismo financeiro pode contribuir para um mundo mais justo. Rio de Janeiro: Elsevier, 2012. Tradução de: Afonso Celso da Cunha Serra.
- SILVA, W. S.; SÁFADI, T.; CASTRO JÚNIOR, L. G. Uma análise empírica da volatilidade do retorno de commodities agrícolas utilizando modelos ARCH: os casos do café e da soja. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, Rio de Janeiro, v. 43, n. 1, p.119-134, mar. 2005.
- SLC AGRICOLA. Institucional. 2018. Disponível em: <<https://www.slcagricola.com.br/>> Acesso em: 21 set. 2018.
- SOUZA, A. M. et al. Applications Residual Control Charts Based on Variable Limits. **International Journal Of Engineering Research And Applications**, [s.l.], v. 5, n. 5, p.44-50, mai. 2015.
- SOUZA, F. M. **Modelos de Previsão**: aplicações à energia elétrica - ARIMA - ARCH - AI e ACP. 1. ed. Curitiba: Appris, 2016. 229 p.
- STEFFEN, H. C.; ZANINI, F. A. M. Abertura de capital no Brasil: percepções de executivos financeiros. **Revista Contabilidade & Finanças**, [s.l.], v. 23, n. 59, p.102-115, ago. 2012.
- STROHSAL, T.; WEBER, E. Time-varying international stock market interaction and the identification of volatility signals. **Journal Of Banking & Finance**, [s.l.], v. 56, p.28-36, jul. 2015.
- TELLES, T. S.; PALLUDETTO, A. W. A.; REYDON, B. P. Price movement in the Brazilian land market (1994-2010): an analysis in the light of post-Keynesian theory. **Brazilian Journal of Political Economy**, [s.l.], v. 36, n. 1, p.109-129, mar. 2016.
- TERRA SANTA. Institucional. 2018. Disponível em: <http://www.terrasantaagro.com/default_pti.asp?idioma=0&conta=45> Acesso em: 21 set. 2018.
- TIER, M. **Investimentos**: Os segredos de George Soros e Warren Buffett. 4. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2005. Tradução de: Alessandra Mussi Araújo.

TRIPATHI, V.; SETH, R. Stock Market Performance and Macroeconomic Factors: The Study of Indian Equity Market. **Global Business Review**, [s.l.], v. 15, n. 2, p.291-316, jun. 2014.

TSAY, R. S. **Analysis of Financial Time Series**: financial econometrics. [s.l.]: Wiley, 2002.

VOITURIEZ, T. What explains price volatility changes in commodity markets? Answers from the world palm-oil market. **Agricultural Economics**, [s.l.], v. 25, n. 2-3, p.295-301, set. 2001.

WESZ JÚNIOR, V. J. O mercado da soja no Brasil e na Argentina: semelhanças, diferenças e interconexões. **Século XXI – Revista de Ciências Sociais**, [s.l.], v. 4, n. 1, p.114-161, 22 set. 2014. Universidade Federal de Santa Maria.