

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

AMANDA INGLID SOUZA CARMAZIO

UMA ANÁLISE SOBRE A CORRELAÇÃO ENTRE TAXA DE CÂMBIO, TAXA DI E O
ÍNDICE IBOVESPA DE 2007 ATÉ 2020 NO BRASIL.

CURITIBA

2023

AMANDA INGLID SOUZA CARMAZIO

UMA ANÁLISE SOBRE A CORRELAÇÃO ENTRE TAXA DE CÂMBIO TAXA DI E O
ÍNDICE IBOVESPA DE 2007 ATÉ 2020 NO BRASIL.

Monografia apresentada ao curso de Graduação em Ciências Econômicas, Setor de Ciências Sociais Aplicadas, Universidade Federal do Paraná, como requisito parcial à obtenção do título de Bacharel em Ciências Econômicas.

Orientador: Professor Adalto Acir Althaus Junior

CURITIBA

2023

TERMO DE APROVAÇÃO

AMANDA INGLID SOUZA CARMAZIO

UMA ANÁLISE SOBRE A CORRELAÇÃO ENTRE TAXA DE CÂMBIO TAXA DI E O
ÍNDICE IBOVESPA DE 2007 ATÉ 2020 NO BRASIL.

Monografia apresentada ao curso de Graduação em Ciências Econômicas, Setor de Ciências Sociais Aplicadas, Universidade Federal do Paraná, como requisito parcial à obtenção do título de Bacharel em Ciências Econômicas.

Professor Adalto Acir Althaus Junior

Orientador – Departamento de Economia - DEPECON, UFPR.

DEDICAÇÃO E AGRADECIMENTOS

Gostaria de começar agradecendo ao professor Adalto Acir Althaus Junior que me auxiliou e enriqueceu meus conhecimentos me orientando para essa pesquisa.

A todos meus professores que tive a oportunidade de conhecer na universidade, a todos ensinamentos, com certeza foram muito importantes para meu aprendizado.

A Universidade Federal do Paraná pela minha formação, por todo suporte que sempre estive. A UFPR não forma apenas profissionais, e sim novos cidadãos.

A banca pela oportunidade de apresentar e discorrer sobre meu trabalho.

A todos colegas e amigos que fiz dentro da universidade.

E por fim, as pessoas mais importantes, minha família, a quem me apoiou e sempre esteve comigo nos maiores desafios. Cleide, Gerri e Giovana.

RESUMO

O objetivo dessa pesquisa exploratória é analisar a correlação entre os ativos do mercado acionário brasileiro (IBOVESPA), dólar (PTAX) e taxa de juros futuro (DI) durante 13 anos. Araújo e Bastos (2008) argumentam que a interação entre as variáveis macroeconômicas e a forma como o mercado de ações se comporta nas últimas décadas tem sido objeto de vários estudos, com as ferramentas estatísticas cada vez mais desenvolvidas, os investidores em geral procuram prever e buscam a eficiência no mercado acionário. Utilizando o modelo autorregressivo integrado de médias móveis ARIMA, tal modelo estatístico serve para demonstrar e compreender os dados de uma variável, além de ajudar em futuras previsões. Foi necessário aplicar o modelo não-paramétrico de autocorrelação de Spearman. O teste de quebra estruturais na média das variáveis, método econométrico foi usado para explicar as maiores variações e contextualizar com os acontecimentos históricos-econômicos do Brasil. Os resultados das análises foi uma correlação negativa significativa entre IBOVESPA e contratos futuros DI. Em relação à variável PTAX e IBOVESPA houve uma correlação negativa modulada, contratos futuros DI em relação ao dólar PTAX houve uma fraca correlação negativa, conceitos macroeconômicos podem responder tais movimentos, por exemplo, a paridade de preços coberta que será explicado no decorrer da pesquisa quantitativa. Os desvios causados na variância do Ibovespa podem ser explicados em 4,9 % pelo próprio índice no período, sendo acompanhado pelos contratos futuros DI, em 62,9% e a taxa de câmbio em 10,4%.

PALAVRAS-CHAVE Variáveis macroeconômicas, ARIMA, correlação, crise econômica, teste de quebra estrutural.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 ESTRUTURA DO SISTEMA FINANCEIRO NACIONAL.....	12
FIGURA 2 PADROES TEÓRICOS DAS FAC E FACP	23
FIGURA 3 HISTÓRICO DAS VARIÁVEIS PTAX, IBOVESPA E CONTRATOS FUTUROS DI	29
FIGURA 4 FIGURA HISTÓRICO DAS VARIÁVEIS PTAX, IBOVESPA E CONTRATOS FUTUROS	28
FIGURA 5 GRÁFICO SÉRIE IBOV	31
FIGURA 6 TABELA AUTOCORRELAÇÃO PARICAL SÉRIE IBOV	31
FIGURA 7 GRÁFICO FAC PARCIAL IBOV.....	31
FIGURA 8 GRÁFICOS FAC E FACP SÉRIE IBOV	32
FIGURA 9 GRÁFICO SERIE PTAX	33
FIGURA 10 TABELA AUTOCORRELAÇÃO PARICAL SÉRIE IBOV	33
FIGURA 11 GRÁFICO FAC PARCIAL PTAX.....	33
FIGURA 12 GRÁFICOS FAC E FACP SÉRIE PTAX	34
FIGURA 13 GRÁFICO SÉRIE DI	34
FIGURA 14 AUTOCORRELAÇÃO PARCIAL DI	35
FIGURA 15 GRÁFICO FAC PARCIAL DI.....	35
FIGURA 16 GRÁFICOS FAC E FACP SÉRIE DI.....	36
FIGURA 17 DESCRIÇÃO MODELO ARIMA.....	36
FIGURA 18 ESTATÍSTICAS DO MODELO ARIMA	36
FIGURA 19 PARÂMETROS DO MODELO ARIMA.....	37
FIGURA 20 MODELO E PREVISÃO ARIMA	38
FIGURA 21 TESTE CUSUM IBOV.....	39
FIGURA 22 TESTE CUSUM PTAX.....	40
FIGURA 23 TESTE CUSUM DI.....	41
FIGURA 24 GRÁFICOS DE DISPERSÃO E O TESTE DE HIPÓTESE.....	41
FIGURA 25 CORRELAÇÕES DE SPEARMAN	42

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	8
1.1 JUSTIFICATIVA	9
1.2 OBJETIVOS	9
1.3 OBJETIVO GERAL	9
1.4 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	10
2 METODOLOGIA	10
3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	11
3.1 CONSELHO MONETÁRIO NACIONAL	11
3.2 BANCO CENTRAL DO BRASIL - BACEN	11
3.3 COMISSÃO DE VALORES MOBILIÁRIOS	12
3.4 TAXA DE JUROS	13
3.5 MERCADO FUTURO DI.....	13
3.6 TAXA DE CÂMBIO	15
3.7 REGIME DE CÂMBIO FIXO.....	16
3.8 REGIME DE CÂMBIO FLEXÍVEL	16
3.9 REGIME DE CAMBIO MISTO.....	16
4 ÍNDICE DA BOLSA DE VALORES DE SÃO PAULO- IBOVESPA	17
5 HIPÓTESE DE MERCADOS EFICIENTES	18
6 VETORES AUTORREGRESSIVOS (VAR)	20
6.1 MODELO ARIMA	21
6.2 IDENTIFICAÇÃO E SELEÇÃO DO MODELO ARIMA	23
6.3 MODELAGEM BOX-JENKINS	24
6.4 TESTE DE LJUNG-BOX	25
6.5 MÉTODOS DE QUEBRA ESTRURAL	26
6.6 COEFICIENTE DE SPEARMAN	26
7 RESULTADOS E DISCUSSÕES	28
8 REFERÊNCIAS	44

1 INTRODUÇÃO

No cenário atual da economia brasileira, a interação entre os juros, o dólar e o Ibovespa são fundamentais na compreensão das dinâmicas do mercado financeiro e na tomada de decisões dos investidores. Após o Plano Real criado em 1994 o mercado de ações brasileiro tem se tornado atrativo para investidores internacionais, assim como, a eficiência alocativa e no volume de negócios. Porém, com as condições adversas na economia, insegurança as condições macroeconômicas no país, exposição da moeda, o mercado financeiro detém de um risco elevado, além das variáveis de desenvolvimento econômico causarem consideráveis oscilações que influencia o mercado financeiro.

A pesquisa destinasse a uma análise sobre o grau de correlação entre a taxa de câmbio (PTAX), contratos futuros (DI) o índice IBOVESPA de janeiro 2007 a dezembro de 2020. As ferramentas estatísticas na pesquisa, tem como finalidade os tratamentos dos dados, análise temporal das séries, previsões e modelos econométricos para prever oscilações. No software estatístico SPSS será realizado a correlação de Spearman, correlações parciais, também será utilizado o modelo ARIMA, Autorregressivo Integrado e de Médias Móveis para verificar sazonalidade ou não sazonalidade dos dados analisados, além disso, utilizaremos gráficos de dispersão, modelos FAC E FACP como ferramentas para uma análise estatística.

Segundo Yin (2005) um estudo de caso se constitui em uma investigação empírica, como forma de explicar e prever os acontecimentos contemporâneos, principalmente, quando os fenômenos e o contexto não são claramente definidos. O trabalho é dividido em três partes de estudo e algumas subseções em cada uma delas, sendo a primeira o objetivo do trabalho em conjunto da metodologia usada para a análise, na segunda sessão a apresentação dos modelos utilizados no trabalho, e na terceira sessão por fim do resultado e discussões da pesquisa.

1.1 JUSTIFICATIVA

Considerando as variáveis macroeconômicas no Brasil nos últimos anos, os acontecimentos históricos e econômicos de maior relevância tiveram grande impacto no mercado de capitais e na decisão dos investidores, tendo em vista o mercado acionário, que é um papel importante para o financiamento das empresas e indústrias no nosso país. O estudo pretende identificar uma causa efeito entre crise e aumento ou redução da taxa de juros e dólar. A análise poderá proporcionar uma compreensão de como o mercado financeiro se comporta em relação às movimentações das variáveis macroeconômicas, dessa forma, como os fatores externos influenciam não apenas os índices de desempenho de um país, mas também, os investidores e o mercado de capitais no Brasil.

1.2 OBJETIVOS

O objetivo principal é analisar a relação de correlação entre variáveis macroeconômicas específicas e o retorno dos ativos no mercado acionário brasileiro. Além de contribuir com o estudo de como o mercado acionário brasileiro se comporta frente às variações macroeconômicas. E, identificar se houve correlação destes indicadores relacionados à amplitude histórica da amostra, a partir de testes de modelos estatísticos.

1.3 OBJETIVO GERAL

O objetivo principal do trabalho é analisar as séries com métodos estatísticos e econométricos para entender o movimento das variáveis, Tal pesquisa será importante para embasar uma discussão mais fundamentada, considerando a divisão de opiniões sobre dado assunto e a constante busca pela eficiência e desenvolvimento do país durante o período analisado, além de efetuar testes de quebra estrutural das variáveis e testes autoagressivos, buscou-se elaborar uma

associação estatística das séries históricas.

1.4 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- a) Realizar uma autocorrelação, e correlações parciais entre as variáveis.
- b) Realizar testes não-paramétricos e análise das séries temporais.
- c) Realizar modelos autorregressivos das variáveis para verificar similaridades.
- d) Realizar teste de quebra estrutural das amostras.

2 METODOLOGIA

Será utilizada a metodologia de pesquisa bibliográfica para levantamento de dados estatísticos no Brasil. O estudo será utilizado dados secundários, mensais, desde 01 de janeiro de 2007 há 31 de dezembro de 2020. Já em relação às análises financeiras, serão utilizadas bases de dados nacionais públicos retirado do banco de dados oficial do IPEADATA, BACEN e a BOVESPA.

Os dados estatísticos obtêm de diversas ferramentas para serem analisados, além de expandir pesquisas estatísticas, o tratamento de dados se torna mais efetivo.

Na análise será utilizada a ferramenta Excel para a organização dos dados e o software SPSS (Statistical Package for the Social Sciences) desenvolvido pela IBM (International Business Machines Corporation), para realizar as regressões lineares e as correlações entre as variáveis. O pacote estatístico tem como principais funções, a preparação e validação de dados, modelos de regressão, modelos estatísticos avançados, tabelas, tendências, categorias entre outros. Além disso, no teste de quebra estrutural de Cusum. foi utilizado o Software RStudio software de linguagem de programação R.

No método quantitativo, segundo Rosca (2005) os dados padronizados permitem uma maior compreensão para o pesquisador elaborar sumários, comparações e relatórios. Na pesquisa será utilizado o método descritivo, com

conceitos teóricos econômicos, sendo desenvolvidos testes com as taxas e índice com a base de dados públicos.

A análise da correlação gera um número que resume o grau de relacionamento entre duas variáveis, podendo ser negativa, nula ou positiva. O modelo Autorregressivo Integrado e de Médias Móveis (ARIMA).

No estudo será utilizado a taxa PTAX real a partir da RESOLUÇÃO BCB Nº 45, DE 24 DE NOVEMBRO DE 2020. Em relação ao índice Ibovespa, será replicado o índice de fechamento anual nominal e a taxa média de crescimento do índice disponibilizado pela B3 BM&BOVESPA. Os dados para o estudo foram retirados do Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada - IPEA (www.ipeadata.gov.br).

3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

3.1 CONSELHO MONETÁRIO NACIONAL

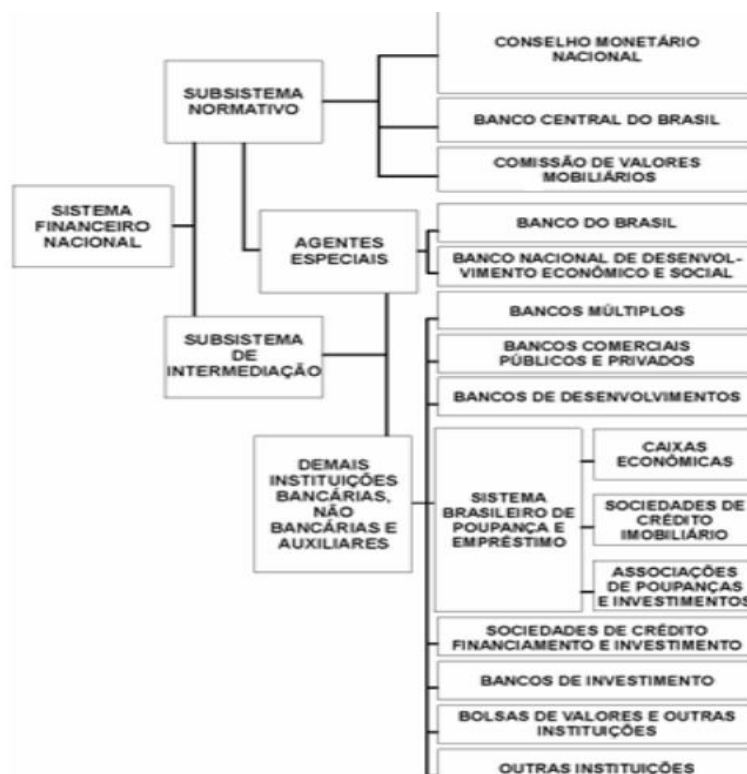
É o órgão regulador do sistema financeiro nacional, as principais atribuições, como, a formulação da política de moeda e crédito, realizando a estabilidade da moeda e o desenvolvimento social e econômico para a sociedade. Além disso, determina a meta da inflação, coordena a política monetária, orçamentaria e da dívida pública. As atribuições do CMN estão previstas nos Artigos 3º e 4º da Lei 4.595/64.

3.2 BANCO CENTRAL DO BRASIL - BACEN

O Banco Central do Brasil a autoridade monetária brasileira associado ao Ministério da Fazenda, teve seu início em meados de 1964 pela Lei 4.595. Antes do BACEN, as atividades monetárias eram desenvolvidas pela SUMOC (Superintendência da Moeda e do Crédito), além do tesouro nacional e banco do Brasil, após essa data, tornou-se o responsável por diversas tarefas monetárias, uma delas é a fabricação e impressão do papel-moeda.

Segundo o Banco Central do Brasil (2009) o Sistema Financeiro Nacional é estruturado da seguinte forma:

FIGURA 1 ESTRUTURA DO SISTEMA FINANCEIRO NACIONAL



Fonte: Banco Central do Brasil – Adaptado por Bathke e Pereira (2002, p. 19)

3.3 COMISSÃO DE VALORES MOBILIÁRIOS

O conselho de valores mobiliários é uma autarquia Federal ligada ao Ministério da Fazenda, criada em 1976, pela lei n. 6.385, para regular, fiscalizar e promover o desenvolvimento do mercado de valores mobiliários, com intuito de defender e cuidar dos direitos dos investidores. Do ponto de vista executivo, a CVM é organizada em superintendências, além de ser um órgão normativo do sistema financeiro nacional.

3.4 TAXA DE JUROS

Segundo Bresser e Nakano (2001) a finalidade da taxa de juros é: diminuir a demanda agregada quando aquecida, de forma a evitar a pressão salarial e aceleração da inflação. Além de limitar a desvalorização da taxa de câmbio para evitar inflação de custos, estimular o capital externo favorável a balança de pagamentos e, incentivar investidores internos a comprar títulos que financiam os déficits públicos e reduzir o déficit comercial por meio do controle da demanda agregada.

Segundo Samuelson e Nordhaus (1985) definem juros como o retorno àqueles que emprestam dinheiro a empresas ou a outras pessoas, e taxa de juros como custo de oportunidade de ter um montante emprestado em determinado período.

3.5 MERCADO FUTURO DI

O mercado futuro DI é um indicador de taxa de juros, é a média da acumulação das taxas médias diárias de depósitos interbancários de um dia. O contrato futuro DI tem como ativo próximo à taxa média diária dos depósitos interfinanceiros (DI), calculada entre a data de negociação e divulgada pela B3, a data de vencimento e é principalmente para ativos de renda fixa, ou também, para medir risco e retorno de determinado ativo ou ativos. A taxa DI é calculada a partir das operações de ordem crescente, e organizadas em taxa e volume. Em seguida, é calculado referente ao seu peso, em relação ao volume total depositado.

A partir de 01 de outubro de 2018 o cálculo da taxa DI é baseado em duas condições, (retirado do site B3 em junho/2022).

- I. “O número de operações elegíveis para o cálculo da Taxa DI for igual ou superior a 100 (cem);”
- II. “O somatório dos volumes das operações elegíveis para o cálculo da Taxa DI for igual ou superior a R\$ 30 (trinta) bilhões.”

Portanto, se na data não atender alguma das duas condições acima, a taxa DI será igual à taxa Selic Over divulgada no dia, porém, como a taxa Selic é calculada pelo lastro de títulos públicos federais, pode apresentar um menor risco do que a taxa DI.

Abaixo o cálculo da taxa over em cada operação:

$$taxa\ over: \left[\left(1 + \frac{taxa\ 1d.u}{100} \right)^{252} - 1 \right] \times 100$$

(1)

Onde:

DI_i = Taxa DI da i-ésima operação;

VR_i = Valor de Resgate da i-ésima operação;

VE_i = Valor de Emissão da i-ésima operação.

A taxa DI tem origem nas transações entre depósitos interbancários, com o objetivo de manter em caixa preestabelecido pelo banco central, a taxa além de ser um indicador da economia, ela mede o risco país e níveis de inflação, preços de ativos, a bolsa de valores e taxa de câmbio.

Rocha, Moreira e Magalhães (2002) acredita que a taxa de juros envolve muitas variáveis, pois, existem muitos mercados interligados, tipos de operações de curto e longo prazo, condições legais de recuperação de crédito e risco soberano, além das variáveis que se relacionam ao spread entre taxa de juros e a taxa livre de risco.

A B3 é responsável por calcular e divulgar a Taxa Di Over, para o trabalho, será usado 3.517 dados, referente a 02 de janeiro de 2007 a 31 de dezembro de 2020. Os índices foram coletados da base de dados do BACEN com 3.517 amostras.

Abaixo a descrição das modalidades mais negociadas em contrato futuro:

I. DDI e FRA: Cupom cambial sujo (DDI) utiliza a variação real/dólar a partir da Pataxó do dia anterior. E o cupom cambial limpo (FRA) é a variação do dólar à vista do dia;

II. IND: Ibovespa. Negociam o índice da bolsa de valores com o último dia de negociação do contrato;

III. DI1: Depósitos interfinanceiros de um dia, negociam taxas efetivas do DI;

IV. DOL: Dólar comercial negocia a taxa de câmbio entre real e dólar americano, referente ao último dia de negociação do contrato futuro.

3.6 TAXA DE CÂMBIO

A taxa de câmbio segundo (RATTI, 2000: 139) é um mecanismo que provê uma relação direta entre os preços domésticos das mercadorias e fatores produtivos e dos preços no mercado mundial, segundo Ratti “a taxa cambial mede o valor externo da moeda”.

Além disso, Mankiw (1992) cita dois tipos de taxas de câmbio: a taxa nominal e a real. A taxa de câmbio real é o preço relativo dos bens de dois países, ou seja, a taxa de câmbio real significa o quanto podemos trocar bens de um país por bens de outro país específico. A taxa de câmbio real às vezes é conhecida como termos de troca. Abaixo a equação da taxa de câmbio:

$$E = \frac{e \cdot P^*}{P}$$

(2)

Em que:

E= taxa de câmbio real

e= taxa de câmbio nominal

P*= inflação nos USA (IPC)

P= inflação no Brasil (IPCA)

Mankiw (1992) denomina a taxa de câmbio nominal como “preço relativo das

moedas correntes de dois países”. Dentro das duas classificações, existem outros tipos de política cambial, como determina o BACEN:

3.7 REGIME DE CÂMBIO FIXO

Esse regime é determinado a relação entre a moeda doméstica e a moeda estrangeira, ou outros meios de riqueza, como mercadoria e o próprio ouro. Esse regime conta com boas vantagens comparativas, como, a estabilização monetária e a previsibilidade econômica, conforme dito pelo Simonsen (1995) o regime de câmbio fixo garante maior previsibilidade às variáveis econômicas, e dessa forma, oferece um espaço positivo à tomada de decisões dos agentes econômicos. Mesmo sendo um bom regime cambial, se houver uma grande diferença entre as políticas econômicas do país emissor, caso a moeda estiver fixada, pode causar disparidade na inflação doméstica e externa, levando uma queda das reservas econômicas.

3.8 REGIME DE CÂMBIO FLEXÍVEL

Esse regime é determinado como as forças do mercado, em certo modo um risco elevado, diferentemente do câmbio fixo, o regime de câmbio flexível é mais volátil a acontecimentos econômicos por exemplo. Além disso, esse regime está mais passível de uma crise econômica, pois em um cenário de desvalorização cambial, a um aumento desenfreado de inflação na economia.

3.9 REGIME DE CAMBIO MISTO

Esse regime é flexível nos dois regimes citado anteriormente, em alguns momentos econômicos se aproxima mais do regime de câmbio fixo e em outros no câmbio flutuante. Por exemplo, hoje o Brasil utiliza o regime de flutuação suja, nesse caso, o governo interfere no mercado como forma de limitar movimentos muito demasiados no mercado cambial. De acordo com Carvalho (2005), a combinação

entre taxa de juros elevada e volátil e câmbio apreciado é "... a mais destrutiva das combinações, equivalente a conter pressões inflacionárias correntes com uma bomba-relógio datada para um futuro incerto." (CARVALHO, 2005, p. 13).

4 ÍNDICE DA BOLSA DE VALORES DE SÃO PAULO- IBOVESPA

O índice Ibovespa foi criado em 1968 pela Bovespa onde são negociadas as ações no mercado aberto no Brasil. Os mercados são caracterizados por primário e secundário, no mercado primário é distribuído às ações para negociação, já no mercado secundário, a bolsa de valores, é negociado os títulos já existentes no mercado, sendo, as ações, como renda variável, além dos derivativos e debentures.

O indicador Ibovespa mede as ações com maior negociabilidade e representatividade do mercado de ações brasileira, ele é composto por uma aplicação em reais em uma quantidade de ações. As ações representam 80% das negociações do mercado à vista. (LIMA; LIMA; PIMENTEL, 2007).

Segundo o site oficial da B3, acesso em julho 2022, os critérios são:

- I. "Estar presente em três carteiras anteriores no período de vigência, em ordem decrescente de Índice de Negociabilidade (IN), constituído de 85% do somatório total."
- II. "Ter pelo menos 95% em pregão no período de vigência das três carteiras anteriores."
- III. "Constituir maior ou igual a 0,1%, no mercado a vista, no período de vigência das três carteiras anteriores."
- IV. "Não ser classificado como ativo de pequeno valor (penny stock)."

Abaixo o cálculo do índice de negociabilidade da ação, retirado do (<http://www.bovespa.com.br/pdf/ibovespa2.pdf>).

$$IN = \sqrt{\frac{ni}{N} * \frac{vi}{V}}$$

(3)

Onde:

IN = índice de negociabilidade;

ni = número de negócios com a ação "i" no mercado à vista;

N = número total de negócios no mercado à vista da BOVESPA;

vi = volume financeiro gerado pelos negócios com a ação "i" no mercado à vista;

V = volume financeiro total do mercado à vista da BOVESPA.

Abaixo o cálculo do Índice IBOVESPA:

$$Ibovespa\ t: \sum P_{i, t} * Q_{i, t} i-1$$

(4)

Onde:

Ibovespa t = Índice Bovespa no instante t;

n = número total de ações componentes da carteira teórica;

P = último preço da ação "i" no instante t;

Q = quantidade teórica da ação "i" na carteira no instante.

Para o cálculo ser compreendido, é preciso identificar a relevância do preço e quantidade de ações negociadas, com um somatório do preço versus o peso da empresa na Bovespa, levando em consideração a quantidade de negociações e o volume financeiro das negociações.

5 HIPÓTESE DE MERCADOS EFICIENTES

O mercado de capitais são instituições e instrumentos que facilita o fluxo financeiro entre os poupadores e os tomadores na economia, assim como, os indivíduos ou empresas podem ter acesso às oportunidades de investimentos antecipando taxas de retorno que exceda à definida pelo mercado. A taxa acordada

entre tomadores e poupadores, que aceitarão projetos cujas taxas de retorno são, pelo menos, iguais à referida taxa. Portanto, o mercado induz eficientemente recursos quando os preços são determinados de forma a igualar a taxa de retorno dos poupadores e tomadores de recursos (COPELAND; WESTON; SHASTRI, 1998).

Os autores mencionam os mercados de capitais perfeitos devem obedecer aos seguintes critérios:

I. Inexistência de custos ou taxas de transação, todos os ativos são perfeitamente divisíveis e negociáveis e não existe qualquer restrição de caráter regulatório;

II. Competição perfeita no mercado de capitais;

III. Acesso universal à informação, sem custos, com recebimento simultâneo por todos os participantes do mercado;

IV. Todos os participantes do mercado agem de forma racional e visam maximizar a utilidade das decisões tomadas. Dadas as condições de mercado perfeito, as ações serão alocadas e operadas de forma eficiente, a eficiência operacional aqui tratada refere-se aos custos de transferência, em um mundo ideal, onde os mercados são perfeitamente líquidos e os custos de transação são nulos, porém, estudos do mundo real avaliam a eficiência operacional (COPELAND; WESTON; SHASTRI, 1998).

Além disso dentro dos mercados perfeitos e mercados eficientes possuem uma diferença em identificar através da flexibilização de algumas premissas do mercado perfeito, como, o acesso diferenciado à informação por parte de alguns integrantes do mercado, situações de monopólio e a indivisibilidade de alguns tipos de ativos (COPELAND; WESTON; SHASTRI, 1998).

Dentro da hipótese, (ELTON et al, 2003) menciona uma condição importante para que os investidores recebam incentivos para negociações, onde os preços reflitam todas as informações é que os custos de aquisição de informações de uma ação versus os custos de negociações sejam igualmente zero.

Fama (1982) desenvolveu um estudo para operacionalizar a definição do

mercado de capitais eficiente se baseando em uma diferente noção do acesso à informação por parte de seus membros, abaixo as eficiências:

Eficiência fraca: os investidores não conseguem realizar ganhos, apenas se baseado nos valores históricos dos preços e retornos das ações, assim como, a tomada de decisão não se define apenas em informações históricas.

Eficiência semiforte: qualquer informação disponível não vai garantir maior retorno, assim como, em regras de negócio baseadas em tais como os relatórios anuais das companhias, anúncios de investimento dentre outras modalidades de informação.

Eficiência forte: quaisquer informações disponíveis, não são seguras para uma tomada de decisão, o mercado é eficiente quando não existem alterações no portfólio de ações a qualquer divulgação de informação, não observado apenas alterações nos preços das ações, mas também a inexistência de transações.

6 VETORES AUTORREGRESSIVOS (VAR)

A metodologia de Vetores Autorregressivos (VAR) é uma abordagem bastante utilizada na análise de questões macroeconômicas e utilizada em estudos relacionados a finanças corporativas e a mercados financeiros (ONO et al, 2005). A metodologia VAR foi proposta como alternativa aos modelos estruturais multi equacionais e teve avanço significativo na década de 80 (ENGLE e GRANGER 1987; CAMPBELL e SHILLER, 1987). Já Sims (1980) e Litterman (1979; 1986) desenvolveram no início da metodologia VAR uma metodologia como sendo mais apropriada à previsão do que modelos de equações simultâneas.

O modelo de vetores autorregressivos VAR é uma forma reduzida de sobreposições de algumas regressões do modelo simultâneo (HAMILTON, 1994, p 326-327). Porém, uma das virtudes do modelo é que se torna mais clara a decisão de quais variáveis contemporâneas são exógenas. Além dele ter variáveis predeterminadas do lado direito das equações e todas as variáveis são endógenas.

6.1 MODELO ARIMA

Dentre os modelos estatísticos desenvolvidos para prever valores futuros com base em um banco de dados, destaca-se o modelo Autorregressivo Integrado e de Médias Móveis (ARIMA). Proposto pelo estudo de Box-Jenkins em meados de 1976, o modelo é satisfatório para descrever séries estacionárias e não estacionárias. O modelo ARIMA (p, d, q) resume-se a um conjunto de dados, um número de termos da parte autorregressiva (AR), de o número de diferenças sucessivas e que é o número de termos da parte de médias móveis (MA). Os modelos ARIMA se subdividem em categorias:

- I. Modelos autorregressivos, modelos AR(p), que formam as estruturas de autocorrelação da variável em relação a valores passados.
- II. Os modelos de médias móveis chamados de modelos MA(q), que englobam a estrutura de autocorrelação relacionada aos erros de previsão anteriores e os modelos autorregressivos e de médias móveis, denotado por ARMA (p, q).
- III. Os modelos autorregressivos integrados e de média móvel, designados de modelos ARIMA (p, d, q), utilizam de diferenciações para tornar a série estacionária.

Portanto, o modelo ARIMA é dado por:

$$\varphi(B)(1 - B)^d Z_t = \theta(B)\varepsilon_t$$

(5)

Onde:

$\varphi(B)$ = polinômio autorregressivo;
 $\theta(B)$ = polinômio de médias móveis;
 ε_t = ruído branco com média zero e variância, σ^2 ;
 d = ordem de integração.

Portanto, o número de diferenças aplicadas à série para que está se torne estacionária. A partir do ARIMA, incluindo a parte sazonal encontramos o modelo SARIMA, com a fórmula:

$$\varphi(B)\theta(B) (1 - B)^d(1 - B^s)^D Z_t = \theta(B)\theta(B)\varepsilon_t$$

(6)

Onde:

(p, d, q) = ordem do modelo pertinente à dinâmica ordinal;

(P, D, Q) = ordem da relativo à parte sazonal.

No estudo seguindo o modelo de Box e Jenkins, para um modelo probabilístico que melhor representa uma série temporal é um processo iterativo que consiste em três fases: identificação, estimação e diagnóstico, segundo Morettin & Tolo (2006) e Box et al. (2008). Na primeira fase é baseado em qual a classe de modelos é adequada ao estudo, utilizando uma análise detalhado da série, verificando a condição de estacionalidade, após o primeiro critério, verificando então critérios como tendência, periodicidades e sazonalidade.

Na segunda fase a estimação é analisada a importância do modelo considerado, a partir de parâmetros estimados, após a identificação das características da série, optando-se pelo processo apropriado aqueles dados. A terceira fase, o diagnóstico é feito a conferência do ajuste do modelo por meio da análise de resíduos, testes estatísticos e critérios de seleção/adequação de modelos. O objetivo é encontrar modelos que descrevam adequadamente os dados com o menor número de parâmetros e que as previsões obtidas sejam precisas, obedecendo assim ao princípio da parcimônia.

Séries temporais quando tem suas médias e variância dependentes do tempo, significa que ela não é uma série estacionária, portanto, é necessário a transformação das series, a mais comum constitui em tomar diferenças constantes da série original até adquirir uma série estacionária. O modelo ARIMA é capaz de capturar padrões complexos de séries temporais, como tendências, sazonalidades e ciclos, e é amplamente utilizado em diversas áreas, como finanças, economia, meteorologia e

análise de tráfego, entre outras.

No modelo quando existe uma diferença entre os valores observados e valores ajustados, podemos obter um resíduo dos modelos, já, quando não é possível verificar autocorrelação é chamado de ruído branco.

6.2 IDENTIFICAÇÃO E SELEÇÃO DO MODELO ARIMA

A identificação do modelo ARIMA é preciso ajustar os dados é o processo mais minucioso da análise, pois é necessário escolher a função, pela função de Autocorrelações (FAC) ou Autocorrelações Parciais (FACP) estimadas (WERNER & RIBEIRO, 2003). Com a análise é possível decidir a respeito do número p de parâmetros autorregressivos e do número q de parâmetros de médias móveis que necessitam ser escolhidos de tal maneira a se atingir uma estrutura a qual o menor número de parâmetros dentre todas as ordens que se ajustem aos dados da série. Dentro disso a função de autocorrelação (FAC) denomina-se:

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0}; \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad \gamma_0 = \text{var}(Z_t)$$

(7)

A função de autocorrelação parcial (FACP) denomina-se:

$$\rho_k = \phi_{1\rho k-1} + \phi_{2\rho k-2} + \dots + \phi_{p\rho k-p} \quad (8)$$

$$\phi(B) \cdot \rho_k = 0$$

FIGURA 2 PADROES TEÓRICOS DAS FAC E FACP

Modelo	FAC	FACP
AR(p)	Declina exponencialmente	Truncada na defasagem p
MA(q)	Truncada na defasagem q	Declina exponencialmente
ARMA(p,q)	Declinante	Declinante

Fonte: Adaptada (BUENO, 2012)

6.3 MODELAGEM BOX-JENKINS

A Metodologia foi criada em 1970 tem como característica diferenciar as fases das análises da série temporal, além, de ajustar o modelo ARIMA a um conjunto de dados, segundo Morettin e Tolo (2006).

Algumas premissas são descritas no modelo:

- I. Considerando a classe geral dos modelos;
- II. Identificação do modelo;
- III. Estimar parâmetros do modelo;
- IV. Verificar se o modelo é adequado;
- V. Utilizar o modelo para controle e previsão.

Segundo Morettin e Tolo (2006.), aumento de preços, durante determinado ano, como, passagens aéreas em época de férias, ou aumento de vendas em épocas festivas, como o Natal sendo um evento sazonal. Portanto a sazonalidade de uma série e pode ser consequência da sua variação total, já as previsões com alta variação pode ser resultado de importantes padrões que foram ignorados na análise.

Assim como, Morettin e Tolo mostra-se os três determinantes não observáveis, pelas observações de uma série temporal $\{Z_t, t = 1, \dots, N\}$:

$$Z_t = T_t + S_t + a_t, \quad (9)$$

Onde:

T t=Tendencia da série;

St = componente sazonal;

At =variável aleatória de média zero e variância σ_a^2 .

O intuito é desenvolver uma série temporal sem sazonalidade, incluindo então o método Box-Jenkins, porém, o método pode haver alguns contrapontos, "se a serie temporal sob consideração não estiver um comportamento explosivo, uma ou duas

diferenças será suficiente para se obter estabilidade ou estacionalidade” diz Morettin e Tolo (2006).

Dentro disso, os autores realizam algumas observações, como, a sazonalidade determinística, critério que verifica as séries anteriores com dados mensais, incluindo as anuais. Já com a sazonalidade não determinística, na análise do trabalho, a série varia em diversos momentos sem um evento apenas, podendo identificar se existe uma correlação significativa dos lags. Para realizar a verificação da sazonalidade contamos com o modelo Arima como descrito anteriormente.

6.4 TESTE DE LJUNG-BOX

O teste de Ljung-Box é usado para testar o ajuste do modelo de serie temporal, no trabalho será replicado via SPSS, analisando as autocorrelações dos resíduos das séries (CRYER e CHAN, 2008; BUENO, 2011; GUJARATI e PORTER, 2011).

Abaixo a equação do modelo de teste:

Onde:

Onde

$$LB = T(t + 2) \left(\frac{\rho_1^2}{t-1} + \frac{\rho_2^2}{t-2} + \dots + \frac{\rho_k^2}{t-k} \right) \quad (10)$$

LB= Teste de Ljung-Box

T= tamanho da série

ρ = é uma estimativa de autocorrelação com j defasagens ($j = 1, 2, \dots, k$)

Para esse modelo utiliza a hipótese nula (H0) para quando o resultado da análise não apresentar nenhuma correlação, além disso, a hipótese poderá ser rejeitada, caso, o valor da estatística apresentar resultados superiores ao do valor crítico, nesse caso, os valores dos lags apresentem números diferentes de zero nas correlações, apresentando também valores não aleatórios mesmo em diversos prazos.

Já em uma hipótese (H1) significa que pode haver evidências e que os resíduos

possuam uma autocorrelação positiva ou negativa, dependendo do sinal no resultado. O modelo abaixo centraliza uma distribuição χ^2 com k-p-q graus de liberdade (CRYER e CHAN, 2008; BUENO, 2011; GUJARATI e PORTER, 2011).

6.5 MÉTODOS DE QUEBRA ESTRURAL CUSUM

O teste CUSUM (Cumulative Sum) é uma técnica estatística utilizada para monitorar e detectar mudanças na média de um processo ao longo do tempo. O teste é baseado no cálculo cumulativo das diferenças entre os valores observados e a média de referência do processo. Ele permite detectar desvios sistemáticos da média esperada, indicando a presença de mudanças no processo. O teste CUSUM tem algumas vantagens em relação a outros métodos de detecção de mudanças, como o teste de média ou o teste de Grubbs, ele é capaz de detectar alterações sutis e cumulativas na média ao longo do tempo, além de permitir a identificação do ponto específico em que ocorreu a mudança. Além disso, o teste CUSUM é útil quando há interesse em monitorar o processo continuamente, em vez de realizar testes pontuais.

$$W_0 n(t) = \frac{1}{\sigma} \sqrt{n} \sum_{i=1}^{btnc} v_i. \quad (11)$$

Onde:

$(0 \leq t \leq 1)$ n= é o número de observações

Btnc= a parte inteira de tn ;

V_i = o resíduo do ARIMA(p, d, q).

Em resumo, o teste CUSUM é uma técnica estatística poderosa para detectar mudanças na média de um processo ao longo do tempo. Ele permite monitorar e identificar desvios sistemáticos, auxiliando na melhoria contínua dos processos e na detecção de anomalias.

6.6 COEFICIENTE DE SPEARMAN

O coeficiente de Spearman é um método dentro da estatística que é usado

para correlacionar dados baseada em postos, desenvolvida por Spearman(1904). Esse modelo avalia a correlação em escala ordinal, diferentemente da correlação de Pearson, que apenas avalia correlações de amostras com distribuição normal, a correlação de Spearman possui apenas a sentença que as amostras sejam em escala ordinais, porém, na utilização desse modelo pode haver um problema de empates de postos, onde, é substituído os números por postos, pode perder certa magnitude de uma observação, levando a um empate. Para resolver essa questão é utilizado uma média dos postos, porém nesse modelo, podem ocorrer de perder observações reais.

Nesse caso, para uma amostra grande o coeficiente utiliza a distribuição t de Student como referência, assim como o coeficiente de Pearson (Siegel, 1975). No caso do trabalho, como os dados não apresentam uma normalidade conjunta, utilizaremos o coeficiente de Spearman para a análise. Como o coeficiente é equivalente ao modelo de Pearson, assim como a equação abaixo,

$$r = \frac{\sum xy}{\sqrt{\sum x^2 \sum y^2}} = r_s \quad (12)$$

Porém apenas calculando com postos, a equação de Spearman é

$$r_s = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n d_i^2}{n^3 - n} \quad (13)$$

Onde: $x_i - y_i$ é a diferença de postos, do x e y. Já o t de Student,

$$t = r_s \sqrt{\frac{n-2}{1-r_s^2}} \quad (14)$$

Onde,

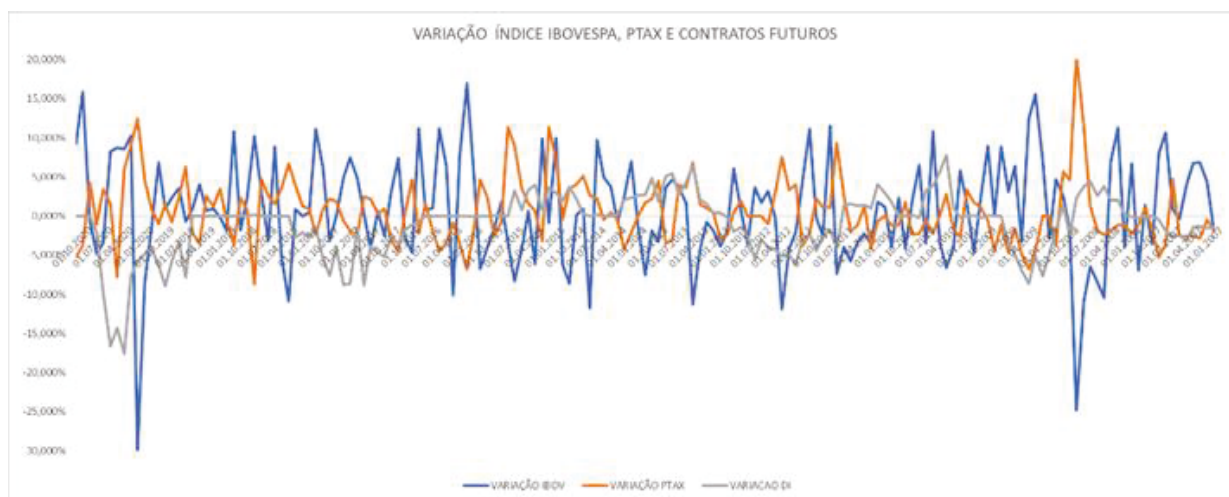
t possui n-2 de liberdade.

7 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Dentro de uma análise, utilizamos a análise gráfica, uma ferramenta muito importante para a análise, uma vez que, podemos estimar alguns critérios para se utilizar as melhores ferramentas para cada conjunto de dados. As figuras abaixo demonstram como os dados se comportaram durante esses 13 anos de análise, na figura 03 com uma escala que mais se aproxima da realidade e na figura 04 com uma escala reduzida para se ver melhor o movimento das variáveis, analisando visualmente na figura 03, não é possível identificar repetições perfeitas, ou tão pouco uma correlação entre as variáveis,

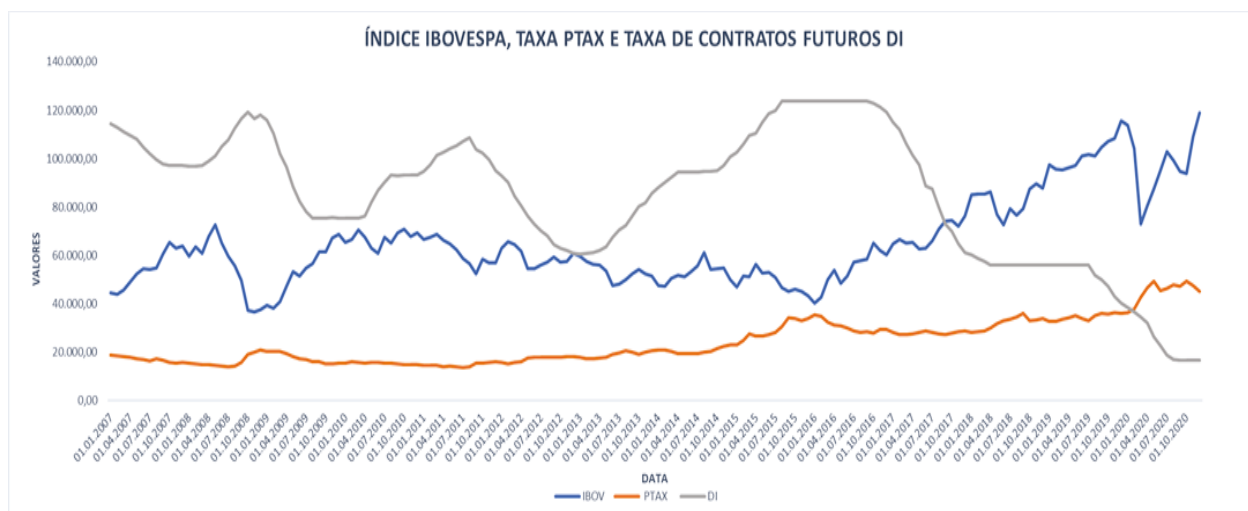
Na figura 04 já podemos visualizar de uma melhor forma as tendências entre as variáveis, a identificação de padrões é quase impossível perceber, por conta disso, o modelo ARIMA e as autocorrelações, e autocorrelações parciais foram usadas para identificar se existe uma correlação entre si e se cada variável apresenta uma sazonalidade não determinística de fato.

FIGURA 3 HISTÓRICO DAS VARIÁVEIS PTAX, IBOVESPA E CONTRATOS FUTUROS DI



Fonte: Excel, próprio autor.

FIGURA 4 FIGURA HISTÓRICO DAS VARIÁVEIS PTAX, IBOVESPA E CONTRATOS FUTURO



Fonte: Excel, próprio autor.

Abaixo, a figura 05, o gráfico da variável Ibovespa, foi preciso diferenciar em $t-1$, nesse caso, reduzindo o valor do mês anterior, pelo fato, da série apresentar alguns picos e declínios que poderiam violar o critério de estacionalidade, um problema para a sazonalidade. Porém, no gráfico podemos observar que em grande parte do período os movimentos permanecem sazonais, em 2008, onde ocorreu o início da crise imobiliária do SUBPRIME, onde é possível observar o índice Ibovespa com baixa histórica, juros alto e dólar frente ao real com uma alta modulada, em meados de fevereiro próximo ao início do COVID, uma pandemia global, é possível observar também uma redução abrupta do índice Ibovespa, e uma alta significativa na taxa ptax, além também de outros acontecimentos, como eleições presidenciais. É possível avaliar que em alguns momentos o dólar está descolado do índice Ibovespa, mesmo apresentando uma correlação negativa visualmente, medida que pode ser explicada com a teoria econômica paridade coberta de preços, onde investidores internacionais entram com seus dólares investindo no Brasil, nesse caso, acaba ocasionando mais dólares para negociação e seu preço se reduz, porém, essa redução no dólar, não é possível prever um aumento ao índice Ibovespa, pois os investidores podem não apenas investir na bolsa brasileira, mas sim, comprar títulos públicos por exemplo, ou

investimento ao agronegócio, para uma afirmação mais assertiva de tais análises é necessário aprofundar os estudos estatísticos.

FIGURA 5 GRÁFICO SÉRIE IBOV



Fonte: Software SPSS, próprio autor.

FIGURA 6 TABELA AUTOCORRELAÇÃO PARICAL SÉRIE IBOV

Autocorrelações parciais		
Série: IBOV		
Lag	parcial	Erro Padrão
1	0,934	0,077
2	-0,052	0,077
3	0,147	0,077
4	0,028	0,077
5	0,024	0,077
6	-0,005	0,077
7	0,002	0,077
8	-0,001	0,077
9	0,12	0,077
10	0,186	0,077
11	-0,206	0,077
12	-0,045	0,077
13	-0,137	0,077
14	0,049	0,077
15	-0,001	0,077
16	0,021	0,077

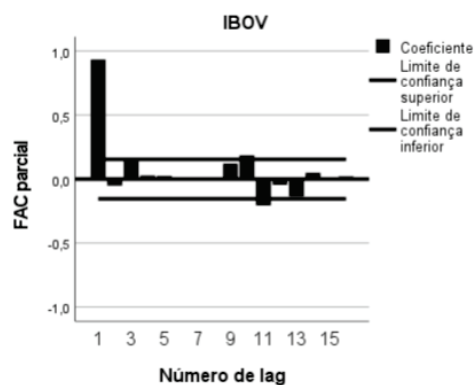


FIGURA 7 GRÁFICO FAC PARCIAL IBOV

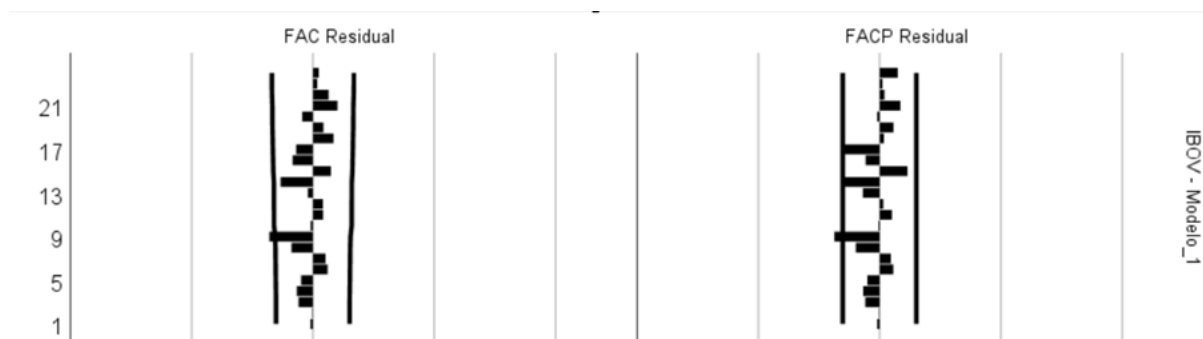
Fontes: Software SPSS, próprio autor.

Nos gráficos 06 e 07 acima mostra-se a autocorrelação parciais dos da variável Ibovespa, esses resultados indicam uma relação entre a série IBOV e suas

defasagens até o lag 16. Cada valor de autocorrelação parcial representa a modificação entre a série atual e a série defasada, controlando os efeitos das defasagens anteriores. O erro padrão mede a precisão da estimativa da autocorrelação parcial. Em resumo, podemos observar que há autocorrelações ocorrendo em vários lags, principalmente nos lags 1, 3, 9, 10 e 11, indicando a presença de dependência temporal na série IBOV.

No entanto, também existem lags em que as autocorrelações são próximas de zero, indicando falta de dinâmica em alguns intervalos de tempo anteriores. Pode ser visualizado correlações significativas, assim como, no FAC parcial é possível visualizar uma redução, abruptamente nos outros lags. As próximas figuras apresentam o gráfico de autocorrelação FAC e a autocorrelação parcial FACP da correlação Ibovespa e a correlação parcial do IBOVESPA.

FIGURA 8 GRÁFICOS FAC E FACP SÉRIE IBOV

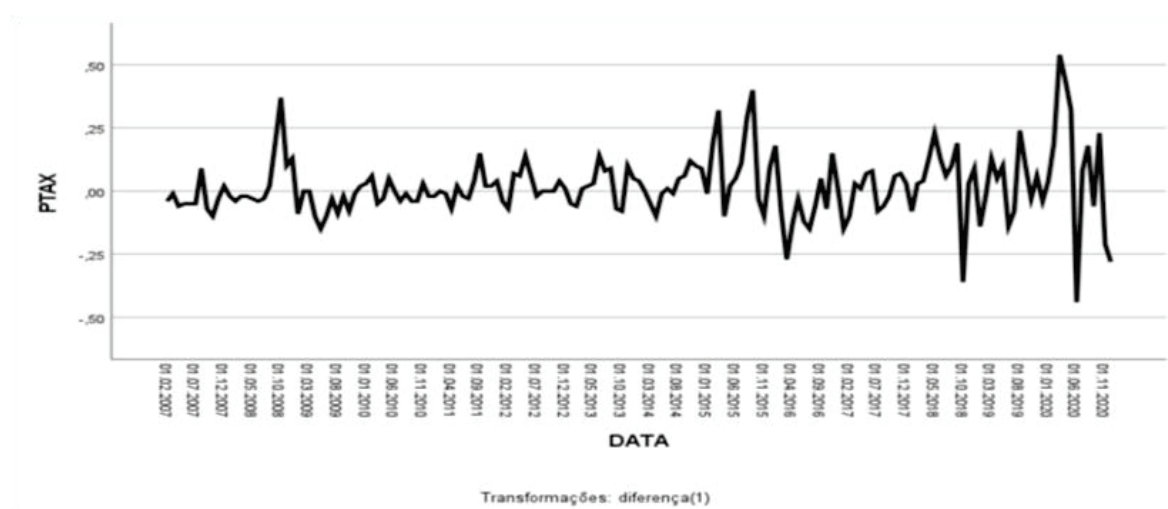


Fonte: Software SPSS, próprio autor.

Na figura 08 dos gráficos FAC e FACP é perceptível que os dois modelos estão dentro do limite de confiança, mesmo que um ponto está ultrapassando, uma vez que utilizado 168 amostras, a estatística de apenas um ponto é muito baixa, portanto, a série apresenta estacionalidade visualmente, portanto, utilizaremos o modelo ARIMA para confirmar a hipótese.

Na série PTAX diferenciada t-1 também, aparentemente existe uma sazonalidade, mesmo em alguns momentos a série no tempo aumenta a volatilidade.

FIGURA 09 GRÁFICO SERIE PTAX



Fonte: Software SPSS, próprio autor.

FIGURA 10 TABELA AUTOCORRELAÇÃO PARICAL SÉRIE IBOV

Autocorrelações parciais		
Série: PTAX		
Lag	Autocorreção parcial	Erro Padrão
1	0,976	0,077
2	-0,188	0,077
3	-0,044	0,077
4	0,042	0,077
5	-0,057	0,077
6	-0,002	0,077
7	-0,045	0,077
8	-0,126	0,077
9	0,142	0,077
10	0,089	0,077
11	0,106	0,077
12	-0,013	0,077
13	-0,04	0,077
14	0,015	0,077
15	-0,009	0,077
16	-0,059	0,077

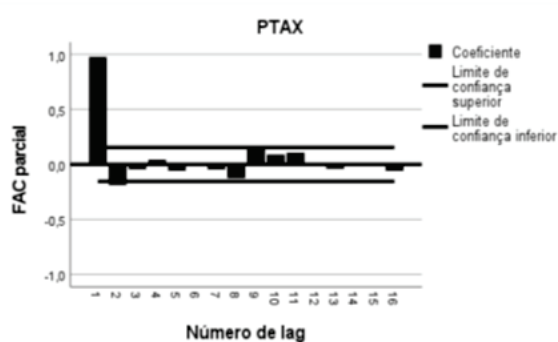


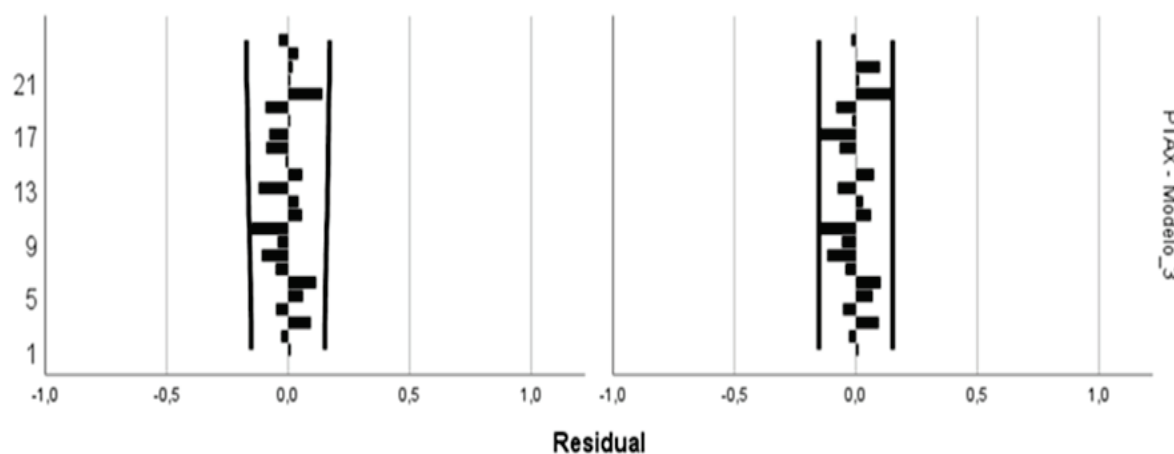
FIGURA 11 GRÁFICO FAC PARCIAL PTAX

Fontes: Software SPSS, próprio autor.

A nas figuras acima há uma análise das autocorrelações parciais indica a presença de autocorrelações positivas em alguns lags da série PTAX. Os lags 1, 3, 4,

9, 10, 11, 14 e 16 apresentam autocorrelações parciais positivas, indicando uma relação positiva entre os valores da série em intervalos de tempo anteriores. Por outro lado, os lags 2, 5, 6, 7, 8, 12, 13 e 15 apresentam autocorrelações parciais negativas, indicando uma relação negativa entre os valores da série em intervalos de tempo anteriores. Enquanto as autocorrelações parciais para os Lags 2 e 8 não são estatisticamente significativas. O modelo de facp apresenta um melhor resultado dentre as duas análises, onde, o intervalo de confiança praticamente não é ultrapassado nas linhas de limite de confiança.

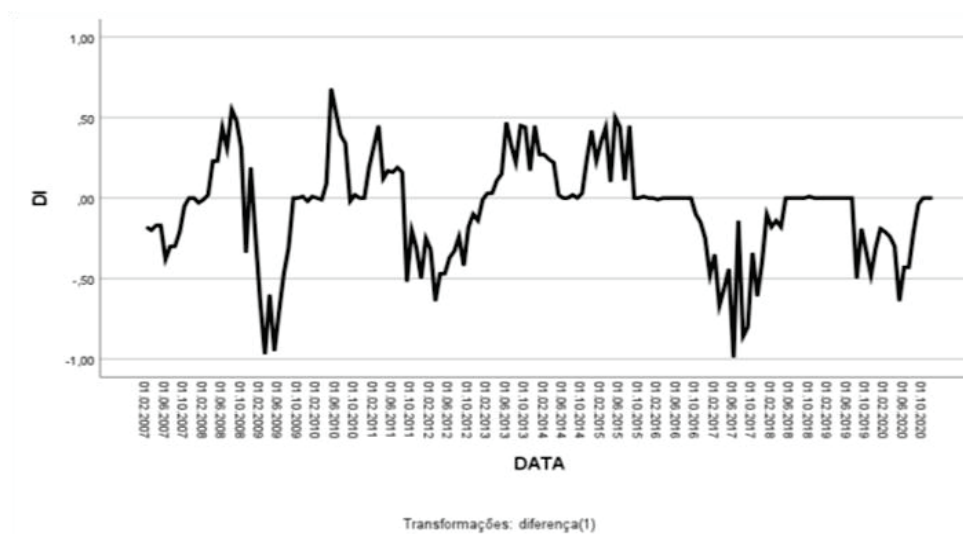
FIGURA 12 GRÁFICOS FAC E FACP SÉRIE PTAX



Fonte: Software SPSS, próprio autor.

Na figura 13 é possível observar os lags referente a variável PTAX. O modelo FAC e FACP apresentam todos resultados dentro do limite de confiança, podendo haver sim uma sazonalidade.

FIGURA 13 GRÁFICO SERIE DI



Fonte: Software SPSS, próprio autor.

Acima podemos observar o gráfico já com diferenciação em t-1, eliminando as tendências, para torná-las as variáveis estacionárias.

FIGURA 14 AUTOCORRELAÇÃO PARCIAL DI

Autocorrelações parciais		
Série: DI		
Autocorrelação		
Lag	parcial	Erro Padrão
1	0,973	0,077
2	-0,163	0,077
3	-0,137	0,077
4	-0,117	0,077
5	-0,074	0,077
6	-0,036	0,077
7	-0,011	0,077
8	-0,003	0,077
9	0,011	0,077
10	-0,023	0,077
11	-0,021	0,077
12	-0,012	0,077
13	-0,004	0,077
14	0,012	0,077
15	0,026	0,077
16	-0,003	0,077

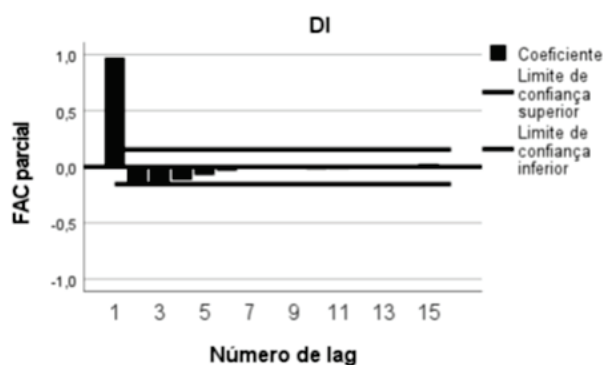
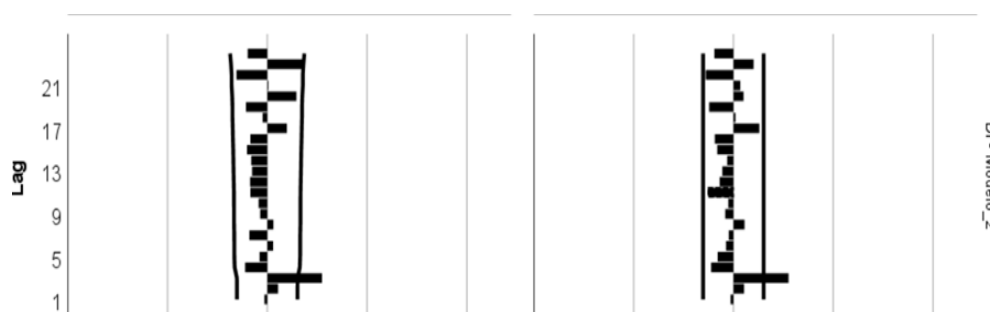


FIGURA 15 GRÁFICO FAC PARCIAL DI

Fontes: Software SPSS, próprio autor.

Observa-se nos gráficos 14 e 15 que não há autocorrelação positiva significativa em nenhum dos lags. Todas as autocorrelações parciais são negativas ou próximas de zero, indicando uma falta de positiva significativa entre os valores atuais da série e seus valores anteriores. A maior autocorrelação parcial observada é 0,026 no Lag 15, mas ainda é muito próximo de zero para ser considerado significativo. Portanto, não há evidência de autocorrelação positiva relevante nessa análise.

FIGURA 16 GRÁFICOS FAC E FACP SÉRIE DI



Fonte: Software SPSS, próprio autor.

Acima é possível observar os modelos de FAC e FACP da variável DI. Assim como visto no gráfico da mesma variável, podemos observar que os pontos também se sobressaem do limite de confiança além das variáveis não apresentar uma certa sazonalidade aparentemente.

No modelo Arima propriamente dito, utilizei o modelo ARIMA (2,1,0):

FIGURA 17 DESCRIÇÃO MODELO ARIMA

Descrição do modelo			
			Tipo de Modelo
ID do modelo	IBOV	Modelo_1	ARIMA(2,1,0)
	DI	Modelo_2	ARIMA(2,1,0)
	PTAX	Modelo_3	ARIMA(2,1,0)

Fonte: Software SPSS, próprio autor.

FIGURA 18 ESTATÍSTICAS DO MODELO ARIMA

Estatísticas de modelo							
Modelo	Número de preditores	Estatísticas de ajuste do modelo		Ljung-Box Q(18)		Número de Valores Discrepantes	
		R-quadrado estacionário	BIC normalizado	Estatísticas	DF	Sig.	
IBOV-Modelo_1	0	0,049	16,99	18,591	16	0,29	0
DI-Modelo_2	0	0,629	-3,168	28,292	16	0,029	0
PTAX-Modelo_3	0	0,104	-4,152	19,101	16	0,263	0

Fonte: Software SPSS, próprio autor.

Na estatística do modelo acima, existe um significativo R-quadrado estacionário em relação a variável DI e PTAX. Já no modelo BIC normalizado, quanto menor for melhor para o modelo, nesse caso sendo a variável PTAX. Porém, o que é importante na análise é a estatística de Ljung-Box, onde, maior significância é melhor para o modelo, nesse caso, sendo a variável IBOV com sig 0,290. No R-quadrado estacionário em relação a variável DI, com 0,629. No modelo BIC normalizado, quanto menor sendo melhor para o modelo nesse caso sendo a variável PTAX. Portanto, essas estatísticas fornecem informações sobre o desempenho dos modelos em relação ao ajuste aos dados. O modelo DI-Modelo_1 possui um R-quadrado estacionário mais elevado e um BIC normalizado mais baixo, indicando um ajuste relativamente melhor em comparação com os outros modelos.

FIGURA 19 PARÂMETROS DO MODELO ARIMA

Parâmetros do Modelo ARIMA							
				Estimativa	SE	t	Sig.
IBOV-Modelo_1	IBOV	Constante		432,208	375,739	1,15	0,252
		AR	Retardo 1	0,189	0,078	2,43	0,016
			Retardo 2	-0,152	0,08	-1,896	0,06
		Diferença		1			
DI-Modelo_2	DI	Constante		-0,069	0,087	-0,79	0,431
		AR	Retardo 1	0,541	0,075	7,25	0
			Retardo 2	0,292	0,075	3,908	0
		Diferença		1			
PTAX-Modelo_3	PTAX	Constante		0,018	0,012	1,504	0,134
		AR	Retardo 1	0,339	0,078	4,322	0
			Retardo 2	-0,129	0,079	-1,624	0,106
		Diferença		1			

Fonte: Software SPSS, próprio autor.

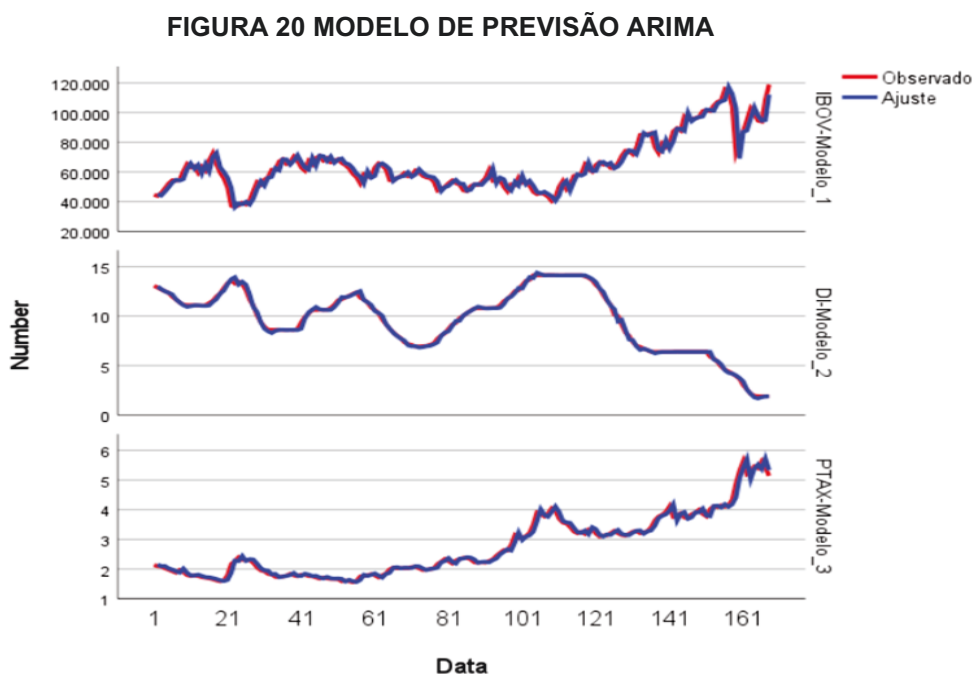
Analisando o modelo DI: o R-quadrado estacionário é -0,629, o que indica que

o modelo explica cerca de 62,9% da variação na série DI. O BIC normalizado é -3,168, o que sugere um bom ajuste do modelo. O valor de Ljung-Box Q(18) é 28.292 com 16 graus de liberdade, e o valor p é 0,029. Isso indica a presença de autocorrelação residual significativa. Não houve valores discrepantes no modelo.

Sobre o modelo Ibovespa: o R-quadrado estacionário é 0,049, indicando que o modelo explica apenas cerca de 4,9% da variação na série IBOV. O BIC normalizado é 16.990, sugerindo um ajuste menos adequado do modelo em relação aos demais. O valor de Ljung-Box Q(18) é 18.591 com 16 graus de liberdade, e o valor p é 0,290. Isso indica a presença de autocorrelação residual significativa. Não houve valores discrepantes no modelo.

Por fim, analisando o modelo PTAX: o R-quadrado estacionário é 0,104, indicando que o modelo explica cerca de 10,4% da variação na série PTAX. O BIC normalizado é -4,152, sugerindo um bom ajuste do modelo. O valor de Ljung-Box Q(18) é 19.101 com 16 graus de liberdade, e o valor p é 0,263. Isso indica a presença de autocorrelação residual significativa. Não houve valores discrepantes no modelo.

Com base nessas análises, podemos dizer que o modelo ARIMA foi mais efetivo para a série DI, pois apresentou um R-quadrado estacionário relativamente alto e um BIC normalizado negativo, indicando um bom ajuste. No entanto, é importante notar que todos os modelos apresentam autocorrelação residual significativa, o que sugere que ainda há espaço para modelos para melhorias na modelagem. Com as análises das autocorrelações iremos observar o quão eficaz é o modelo de previsão das series analisadas, abaixo o gráfico do modelo ARIMA:



Fonte: Software SPSS, próprio autor.

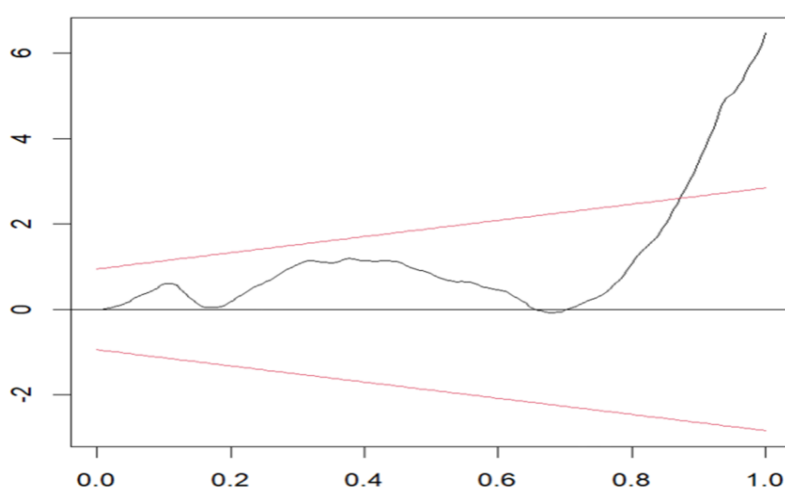
As figuras acima do modelo de previsão do valor observado e valor ajustado, das três variáveis, é possível observar que o modelo adotado ARIMA apresenta bons resultados, o valor de ajuste está muito próximo dos valores observados das séries, nas três variáveis estudadas. Portanto, podemos dizer que o modelo foi satisfatório. As variáveis apresentaram significativas correlações positivas e negativas, e, correlações não tão significativas.

MÉTODO CUSUM

Optimal segment partition refere-se à compatibilidade ótima de $m+4$ segmentos identificados pelo modelo de quebra estrutural. No modelo IBOV, nesse caso específico, o modelo identificou quatro pontos de quebra, dividindo os dados em dois segmentos. O modelo ajustado antes do ponto de quebra 1 tem um Residual Sum of Squares (RSS) de $5.382e+10$ e um Bayesian Information Criterion (BIC) de $3.777e+03$. BIC (Bayesian Information Criterion). É um critério de seleção de modelo que leva em consideração o ajuste dos dados e a complexidade do modelo. O valor

do BIC mais baixo indica um ajuste melhor e um modelo mais parcimonioso. O modelo ajustado após o ponto de quebra 1 tem um RSS de $1.514e+10$ e um BIC de $3.574e+03$. Portanto, no segmento inicial o modelo ajustado apresenta um RSS de $5.382e+10$ e um BIC de $3.777e+03$. Na segunda parte do segmento, o modelo ajustado tem um RSS de $1.514e+10$ e um BIC de $3.574e+03$. Essas estatísticas permitem comparar ou ajustar a complexidade dos modelos em cada segmento

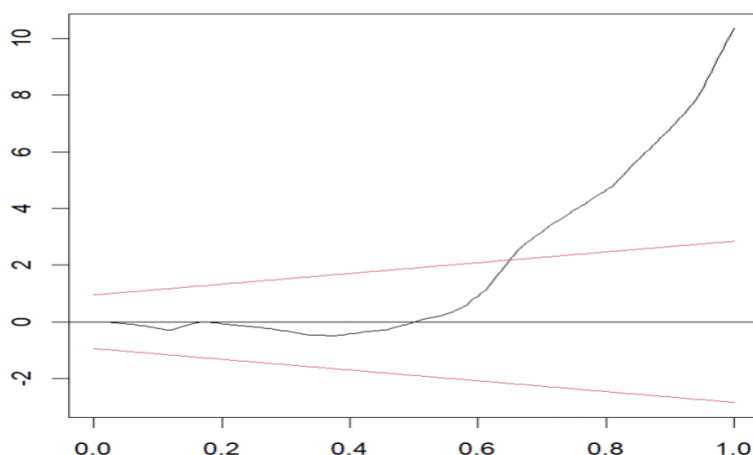
FIGURA 21 TESTE CUSUM IBOV



Fonte: Software RStudio, próprio autor.

O ponto de quebra 1 ocorre na observação 23 em novembro de 2008., onde o IBOV atingiu uma queda de 37.256,84 pontos, um acontecimento que pode ter impactado é a crise imobiliária mundial do SUBPRIME, a quebra 2 ocorre no mês de janeiro de 2018, fato pode ser contextualizado com o ex-presidente Luiz Inácio Lula da Silva sendo condenado por segunda instância com pena de 12 anos de prisão, julgado pelo Juiz Sergio Moro, a quebra 3 em janeiro de 2019, onde tem uma grande alta pode ser explicado pela posse do ex-presidente Jair Messias Bolsonaro no poder brasileiro. E por último a quebra 4 em março de 2020, onde o IBOV perde 30 mil pontos em um mês, atingindo 73.019,76 mil pontos, caso pode ter relação ao primeiro caso confirmado da nova Corona Vírus no Brasil.

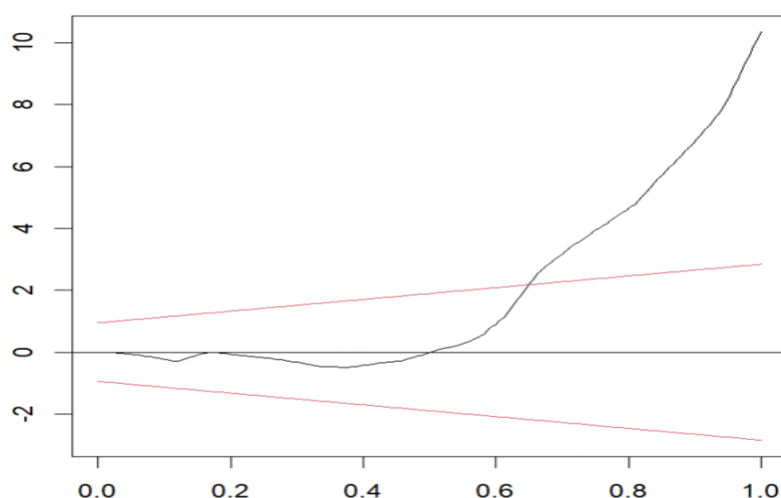
FIGURA 22 TESTE CUSUM PTAX



Fonte: Software RStudio, próprio autor.

No método Cusum da variável PTAX há uma partição de segmento ideal ($m+3$), essa seção indica que o modelo de quebra estrutural identificou a especificação ideal com $m+3$ segmentos. Neste caso, o modelo identificou três pontos de quebra, dividindo os dados em dois segmentos. O valor do RSS é de 182,49 para o segmento 0 e 42,78 para o segmento 1. Nesse caso, o ponto de quebra 1 ocorre na observação número 55 em novembro de 2008, mesmo mês que o Ibovespa apresentou grande queda apresenta 20% de aumento, o segundo ponto de quebra na observação 106 em setembro de 2015 há significativa alta no dólar, marcado pelos protestos antigovernamentais e em seguida, em maio a Dilma Rousseff é afastada da presidência, assumindo Michel Temer nos próximos 180. E a última quebra na observação 159, em março de 2020, início da crise da Covid-19, com uma alta significativa na moeda americana frente ao real.

FIGURA 23 TESTE CUSUM DI



Fonte: Software RStudio, próprio autor.

Por fim, na variável DI, O método apresentou o Optimal (m+2)-segment partition, indica que o modelo de quebra estrutural identificou a ótima com m+2 segmentos. Neste caso, o modelo identificou dois pontos de quebra, dividindo os dados em dois segmentos. Neste caso, o valor do BIC é de 873,2 para o segmento 1 e 731,9 e o valor do RSS é de 1673,7 para o segmento 2 e 679,1. A quebra 1 ocorreu na observação 42 em maio de 2010, com uma variação positiva e 7,816%, e a quebra 2 na observação 162 em maio de 2020, no início da crise do COVID-19 houve uma variação de -17,534% na taxa de juros.

Antes de iniciar a análise da correlação, foi necessário avaliar se as séries eram paramétricas e com distribuição normal, utilizando a verificação da análise por gráficos de dispersão e o teste de hipótese Kolmogorov-Smirnov.

FIGURA 24 GRÁFICOS DE DISPERSÃO E O TESTE DE HIPÓTESE

Sumarização de Teste de Hipótese				
	Hipótese nula	Teste	Sig.a,b	Decisão
1	A distribuição de IBOV	Teste de Kolmogorov-Smirnov	0	Rejeitar a hipótese nula.
2	A distribuição de PTAX	Teste de Kolmogorov-Smirnov	0	Rejeitar a hipótese nula.
3	A distribuição de DI	Teste de Kolmogorov-Smirnov	0	Rejeitar a hipótese nula.

Fonte: Software SPSS, próprio autor.

Portanto, é identificado que as amostras violam o critério de normalidade, não sendo possível utilizar a correlação de Pearson e sim, a correlação de Spearman.

FIGURA 25 CORRELAÇÕES DE SPEARMAN

Correlações Spearman				
		IBOV	PTAX	DI
IBOV	Coefficiente de Correlação	1	-0,431	-0,698
	Sig. (2 extremidades)	.	0,001	<,001
	N	168	168	168
PTAX	Coefficiente de Correlação	-0,431	1	-0,314
	Sig. (2 extremidades)	0,001	.	<,001
	N	168	168	168
DI	Coefficiente de Correlação	-0,698	-0,314	1
	Sig. (2 extremidades)	<,001	<,001	.
	N	168	168	168

Fonte: Software SPSS, próprio autor.

Analisando a correlação não paramétrica acima, com resultados:

- I. Entre IBOV e PTAX, há uma variação negativa modulada, com um nível de variação de -0,431 (significativo a um nível de 0,001).
- II. Entre IBOV e DI, há uma dinâmica negativa forte, com um modificador de voz de -0,698 (significativo a um nível de 0,001). Isso indica uma relação inversa entre o IBOV e o DI.
- III. Entre PTAX e DI, há uma variação negativa modulada, com um nível modificado de -0,314 (significativo a um nível de 0,001). Isso sugere uma relação inversa entre a taxa de câmbio (PTAX) e o DI.

Portanto, na correlação entre Ibovespa e ptax com resultado 0,431 como uma correlação modulada negativa. Portanto, podemos dizer que quando o Ibovespa sobe, o PTAX já uma redução e vice-versa.

Já na Ibovespa correlacionando com os contratos futuros DI, podemos observar uma alta correlação negativa, -0,698 uma vez que, o índice Ibovespa aumenta, há uma redução no DI, sendo possível perceber tais movimentos inversos.

Avaliando a taxa PTAX com o DI, podemos perceber também, uma pequena correlação negativa, uma vez que aumenta o DI o PTAX reduz, e vice-versa, porém, como dito anteriormente, por apresentar uma baixa correlação, não é possível afirmar tal hipótese de que ao subir o dólar por exemplo, os juros caíram.

Em resumo, as correlações indicam que há associações entre essas variáveis, sendo mais forte a relação inversa entre IBOV e DI, enquanto as correlações entre IBOV e PTAX, e PTAX e DI são moderadas.

8 REFERÊNCIAS

ARAUJO, E.; BASTOS, F. A. S. Relações entre retornos acionários, juros, atividade econômica e inflação: evidências para a América Latina. *Brazilian Business Review – BBR*, Vitória, v. 5, n.1, pp. 51-73, 2008.

BEKAERT, G., Garcia, M. G. P., & Harvey, O. R. The role of capital markets in economic growth. PUC-RJ. P. 99-105, 1995.

BRESSER-PEREIRA, L.C.; NAKANO Y. Uma estratégia de desenvolvimento com estabilidade. *Revista de Economia Política*, vol. 23, n. p.10-11, 2002.

BUENO, R.L.S. *Econometria de séries temporais*. São Paulo: Cengage Learning, 2. ed., p.12-14, 2010.

CAMPBELL, J., SHILLER, R. Cointegration and Tests of Present Value Models. *Journal of Political Economy* 95. p.1062-1088. 1987.

CARVALHO. Ascensão e declínio do mercado de capitais no Brasil: a experiência dos anos 90. *Economia Aplicada: Brazilian Journal of Applied Economics*. v. 4. n. 3, p. 25-26, 2000.

COPELAND, T. E.; WESTON, J. F.; SHASTRI, K. *Financial Theory and Corporate Policy*. New York: Pearson Education, p.514-516, 1998.

COPELAND, T. E.; WESTON, J. F.; SHASTRI, K. *Financial Theory and Corporate Policy*. New York: Pearson Education, 1998.

Dados históricos DI, retirado junho, 2022 do site: <https://www.b3.com.br>.

Dados históricos cotação PTAX, retirado junho, 2022 do site: <https://www.bcb.gov.br>.

Dados históricos índice Ibovespa retirado junho 2022 do site: <https://www.b3.com.br>

ELTON, E. J.; GRUBER, M. J. *Modern Portfolio Theory and Investment Analysis*. USA: John Wiley & Sons Inc., 5. ed p. 50-51, 1995.

FAMA, E. The information in the term structure. *Journal of financial economics*, vol. 13, p. 15, 18. 1982.

GUAJARATI, D.N.; Porter, D.C. “*Econometria Básica*”, Editora AMGH, Porto Alegre.3ed. p.89-99, 2011.

HAMILTON, J. D. *Time series analysis*. Princeton University Press, p. 22-25.1994.

LEICHSENRING, Endogeneidade e mecanismos de transmissão entre a taxa de juros

doméstica e o risco soberano: uma revisita aos determinantes do RISCO Brasil, p. 12-15, 2004.

LIMA, I. S.; LIMA, G. A. S. F.; PIMENTEL, R. C. Curso de mercado financeiro: tópicos especiais. São Paulo: Atlas, 2007.

LITTERMAN, R. & SIMS, C. Forecasting and conditional projection using realistic prior distributions. *Econometric Reviews*, 3(1): 1-100, 1984.

MANKIWI, N. Gregory. *Macroeconomia*. LTC, Rio de Janeiro, 3ed. 556-559. 1995.

MORETTIN P.A. e TOLOI, C. M. C. *Análise de Séries Temporais*. São Paulo. 2ed, p.20-23. 2006.

ONO, Nakane, M. I.; Costa, A. C. A. Spread bancário: os problemas da comparação internacional. *Risk Update*, Ano 1, n. 3, p. 9-14, 2005.

RATTI, Bruno. *Comércio Internacional e Câmbio*. São Paulo: Aduaneiras, 2000.

RICHARDSON, R. J. *MÉTODOS E TÉCNICAS*. São Paulo: Atlas, 10. ed. p.23-26 1999.

ROSSI, Pedro. Taxa de câmbio e política cambial no Brasil: teoria, institucionalidade, papel da arbitragem e da especulação. 1 ed. [S.L.]: FGV EDITORA, p.154-161. 2016.

SAMUELSON, A. P.; NORDHAUS, D. W. *Análise de custos*. In: *Economia*. 18. ed. Portugal: McGraw-Hill, p. 139-181, 1993.

SICSÚ, J. Flutuação Cambial e Taxa de Juros no Brasil. *Revista de Economia Política*, v.22, p.33-35 2002.

SIEGEL S. *Estatística não-paramétrica para as ciências do comportamento*. São Paulo, 1ed. p. 55-62, 1975.

SIMONSEN, M.R. "30 Anos de indexação." Rio de Janeiro: Editora da Fundação Getúlio Vargas. P.35-36. 1995.

SIMS, C. *Macroeconomics and reality*. *Econométrica*, v. 48, n. 1, p. 1-48, 1980.

WERNER, L.; RIBEIRO, J. L. D. *Previsão de demanda: uma aplicação dos modelos Box-Jenkins na área de assistência técnica de computadores pessoais*. *Gestão e Produção*. São Carlos, SP. Vol. 10, n. 1, p. 47-67, 2003.

YIN. R. K. *Estudo de caso: planejamento e métodos*. Porto Alegre: Bookman, 3ed. p. 12-19. 2005.