

FUNDAÇÃO GETULIO VARGAS
ESCOLA DE ECONOMIA DE SÃO PAULO

THIAGO CAIUBY GUIMARÃES

TESTES EMPÍRICOS DA EFICIÊNCIA DO MERCADO ACIONÁRIO BRASILEIRO

SÃO PAULO
2008

THIAGO CAIUBY GUIMARÃES

TESTES EMPÍRICOS DA EFICIÊNCIA DO MERCADO ACIONÁRIO BRASILEIRO

Dissertação apresentada à Escola de Economia da Fundação Getulio Vargas (FGV/EESP) como requisito para obtenção do título de Mestre em Finanças e Economia Empresarial.

Orientador: Prof. Afonso de Campos Pinto

SÃO PAULO
2008

Guimarães, Thiago Caiuby.

Testes empíricos da eficiência do mercado acionário brasileiro / Thiago Caiuby Guimarães. - 2009.

67 f.

Orientador: Afonso de Campos Pinto.

Dissertação (Mestrado profissional) - Escola de Economia de São Paulo.

1. Mercado de ações - Brasil. 2. Mercado de ações - Análise. 3. Ações (Finanças) - Brasil. 4. Análise de séries temporais. I. Pinto, Afonso de Campos. II. Dissertação (Mestrado profissional) - Escola de Economia de São Paulo. III. Título.

CDU 336.767(81)

THIAGO CAIUBY GUIMARÃES

TESTES EMPIRÍCOS DA EFICIÊNCIA DO MERCADO ACIONÁRIO BRASILEIRO

Dissertação apresentada à Escola de Economia da
Fundação Getúlio Vargas (FGV/EESP) como
requisito para obtenção do título de Mestre em
Finanças e Economia Empresarial.

Data de aprovação:

____/____/____

Banca Examinadora:

Prof. Afonso de Campos Pinto
(Orientador)
FGV-EESP

Prof. Rogério Mori
FGV-EESP

Prof. Ricardo Matone

Agradecimentos

Aos professores do MPFE-FGV, em especial, ao Prof. Afonso de Campos Pinto, orientador deste trabalho.

À minha família.

Resumo

Este trabalho tem por objetivo avaliar a eficiência do mercado acionário brasileiro a partir de testes estatísticos, para posterior modelagem das séries de retorno das ações, utilizando os modelos ARMA, ARCH, GARCH, Modelo de Decomposição e, por final, VAR.

Para este trabalho foram coletados dados intradiários, que são considerados dados de alta frequência e menos suscetíveis a possíveis alterações na estrutura de mercado, tanto micro como macroeconômicos. Optou-se por trabalhar com dados coletados a cada cinco minutos, devido à baixa liquidez dos ativos no mercado financeiro (que poderia acarretar em dados ausentes para intervalos de tempo inferiores). As séries escolhidas foram: Petrobrás PN, Gerdau PN, Bradesco PN, Vale do Rio Doce PN e o índice Ibovespa, que apresentam grande representatividade do mercado acionário brasileiro para o período analisado.

Com base no teste de Dickey-Fuller, verificou-se indícios que o mercado acionário brasileiro possa ser eficiente e, assim foi proposto modelos para as séries de retorno das ações anteriormente citadas.

Abstract

This work has as objective the evaluation of the Brazilian stock market efficiency by applying statistical tests for its posterior formalization using the return on stocks modeled as for example, ARMA, ARCH - GARCH family Models, Decomposition Model and, last but not least, VAR approach.

For this work it has been collected intraday data, which are considered high frequency data and therefore less susceptible to alterations in the market structure, either in the macro or microeconomic environments. The data was collected at five-minutes intervals. The main reason for such decision was due to the low liquidity of the assets shares within the Brazilian financial market, that could have missing values if collected within a shorter period of time. The series that were chosen are: Petrobrás PN, Gerdau PN, Bradesco PN, Vale do Rio Doce PN and the Ibovespa Index. These series are highly representative of the Brazilian stock market.

On the basis of the ADF test, it is evidence that the Brazilian stock market could be efficient and, thus is considered models for the series on the equity returns previously mentioned.

Índice

1.	Introdução	8
2.	Revisão da Literatura	13
3.	Coleta dos Dados de Alta Frequência.....	19
4.	Metodologia	25
4.1	Hipóteses	25
4.1.1	– Retorno.....	26
4.1.2	– Teste de Raiz Unitária	28
4.1.3	– Modelo ARCH (Autoregressive Conditional Heteroskedastic)	29
4.1.4	- Modelo GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedastic).....	30
4.1.5	- Modelo de Decomposição	31
4.2	Procedimentos para Verificação e Modelagem das Séries de Ações	33
5.	Resultados	36
6.	Conclusão	58
	Referências Bibliográficas.....	62
	ANEXO 1	65

1. Introdução

O mercado acionário brasileiro passou por diversas mudanças na última década, com o processo de globalização, privatização e desregulamentação econômica, o que resultou em um ambiente econômico mais competitivo. As empresas se depararam com a necessidade de maior transparência e eficiência, o que as levou a adotarem práticas de governança corporativa. Alguns fatos que marcaram a evolução do mercado acionário brasileiro:

- Em 1999, o IBGC – Instituto Brasileiro de Governança Corporativa lançou o 1º código sobre governança corporativa;
- Em 2001 foi aprovada a nova Lei das Sociedades Anônimas;
- Em 2002 a Comissão de Valores Mobiliários divulgou sua cartilha sobre o tema e a Bolsa de Valores de São Paulo criou segmentos especiais de listagem de ações visando diferentes níveis de governança corporativa, dentre eles o Novo Mercado;
- Em 2008 a Comissão de Valores Mobiliários em sua deliberação CVM Nº 550 comunicou: “As companhias abertas devem divulgar, em nota explicativa específica, informações qualitativas e quantitativas sobre todos os seus instrumentos financeiros derivativos, reconhecidos ou não como ativo ou passivo em seu balanço patrimonial”, focando na necessidade das demonstrações contábeis fornecerem informações que permitam que os investidores avaliem adequadamente o risco inerente às operações das empresas.

Dentre essas deliberações no segmento do Novo Mercado, as empresas se comprometem a adotar medidas de governança corporativa adicionais ao que é exigido pela legislação vigente. Entre as principais práticas, vale ressaltar a exigência de que o capital social da companhia seja composto somente por ações ordinárias, segundo o IBGC. A entrada de capital estrangeiro evidenciou essa mudança e a partir de 1994, ficou claro o aumento no volume negociado e, conseqüentemente, na liquidez. Em outras palavras, o maior volume negociado propicia maior liquidez, uma vez que esse aumento provoca menor concentração

das negociações entre os grandes investidores, pulverizando entre esses poucos investidores, no caso os grandes bancos.

O trabalho aqui desenvolvido está focado em verificar a eficiência do mercado acionário brasileiro, observando se existe essa concentração das negociações entre poucos investidores (bancos, empresas, pessoas físicas e capital estrangeiro). Alguns dados preliminares divulgados no *site* da Bolsa de Valores de São Paulo (Bovespa) sugerem que os investidores institucionais movimentam em torno de 29% do volume negociado, os investidores estrangeiros representam por volta de 31%, as empresas giram 7% desse fluxo e as pessoas físicas são responsáveis pelos 33% restantes. Um dos fatores que contribuem com a possibilidade de redução da concentração das negociações entre poucos investidores que contam com grande volume financeiro é o crescimento do mercado de *home broker*¹ que, hoje gira em torno de 33% das negociações da Bolsa de Valores de São Paulo, segundo a própria Bovespa. Este é um nicho pulverizado onde o poder de influência dos *dealers*² é baixo. Ou seja, qualquer um desses participantes não possui volume financeiro suficiente para influenciar todo o mercado, ao contrário dos grandes investidores (bancos e empresas).

Sendo assim, este trabalho objetiva testar hipóteses relacionadas à eficiência do mercado acionário brasileiro e, caso tais hipóteses sejam não falseadas, serão propostos modelos.

Inicialmente, são realizados testes para verificar as seguintes hipóteses em relação ao mercado acionário brasileiro:

$$\begin{aligned} H_0: & \text{O preço da ação segue um passeio aleatório} \\ H_1: & \text{O preço da ação não segue um passeio aleatório} \end{aligned} \quad (1.1)$$

¹ *Home Broker* - pessoa física que opera através de um computador remoto e uma corretora contratada, que disponibiliza seus serviços para que o cliente realize operações de compra e venda de ações pela internet em tempo real.

² *Dealers* - participantes do mercado, que realizam operações de compra e venda de ações.

A partir dos resultados obtidos, são ajustados modelos lineares (univariados e/ou multivariados) e/ou não lineares. Os modelos utilizados neste trabalho são:

- 1 – ARCH – *Autoregressive Conditional Heteroskedastic Model* (ENGLE, 1982);
- 2 - GARCH – *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedastic Model* (BOLLERSV, 1986);
- 3 – Modelo de Decomposição (TSAY, 2002);
- 4 – VAR – Vector Autoregressive (ENDERS, 2004)

Com isso, é possível constatar se as ferramentas de precificação de ativos disponíveis e utilizadas são consistentes, ou seja, se possibilitam aos investidores a obtenção de lucros com as suas operações de compra e venda de ativos, se são fidedignas ou se não são confiáveis (FAMA, 1970). Espera-se que os resultados dos testes possam ser aplicados e utilizados como ferramentas de auxílio à tomada de decisão pelos investidores. Muitos ainda não foram aplicados em séries brasileiras e, portanto, o que seria apenas um trabalho de replicação acaba adquirindo uma importância maior.

Com o resultado do teste de passeio aleatório, será possível verificar a viabilidade de modelagem dos preços das ações da Petrobras, Gerdau, Bradesco, Vale do Rio Doce e do índice Ibovespa para prever os resultados desses retornos futuros. Porém, se não for possível modelar o preço, serão modelados os retornos desses ativos. Entre os resultados encontrados destaca-se uma previsibilidade de retornos diários com alta significância estatística e caracterizada por uma forte persistência. Evidências de não linearidades nos retornos são encontradas em diversos horizontes de tempo, como estudados em outros trabalhos na área de finanças.

O restante do trabalho está estruturado da seguinte forma:

O Capítulo 2 consiste em realizar uma revisão bibliográfica mais profunda sobre os itens em questão: dinâmica de formação de preços e volatilidade, *non-synchronous trading*³, avaliações empíricas de autocorrelação de retornos e avaliação de liquidez. O objetivo desta fase é melhor consubstanciar as hipóteses de trabalho, refinando-as e garantindo que os testes serão válidos.

O Capítulo 3 do trabalho se refere à coleta dos dados. A acessibilidade dos dados é adequada, pois são utilizadas fontes como terminais da Bloomberg⁴ e Economática⁵, os quais possuem séries históricas de todas as ações e opções negociadas na Bolsa de Valores de São Paulo, desde a sua criação. A frequência dos dados disponíveis varia desde dados mensais, semanais, diários, *intraday*⁶, até dados *tick-by tick*⁷, não restringindo de forma alguma as análises posteriores.

O Capítulo 4 consiste na apresentação dos procedimentos para análise e modelagem das séries de ações a partir da verificação da eficiência de alguns ativos do mercado acionário brasileiro e posterior modelagem, caso seja constatada. Para isso, é utilizado o programa Eviews⁸ com o intuito de desenvolver programas para aplicar alguns dos modelos propostos anteriormente às séries em questão.

³ *Non-Synchronous Trading* – A negociação de uma ação ocorre de forma não-sincronizada: existência de variação na intensidade das negociações ao longo do dia ou ao longo da semana (dados *intraday*: sazonalidade diária).

⁴ *Terminal Bloomberg* – Terminal de notícias e fonte de dados de preços de ativos e históricos de negociações realizadas no mercado com o intuito informativo, disponibilizado pela empresa Bloomberg.

⁵ *Econômática* – Fonte de dados de indicadores econômicos e empresariais com histórico de preços disponibilizados pela empresa Economática.

⁶ *Intraday* – Dados inferiores ao período diário, de alta frequência, medidos dentro do intervalo que pode ser minuto-a minuto ou *tick-by-tick*.

⁷ *Tick-by-tick* – Dados coletados a cada negociação realizada, podem ser menos que uma fração de segundo. A cada negociação um dado é registrado independente do intervalo de tempo, o tick varia de um em um centavo de reais.

⁸ *Eviews* – *Software* estatístico de análise descritivas e regressões.

O Capítulo 5 apresenta a análise e interpretação dos resultados. Para isto, utilizam-se os modelos desenvolvidos na etapa anterior para prever retornos, ou preços futuros, de alguns ativos.

No Capítulo 6 são discutidas as principais conclusões do trabalho, assim como são indicadas as principais limitações da pesquisa. O Capítulo indica também possibilidades para futuros estudos baseadas no trabalho aqui apresentado.

2. Revisão da Literatura

Dentre os estudos realizados testando a hipótese do passeio aleatório para as séries de preços de ações, o trabalho desenvolvido por LO e MACKINLAY (1998) testa a hipótese de passeio aleatório para dados de preços de ações do mercado acionário norte-americano, onde

$$\begin{aligned} H_0: & \text{O preço da ação segue um passeio aleatório} \\ H_1: & \text{O preço da ação não segue um passeio aleatório} \end{aligned} \quad (2.1)$$

A rejeição de H_0 , em (2.1), apresenta sérias implicações para investidores, pois, a partir disso, é possível arbitrar no mercado de ações utilizando métodos de previsão para preços futuros.

Isto implica dizer que, se a hipótese do passeio aleatório é rejeitada, a hipótese de eficiência de mercado também é rejeitada, já que a mesma pressupõe que as informações dos preços passados das ações não devem ajudar a prever os preços futuros ($\forall \delta, \delta < t$) ou seja, qualquer preço medido em instantes passados não ajuda a prever o preço em t , segundo CAMPBELL, LO E MACKINLAY (1997), ou seja,

$$E(Y_t | Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots) = E(Y_t) \quad (2.2)$$

Em que

Y_t é o preço da série no instante t .

Pode-se dizer que a hipótese de eficiência de mercado pressupõe que este tipo de oportunidade de investimento⁹ será notado e desaparecerá quase que instantaneamente, através dos ajustes nos preços dos ativos. De acordo com

⁶ *Oportunidade de Investimento* - alocar recursos em determinados ativos com o intuito de auferir um retorno futuro positivo.

esta hipótese, os preços dos ativos devem refletir todo o conjunto de informações disponíveis aos seus agentes. O conceito de mercado eficiente possui implicações muito vagas, podendo ser atrelado a inúmeros modelos de determinação de preços de ativos. De fato, para testar a hipótese de eficiência do mercado é necessária uma especificação mais precisa em relação ao comportamento esperado dos preços dos ativos, sugerindo, assim, que existe a possibilidade para a formulação de modelos de equilíbrio. Se o nível de retorno considerado normal for constante, esta definição implica em um passeio aleatório para o preço de um ativo, segundo WOOLDRIDGE (2003).

Tal concepção parte da premissa de que um investidor não poderia obter retornos extraordinários no mercado de ações, dado um determinado risco. Ou seja, dado um mesmo nível de risco para dois ativos espera-se que esses apresentem o mesmo retorno esperado, segundo, BODIE, KANE e MARCUS (2002).

A hipótese de eficiência do mercado acionário, quando rejeitada, pode tornar uma análise fundamentalista lucrativa, dado que haveria diversas ações que estariam sendo negociadas abaixo do seu valor intrínseco, podendo ser adquiridas, e outras ações, que estariam acima do seu valor potencial, deveriam ser vendidas, ocasionando lucro na operação (BODIE, KANE e MARCUS, 2002). Outra forma de gerar lucros seria através da análise gráfica, pois as informações sendo absorvidas de forma defasada, aumentando o tempo de ajuste das ações, possibilitariam a visualização dessas oportunidades de investimento em gráficos desse tipo de tendência, propiciando operações lucrativas (PERSON, 2004).

De acordo com FAMA (1970), um mercado é eficiente quando os preços dos ativos refletem integralmente todas as informações disponíveis naquele momento. Assim, para que o mercado seja eficiente, é necessário que o preço das ações seja justo, e que reflita todas as informações disponíveis, o conhecimento dos prováveis retornos futuros, além da determinação da taxa de retorno do investimento. ROBERTS (1967) fornece uma subdivisão clássica com relação à definição de eficiência de mercado:

- A hipótese de mercado eficiente na forma fraca

Define que os dados de preços e os volumes históricos das ações não contêm informações que possam ser utilizadas para propiciar lucros acima do que seria obtido através da estratégia de comprar e manter o título por um intervalo de tempo. Ou seja, as informações disponíveis são apenas dos históricos dos preços, retornos e volumes.

- A hipótese de mercado eficiente na forma semi-forte

Diz que o mercado é eficiente quando os preços refletem todas as informações disponíveis publicamente. Dentre elas, os resultados das empresas, como o lucro líquido, balanços e dividendos. Portanto, apenas os *insiders*¹⁰, que têm acesso a informações privilegiadas, conseguem obter lucro maior do que a estratégia de comprar e manter a ação, através da informação que ainda não foi incorporada no preço.

- A hipótese de mercado eficiente na forma forte

Especifica que todas as informações públicas e privadas estão disponíveis no mercado, assim não é possível obter lucro maior do que a estratégia de comprar e manter no curto prazo. Assim as mudanças de preços são variáveis aleatórias independentes e nenhum participante do mercado possui informações privilegiadas.

Uma possível confirmação do modelo do passeio aleatório implicaria que as mais diversas técnicas de análise gráfica e os modelos econométricos de previsão univariada de preços de ativos, representariam um esforço sem utilidade prática na busca de lucros extraordinários. Consequências verificadas também na

¹⁰ *Insider* – Pessoas que possuem informações estratégicas e privilegiadas de determinada empresa antes de serem divulgadas, e utilizam este conhecimento com o intuito de encontrar ações onde essas informações não estejam incorporadas no seu valor intrínseco.

hipótese de mercado eficiente na forma fraca, como mencionado anteriormente (ROBERTS, 1967).

LO e MACKINLAY (1998), concluíram no trabalho realizado com os retornos semanais (do fechamento de quarta-feira da semana corrente até o fechamento da quarta-feira da semana seguinte) dos ativos negociados na Bolsa de Valores de Nova Iorque (*New York Stock Exchange - NYSE*), que os retornos dos ativos não seguem um passeio aleatório para o mercado americano, utilizando um teste de estimadores das variâncias.

O mesmo teste para razão de variâncias foi utilizado por CHANG e TING (2000), que obtiveram resultados muito parecidos para as séries analisadas. Os resultados empíricos indicaram que o modelo de passeio aleatório não é consistente com o processo estocástico dos retornos semanais, principalmente para as ações com pouco capital negociado em bolsa de valores.

Diferentemente de FAMA e FRENCH (1988), que sugeriram que os valores da razão das variâncias dão evidências de autocorrelação negativa em horizontes de períodos longos, LO e MACKINLAY (1998) verificaram autocorrelação positiva para curtos horizontes de tempo, como semanas e meses. Logo, os retornos dos ativos possuem componentes previsíveis. A constatação verificada por FAMA e FRENCH (1988) e LO e MACKINLAY (1998) evidenciam a correlação entre o ativo em diferentes períodos de tempo, levando a possibilidade de previsão do mesmo.

Segundo FAMA e FRENCH (1988), a partir de um modelo ARIMA a autocorrelação começa a ficar negativa para retornos de 2 anos, alcança o valor mínimo para retornos entre 3 e 5 anos e tende a zero para retornos de prazos superiores a 5 anos. Este padrão é consistente com a hipótese de que os preços das ações possuem um decaimento lento, que pode ser observado na função de autocorrelação da série de preços, evidenciando a não estacionariedade da mesma. A autocorrelação dos retornos é fraca para curtos horizontes de tempo, comum em trabalhos empíricos disponíveis na literatura internacional, mas torna-

se mais forte quando esses retornos crescem. Ou seja, a autocorrelação talvez reflita ineficiência no mercado ou o retorno de equilíbrio esperado ao longo do tempo gerado por atitudes de investidores racionais.

FRENNBERG e HANSSON (1993) também utilizaram o teste de razão das variâncias para estudar o comportamento do mercado acionário da Suécia. Os resultados do trabalho desenvolvido possibilitaram encontrar evidências de autocorrelação positiva nos retornos para horizontes de investimento curtos, de um a doze meses. Para horizontes de investimentos maiores, dois ou mais anos, encontraram indicativos de autocorrelação negativa, em linha com as pesquisas desenvolvidas no mercado acionário americano, descritas em LO e MACKINLAY (1998). Dessa forma, pode-se notar que existem evidências que o retorno dos ativos no mercado acionário sueco não seguem um passeio aleatório e portanto o mercado não é eficiente.

LEE, GLEASON, e MATHUR (2000) examinaram o mercado francês de derivativos para testar a hipótese de que os contratos financeiros negociados na bolsa de valores local seguem um passeio aleatório e, portanto, seriam eficientes. A conclusão foi que existiam evidências de que a hipótese do passeio aleatório não poderia ser rejeitada para esses contratos.

POTERBA e SUMMERS (1988) a partir de informações do mercado americano e mais 17 países sugerem que os preços dos ativos contêm componentes previsíveis e há indícios de autocorrelação negativa para horizonte de longo prazo. Dessa forma, talvez haja possibilidade de arbitragem e ganhos através de modelos que façam previsão de retornos futuros, enquanto que outros trabalhos sugerem que o mercado talvez seja eficiente.

No mercado brasileiro, TORRES, BONOMO E FERNANDES (2002) encontraram indícios de autocorrelação de primeira ordem positivas para retornos diários e semanais para ações listadas no Ibovespa de 1986 à 1998 divididas em valor de mercado (VW – *Value Weighted*) e pesos iguais (EW – *Equal Weighted*), porém essa correlação diminui para o período pós Plano Real (1994), indicando a

possibilidade de uma mudança estrutural que levou ao aumento da eficiência do mercado acionário brasileiro.

Resultados na literatura são dos mais diversos, como mencionados anteriormente. Assim, o intuito deste trabalho é contribuir com a literatura sobre o teste da hipótese de eficiência de mercados no caso brasileiro, utilizando testes de passeios aleatórios. Caso a hipótese de passeio aleatório seja rejeitada, serão propostos alguns modelos para retornos de ativos visando prever seus comportamentos futuros. Mais detalhes sobre hipóteses de passeio aleatório podem ser encontrados, por exemplo, em DACOROGNA et al. (2001), CAMPBELL, LO e MACKINLAY (1997) e BREALEY e MYERS (2000).

Outro fator que permite mencionar a relevância do trabalho é o fato de existirem poucas publicações na América Latina e, principalmente, no Brasil que abordam este assunto, e que utilizam dados dos mercados locais. Pelo fato do Brasil ser um dos principais mercados da América Latina, um trabalho sobre este assunto possui uma grande contribuição para a região e pode auxiliar no desenvolvimento de trabalhos futuros.

3. Coleta dos Dados de Alta Frequência

Para a seleção dos dados a serem utilizados no trabalho, é relevante buscar indícios que ajudem a substantiar primeiramente o argumento de que os investidores tendem a perceber as ações ordinárias (ON) como substitutas às preferenciais (PN), a não ser pela diferença de liquidez. Ou seja, os investidores não deixarão de comprar uma ação PN para comprar a ação ON devido a diferença de preço, levando em consideração a distribuição de dividendos (PN) e o direito a voto (ON) das diferentes ações. Pode-se auferir que as ações preferenciais, em média, possuem maior liquidez que as ações ordinárias (2/3 PN; 1/3 ON). Assim, pode-se concluir que as ações são percebidas pelos investidores da mesma forma, diferindo apenas pela liquidez, e, qualquer nova informação sobre determinada empresa irá gerar o mesmo impacto nas duas classes de ações.

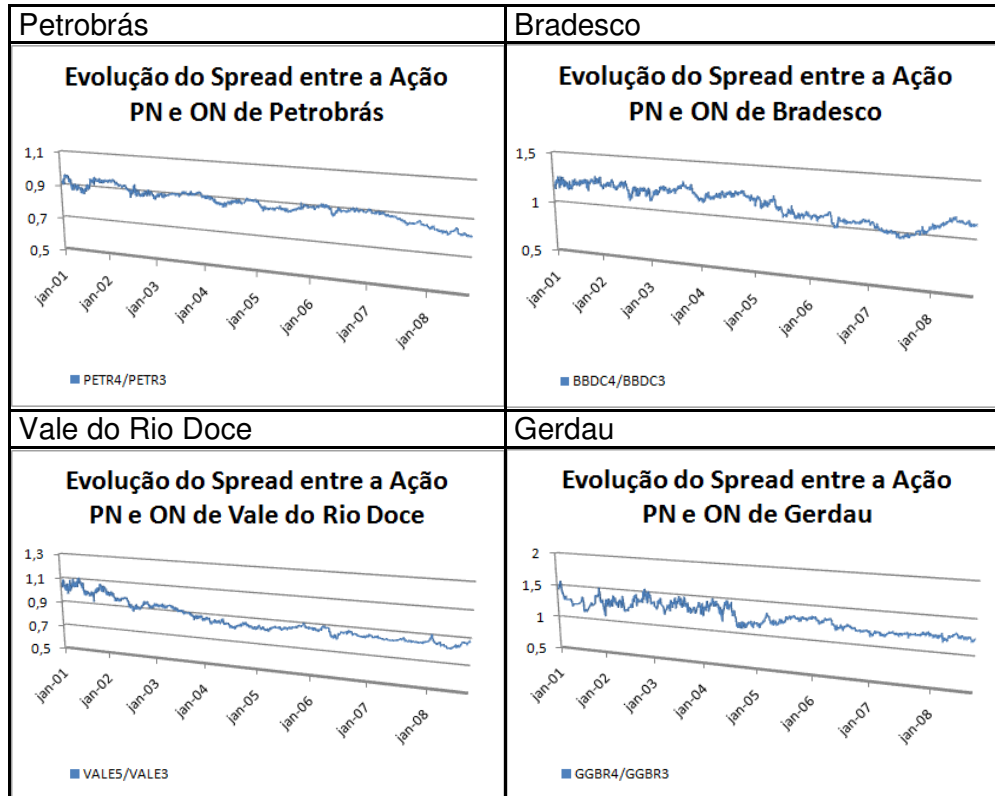


Figura 3.1: Evolução do Spread entre as Ações PN e ON 2001-2008.

Na Figura 3.1 é apresentado o *spread*¹¹ entre as ações PN e ON de Petrobrás, Bradesco, Vale do Rio Doce e Gerdau, é possível verificar que os *spreads* tendem a ficar dentro de um intervalo de dois desvios padrões para cima e para baixo e retornarem a média. Mudanças estruturais na composição da ação podem mudar o *spread* de nível, porém ele passa a trabalhar em um novo range de preço, ou seja, todas as informações relevantes são rapidamente absorvidas e o mercado se ajusta.

Haja vista essa indiferença, para o melhor desenvolvimento deste trabalho optou-se então pela utilização dos dados de alta frequência que são regidos por fatores inerentes a dinâmica de negociação e não fundamentalistas. Os dados de alta frequência podem ser caracterizados como sendo a forma original dos preços dos ativos no mercado financeiro, ou seja, todas as outras formas as quais as séries de preços de ações são expressas derivam dos dados de alta frequência que são formados a partir dos *ticks*. Um *tick* pode ser definido como sendo a menor parte que um dado pode ser dividido e observado. Assim, trazendo para os dados disponíveis no Brasil, a menor fração a partir da qual os ativos brasileiros podem ser negociados, ocorre no mínimo com a variação de um em um centavo. Ou seja, se um investidor está disposto a comprar ou vender uma ação que está sendo negociada em bolsa, e deseja fazer sua oferta tanto para a compra ou para a venda do ativo a um preço diferente do último preço negociado, a menor diferença possível será de um centavo em relação ao preço inicial.

Porém, estes dados de alta frequência são irregularmente espaçados no tempo, diferentemente dos dados de baixa frequência, como é o caso dos dados diários e mensais, que são regularmente espaçados, compreendidos dentro de intervalos de tempo pré-definidos. Porém, esses dados não são os dados

¹¹ *Spread* – No jargão de mercado o nome *Spread* é utilizado principalmente por *traders* de estratégia *long-short* de ações para definir o diferencial de preço entre duas ações. Ou seja, como apresentado no gráfico, o *spread* entre a ação PN e ON de Petrobrás é PETR4/PETR3. No caso é uma transformação da série para o *spread* de Petrobrás, onde essa nova série transformada é utilizada como medida para verificar o descolamento em número índice entre duas ações. No Caso de Petrobrás, o diferencial de 0,9 significa que o preço da ação PETR4 é em média 10% inferior a ação PETR3. É possível calcular com essa série transformada as mesmas estatísticas descritivas de uma série em nível (Ex. média, variância, desvio padrão e etc.).

originais, mas podem ser considerados derivados dos preços originais de mercado, no caso, os dados *tick-by-tick*.

Como esses dados são registrados quase que continuamente, é necessário que sejam tratados e organizados em intervalos fixos de tempo, para que seja possível utilizar os modelos econométricos propostos.

A escolha do intervalo a ser utilizado deve ser definida de forma que o mesmo deve ser pequeno suficiente para que seja possível captar a volatilidade intradiária. Porém devido à baixa liquidez dos ativos no mercado financeiro brasileiro, tal escolha pode acarretar em dados ausentes que, como verificado para intervalos de tempo muito pequenos, foi constatado diversas vezes a falta de dados (*missing values*). Um fator importante para o uso deste tipo de observação em comparação com as observações em baixa frequência, é a possibilidade de ajustar modelos que captam informações ao longo do dia, que são importantes para os investidores que fazem negociações diariamente, os *traders*. Ainda, os dados de alta frequência são menos suscetíveis a possíveis alterações na estrutura do mercado, seja no ambiente micro ou macroeconômico. No caso, foi analisada a possibilidade de utilização dos dados em intervalos fixos de um e cinco minutos. Para os dados no intervalo de um minuto foram encontrados diversos valores ausentes e repetição de números idênticos, onde novas informações não são captadas. ANDERSEN, BOLLERSLEV, DIEBOLD e LABYS (2000) propuseram a utilização de dados com frequência de cinco minutos, dessa forma, as séries não seriam afetadas por fatores da microestrutura do mercado.

Dado que o trabalho tem como finalidade posterior a sua utilização prática em análise de investimentos, concluímos junto à *traders* que, para realizar a análise e interpretação dos dados para intervalos de cinco minutos, o *trader* possui tempo hábil para fazer a análise e tomar a decisão. Portanto, a decisão da escolha do intervalo de tempo da série de alta frequência a ser utilizada levou em consideração os fatores **disponibilidade de dados** e **utilização prática** das análises a serem desenvolvidas.

Visando consubstanciar as premissas anteriormente citadas, as séries escolhidas para a realização do trabalho não foram casuais ou aleatórias. Elas refletem a importância na composição do IBOVESPA, como mostrado na Figura 3.2. São elas, a Petrobrás PN – PETR4, Gerdau PN – GGBR4, Bradesco PN – BBDC4,

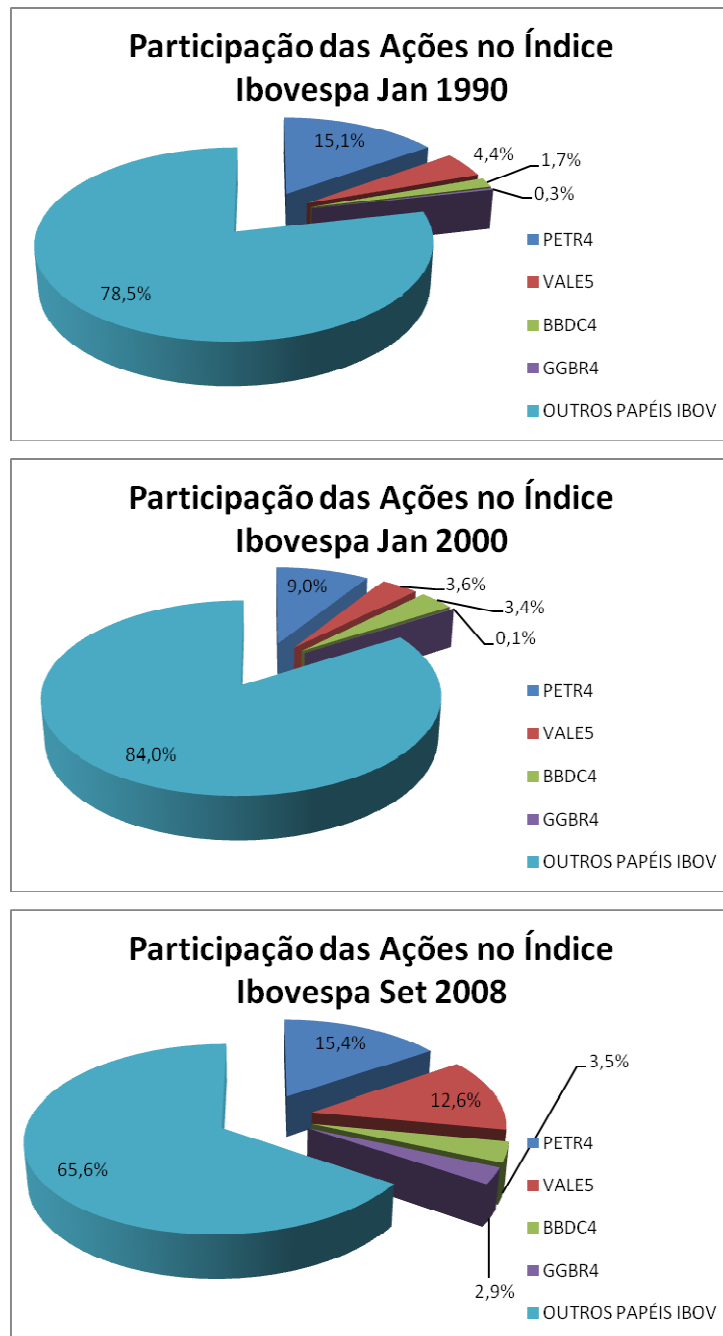


Figura 3.2: Participação das Ações no Índice Ibovespa de 1990-2008.

Vale do Rio Doce PN – VALE5 e o próprio Índice Ibovespa - IBOV negociadas no mercado à vista da Bovespa, por estarem entre as ações mais negociadas, dado que a escolha de ações pouco negociadas na bolsa traria à tona o problema de baixa liquidez, maior quantidade de valores ausentes, dificuldade na análise e interferência de fatores que iriam contra as hipóteses de eficiência do mercado. Na Figura 3.2 ainda é possível verificar que as ações selecionadas cresceram de participação ao longo do tempo, o que mostra a sua representatividade no índice devido ao aumento de liquidez ao longo do tempo.

A série de Petrobrás como exemplo principal do trabalho, será definida como sendo a série X_t . Definimos o período entre os dias 10 de março de 2008 até o dia 8 de setembro de 2008, excluindo os feriados. Em um dia normal de negociação é possível encontrar 85 observações no intervalo de cinco minutos contabilizando um total de 10795 observações no período. Devido a distorções de preços nos últimos dez minutos, e com o objetivo de homogeneizar a distribuição das observações, excluimos esses dados da análise. No caso, próximo ao final do horário de negociação da Bovespa ocorre os leilões de encerramento e, por essa razão, excluimos estes períodos. A amostra tratada que iremos utilizar possui 127 dias, com 83 dados por dia, totalizando 10541 observações.

Estatisticamente, quanto maior o tamanho da amostra, maior o grau de liberdade, o que acarreta em estimadores mais precisos (WOOLDRIDGE, 2003). A grande quantidade de dados permite distinguirmos entre diferentes modelos com maior precisão estatística. Da mesma forma que com uma menor quantidade de dados a escolha do modelo mais apropriado tende a favorecer modelos mais simples por conter um menor número de parâmetros e porque testes como a razão de verossimilhanças penalizam o aumento no número de parâmetros (WOOLDRIDGE, 2003). No caso de dados de alta frequência, a penalidade é relativamente pequena devido ao tamanho da amostra que se aproxima de um ambiente assintótico.

Outro fator importante para o uso de dados em alta frequência em comparação com os dados de baixa frequência é o fato de que, ao longo do tempo, as condições de mercado se alterem o que pode levar a dúvida quanto a mudanças na economia que interferem diretamente no padrão das séries de tempo, como é o caso das séries de tempo diárias e mensais. No caso do Brasil, por exemplo, a crise de energia, ou no âmbito mundial os grandes avanços tecnológicos, podem ter afetado apenas um momento específico do tempo ou podem ter mudado totalmente a estrutura do mercado levando a novos conceitos e análises do mercado e, conseqüentemente, o valor dos ativos financeiros. Isso por sua vez é minimizado no caso de dados de alta frequência por consistirem em intervalos de tempo menores onde as propriedades do mercado quase não se alteram muito entre intervalos sucessivos.

4. Metodologia

Nesse capítulo inicialmente são apresentadas as ferramentas para testar a eficiência do mercado acionário brasileiro a partir do teste de hipótese do passeio aleatório. Em seguida, são apresentadas as razões para a utilização do retorno das séries ao invés do preço, e o teste de raiz unitária para verificar se as séries são estacionárias ou não. A partir desses resultados é possível propor modelos que melhor se ajustam a cada série. Dentre os modelos a serem propostos estão: ARCH, GARCH, EGARCH, TGARCH, Modelo de Decomposição e VAR. Na segunda parte são apresentados os procedimentos passo-a-passo para verificar se as séries de preço ou retorno são estacionárias e a modelagem das séries de ações de acordo com os modelos acima mencionados.

4.1 Hipóteses

Retomando a metodologia proposta por LO & MACKINLAY (1998), o problema inicial do trabalho é verificar se o mercado brasileiro é eficiente, a partir da hipótese do passeio aleatório, ou seja, se os preços de alguns ativos seguem um passeio aleatório. Assim, é apresentado o seguinte modelo:

$$Y_t = \rho Y_{t-1} + u_t, \quad (4.1)$$

Em que

Y_t - denota a série dos retornos de preços de dados do mercado acionário brasileiro.

Se $\rho=1$, a hipótese de passeio aleatório, apresentada em (4.1), não poderá ser rejeitada denotando assim, a eficiência do mercado acionário brasileiro. Caso contrário, não podemos dizer que o mercado segue um passeio aleatório, e conseqüentemente, não há evidências de que o mercado seja eficiente. É possível resumir estas informações na construção das seguintes hipóteses:

$$\begin{aligned} H_0 : \rho &= 1 \\ H_1 : \rho &< 1. \end{aligned} \tag{4.2}$$

De outra forma,

$$\begin{aligned} H_0: & \text{O preço da ação segue um passeio aleatório} \\ & \text{Modelagem via retornos (1ª diferença) das ações ;} \\ H_1: & \text{O preço da ação não segue um passeio aleatório} \\ & \text{Modelagem via preços (nível) das ações} \end{aligned} \tag{4.3}$$

Baseando-se nos resultados que serão obtidos com a verificação das hipóteses levantadas, será avaliada a possibilidade de modelar as séries de preços dos ativos, visando previsibilidade futura.

Se H_0 não for rejeitada, isto é, se o mercado é eficiente seguindo um passeio aleatório, as séries são analisadas do ponto de vista dos retornos. Por isso, inicialmente, define-se abaixo o termo retorno e, na seqüência, a forma como o mesmo é tratado.

4.1.1 – Retorno

A maioria dos estudos financeiros envolve os retornos, ao invés dos preços, dos ativos. CAMPBELL, LO, MACKINLAY (1997), apresentam duas razões principais para a utilização dos retornos:

- Para os médios investidores o retorno de um ativo fornece informação completa e adimensional da oportunidade de investimento;
- As séries de retornos são mais facilmente trabalhadas em relação às séries de preços devido as suas boas propriedades estatísticas. Por exemplo, a distribuição dos retornos é mais simétrica e estável ao longo do tempo em relação à distribuição de preços. A série de

retornos é mais próxima da estacionariedade, enquanto que a série de preços não é.

Seja P_t o preço de um ativo no instante t (assumindo que os ativos não pagam dividendos). O retorno simples de um período, mantendo o ativo por um período da data $t-1$ até a data t , resulta em um retorno de crescimento simples

$$1 + R_t = \frac{P_t}{P_{t-1}} \quad \text{ou} \quad P_t = P_{t-1} (1 + R_t). \quad (4.4)$$

O correspondente retorno líquido simples para um período ou retorno simples pode ser definido como

$$R_t = \frac{P_t}{P_{t-1}} - 1 = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}}. \quad (4.5)$$

Já o retorno simples de multi-períodos pode ser definido mantendo o ativo por k períodos entre as datas $t - k$ e t , resultando num retorno de crescimento simples a k -períodos, ou seja,

$$\begin{aligned} 1 + R_t[k] &= \frac{P_t}{P_{t-k}} = \frac{P_t}{P_{t-1}} \times \frac{P_{t-1}}{P_{t-2}} \times \dots \times \frac{P_{t-k+1}}{P_{t-k}} = \\ &= (1 + R_t) (1 + R_{t-1}) \dots (1 + R_{t-k+1}) = \prod_{j=0}^{k-1} (1 + R_{t-j}). \end{aligned} \quad (4.6)$$

O retorno de crescimento simples a k -períodos é simplesmente o produto de k retornos de crescimento simples, chamado de retorno composto. O retorno líquido para k -períodos será

$$R_t[k] = \frac{(P_t - P_{t-k})}{P_{t-k}}. \quad (4.7)$$

Podemos transformar as séries de preços em retornos a partir da função logarítmica, utilizando letras minúsculas para denotar o logaritmo da variável, tal que $x \cong \ln(X)$ considerando a seguinte relação:

$$r_t = p_t - p_{t-1} \quad (4.8)$$

Mais importante é que a definição acima exprime a primeira diferença dos preços das series, isto é, os retornos são diferenças de primeira ordem, e, portanto, estacionários. No próximo item, será dada uma explicação mais detalhada de sua significância¹².

4.1.2 – Teste de Raiz Unitária

Séries temporais de dados financeiros muitas vezes não podem ser caracterizadas como séries de dependência fraca (ENDERS, 2004). Para verificar se uma série possui dependência fraca, ou seja, se é uma série estacionária, utiliza-se o teste de raiz unitária. Considerando o seguinte modelo:

$$Y_t = \rho Y_{t-1} + u_t \quad (4.9)$$

onde Y_t denota a série dos retornos de preços de dados do mercado acionário brasileiro, u_t é o erro estocástico que segue as suposições clássicas (média zero, variância σ^2 , constante, e é não auto-correlacionado – independentes e identicamente distribuídas – i.i.d.).

A equação (4.9) é conhecida como um modelo autoregressivo de primeira ordem, $AR(1)$, se $-1 < \rho < 1$, pois fazemos a regressão do valor de Y no instante t sobre o seu valor no instante $t-1$.

¹² *Retorno* – Exceto quando explícito de outra forma, a terminologia "retorno" passa a se referir ao retorno logarítmico em t .

Se $\rho = 1$, o modelo dado por (4.9) apresenta raiz unitária, caracterizando-o como não estacionário, confirmando assim, a hipótese de que o mercado é eficiente.

Sob a hipótese nula, dada por (4.2), a estatística t calculada de modo convencional foi transformada e seus valores críticos encontram-se descritos em DICKEY e FULLER (1979), com base em simulações de Monte Carlo, sendo chamada de estatística τ (τ), ou teste de Dickey-Fuller (DF). Caso a hipótese nula seja rejeitada, podemos utilizar o teste t de *Student*. Mais detalhes, vide, por exemplo, WOOLDRIDGE (2003).

Apresentando-se raiz unitária, pode-se concluir que o mercado acionário é eficiente e, portanto passível de modelagem através da primeira diferença, ou em séries financeiras, através de seus retornos como visto no item anterior usando os seguintes modelos citados a seguir.

4.1.3 – Modelo ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroskedastic*)

Como os dados de séries temporais financeiras possuem alta variabilidade provocada pela volatilidade no mercado financeiro, sugerindo que as variâncias dos erros provocados pela previsão não são constantes, variando ao longo do tempo, ou seja, indicando que existe a possibilidade de autocorrelação na variância dos erros de previsão, ENGLE (1982) desenvolveu o modelo autoregressivo de heteroscedasticidade condicional (ARCH), para capturar essa correlação. O modelo leva em consideração que a variância de u no instante t depende do tamanho do termo de erro elevado ao quadrado no instante $t-1$, ou seja, depende de u_{t-1}^2 . Assim, a variância de u no instante t depende das variâncias dos erros em instantes passados. Dessa forma, um processo ARCH(m) pode ser definido por

$$Var(u_t) = \sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \dots + \alpha_m u_{t-m}^2, \quad (4.10)$$

A partir do modelo anterior, podemos testar as hipóteses

$$H_0 : \alpha_1 = \alpha_2 = \alpha_3 \dots = \alpha_m = 0 \quad (4.11)$$

H_1 : Pelo menos um parâmetro diferente de zero,

Se a hipótese nula, dada em (4.11) não for rejeitada, não existe autocorrelação na variância do erro. Se a hipótese nula for rejeitada, concluímos que existe autocorrelação na variância do erro e um modelo dessa classe pode ser adequado para modelar a volatilidade da série. Mais detalhes, vide, por exemplo, ENGLE (1982) e TSAY (2002).

4.1.4 - Modelo GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedastic*)

Sugerido por BOLLERSLEV (1986), o chamado modelo GARCH, que é uma generalização do modelo ARCH, pode ser usado para descrever a volatilidade com menos parâmetros. Um modelo GARCH(m, s) pode ser definido por

$$u_t = \sigma_t \cdot \varepsilon_t, \\ \sigma_t^2 = \sum_{i=1}^s \alpha_i \cdot u_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^m \beta_j \cdot \sigma_{t-j}^2, \quad (4.12)$$

Em que u é o termo erro, $\varepsilon_t \sim N(0, 1)$, $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i > 0$, $\beta_j > 0$, $\sum_{i=1}^t (\alpha_i + \beta_i) < 1$, $t = \max(m, s)$. Mais informações vide, por exemplo, TSAY (2002) e MILLS (2000). Um ponto relevante nesta família é que os choques são tratados de forma simétricas. Com o desenvolvimento de modelos mais sofisticados, a estrutura GARCH foi adequada a absorver também inovações assimétricas tais como:

- EGARCH (Exponencial GARCH) - Este modelo foi introduzido por Nelson (1991) com a seguinte estrutura:

$$\ln(h_t) = w + \beta \ln(h_{t-1}) + \alpha \left| \frac{X_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} \right| + \gamma \frac{X_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}}; \quad (4.13)$$

onde γ é a parte assimétrica que intensificará o choque, seja este negativo ou positivo, h_t é a variância condicional, w , α são coeficientes.

- TGARCH (Threshold GARCH) - Neste caso, existe um limite entre o que seria considerado impacto de boas notícias e, mas notícias. Em geral, espera-se que esta última tenha um efeito mais agressivo na série de retornos. O modelo então é definido como:

$$h_t = w + \alpha X_{t-1}^2 + \gamma X_{t-1}^2 d_{t-1} + \beta h_{t-1},$$

$$d_t = \begin{cases} 1, & \text{se } X_t < 0 \text{ ("mas notícias")} \\ 0, & \text{se } X_t \geq 0 \text{ ("boas notícias")} \end{cases} \quad (4.14)$$

onde w , γ , α , β , são coeficientes, h_t é a variância condicional e d_t é uma variável binária.

4.1.5 - Modelo de Decomposição

A idéia deste modelo é decompor a variação de preço (P_t) em 3 componentes (indicador da variação de preço, direção da variação de preço e tamanho da variação de preço) e usar as especificações condicionais para as componentes.

$$y_i = P(t_i) - P(t_{i-1}) = A_i D_i S_i, \quad (4.15)$$

em que y_i é a variação de preço de $P(t_i) - P(t_{i-1})$,

$$A_i = \begin{cases} 1, & \text{se houver variação de preço na } i\text{-ésima negociação} \\ 0, & \text{se não houver variação de preço na } i\text{-ésima negociação,} \end{cases}$$

$$D_i | (A_i = 1) = \begin{cases} 1, & \text{se houver aumento de preço na } i\text{-ésima negociação} \\ -1, & \text{se houver diminuição de preço na } i\text{-ésima negociação,} \end{cases}$$

S_i : tamanho da variação de preço (em *ticks*), n° inteiro positivo.

- Quando $A_i = 0$, não é necessário ter a variável D_i , existe uma ordenação natural entre as componentes do modelo.

Seja F_i o conjunto de informações passadas até a i -ésima negociação. O interesse é modelar a probabilidade de ocorrer determinada variação de preço.

$$\begin{aligned} P(y_i | F_{i-1}) &= P(A_i, D_i, S_i | F_{i-1}) = \\ &P(S_i | A_i, D_i, F_{i-1}) P(D_i | A_i, F_{i-1}) P(A_i | F_{i-1}) \end{aligned} \quad (4.16)$$

Como A_i é uma variável binária, basta considerar a evolução da probabilidade $p_i = P(A_i = 1)$.

A probabilidade de variação do preço (p_i) pode ser estimada utilizando o modelo de regressão logarítmica descrito a seguir

$$P(Y_i = 1) = p_i = \frac{e^{x_i \beta}}{1 + e^{x_i \beta}} \Rightarrow \ln \left(\frac{p_i}{1 - p_i} \right) = x_i \beta, \quad (4.17)$$

Em que x_i é o vetor linha contendo os elementos de F_{i-1} e β é o vetor coluna de parâmetros.

Para mais detalhes, vide, McCULLOCH e TSAY (1994), RYDBERG e SHEPHARD (1998), HAIR, *et al.* (1998) e TSAY (2002).

4.2 Procedimentos para Verificação e Modelagem das Séries de Ações

Com o intuito de verificar o modelo mais apropriado para cada série, realiza-se o procedimento abaixo seguindo os Passos de 1 a 4 como segue:

1) Selecionar as ações de acordo com o critério de liquidez e representatividade no mercado acionário brasileiro como mencionado no Capítulo 3. Os papéis escolhidos no caso foram: PETR4, BBDC4, GGBR4, VALE5 e IBOV. Para cada série realiza-se o seguinte procedimento:

2) Realizar o teste de Raiz Unitária buscando verificar se a série de preço é estacionária ou não:

- Extrai-se as estatísticas descritivas do nível de preços para apontar uma possível não-estacionariedade. Analisando o gráfico a partir da assimetria dos dados e grau de dispersão, e analisando a variância é possível ter indícios se a série é estacionária ou não;
- Analisa-se as funções de autocorrelação e autocorrelação parcial das séries a fim de se verificar, respectivamente, a persistência de uma possível não estacionariedade e o valor da componente inercial no decorrer do tempo (quantos períodos podem apresentar indícios de persistência);
- Aplica-se, então, o teste ADF (Augmented Dickey – Fuller) para assegurar a não estacionariedade pré-identificada na análise das estatísticas descritivas;

Se a série de preços for estacionária então segue-se para o **Passo 3**;

Caso contrário propõem-se calcular a primeira diferença da série de preço, como explicado no Capítulo 4 a fim de utilizar o retorno para transforma-lá numa possível série estacionária.

- Uma vez não estacionária, parte-se para a análise dos retornos das séries (e respectivas distribuições, em geral se assemelhando a uma normal ou *t-Student*);

- Extrai-se agora para as séries de retorno as estatísticas descritivas para apontar uma possível estacionariedade. Analisando o gráfico a partir da assimetria dos dados e grau de dispersão, e analisando a variância é possível ter indícios se a série é estacionária ou não;
- Analisa-se as funções de autocorrelação e autocorrelação parcial das séries em primeira diferença a fim de se verificar, respectivamente, a persistência de uma possível não estacionariedade e o valor da componente inercial no decorrer do tempo (quantos períodos podem apresentar indícios de persistência);
- Aplica-se, então, o teste ADF (Augmented Dickey – Fuller) para verificar se a série de retorno na primeira diferença é estacionaria ou não;

Se a série dos retornos em primeira diferença for estacionária parte-se para o **Passo 3**;

Caso contrário é necessário tirar à segunda, terceira diferença e etc até que a série seja estacionária¹³ e retornar ao **Passo 2**;

3) Tenta-se ajustar modelos que melhor se adequam para cada série estudada:

- Inicialmente um modelo ARMA;
- Pelo objeto de estudo se tratar de séries financeiras, sugere-se uma heterocedasticidade¹⁴ dos dados (verificada inclusive nas estatísticas descritivas dos dados). Procede-se analisando o quadrado dos retornos e aplicando a função de autocorrelação e autocorrelação parcial para indicar uma estrutura do tipo AR(p) - ARCH(p,q);
- Uma vez feito isso, testa-se também uma estrutural geral (GARCH), por ser mais parcimoniosa;

¹³ Como apresentado no Capítulo 4 as séries financeiras tendem a ser estacionárias tirando apenas a primeira diferença, como verificada com as séries estudadas.

¹⁴ *Heterocedasticidade* – Ocorre quando o modelo de hipótese matemático apresenta variâncias para Y e X(X1, X2, X3,..., Xn) diferentes para todas as observações, ou seja, apresenta uma forte dispersão dos dados em torno de uma reta. Outra explicação seria uma distribuição de frequência em que todas as distribuições condicionadas têm desvios-padrão diferentes. A heteroscedasticidade não elimina as propriedades de inexistência de viés e consistência dos estimadores de Mínimos Quadrados Ordinários, no entanto, eles deixam de ter variância mínima e eficiência, ou seja, não são os melhores estimadores lineares não-viesados.

- Se os choques ou inovações nos erros - uma vez que se modela as variâncias condicionais - são simétricos, pode-se dizer que um modelo GARCH é suficiente para amortecer esse impacto;
- No entanto, caso haja assimetria nos choques, distinguindo-se entre “boas notícias” e “mas notícias”, testa-se uma família GARCH chamada Exponencial GARCH (EGARCH) e Threshold GARCH (TGARCH). Assim, absorvem-se de forma simétricas essas perturbações nas séries;
- Feito isso, parte-se para o Modelo de Decomposição, que não guarda relação com os modelos acima citados. Porém dado que as propriedades estáticas das séries foram analisadas, é possível rodar esse modelo separadamente;
- Por fim, ajusta-se um modelo VAR (Vetor Auto regressivo) com os dados de volume e *ticks*, aplicando-se um teste de causalidade Granger é analisado a contemporaneidade das variáveis, para verificar se existe uma relação de causalidade entre elas ao longo do tempo.

4) Propõe o melhor modelo selecionado no **Passo 3** e em seguida volta para o **Passo 1** para a análise da próxima série selecionada.

Assim sendo, no Capítulo 5, aplica-se este procedimento para as séries das ações PETR4, BBDC4, GGBR4, VALE5 e IBOV.

5. Resultados

Nesse Capítulo foram selecionadas as ações: PETR4, BBDC4, GGBR4, VALE5 e IBOV de acordo com os critérios mencionados no Capítulo 3. Em seguida é realizado o teste de Raiz Unitária buscando verificar se as séries de preço ou retorno são estacionárias ou não. Depois ajusta-se modelos que melhor se adequem para cada série estudada. Por último, propõe-se o melhor modelo para cada ação.

PASSOS 1 e 2:

Como explicitado anteriormente, para iniciar a análise, apresentam-se os dados da série de preço de todos os papéis para o período citado, assim como suas respectivas estatísticas descritivas na Figura 5.1. Em todas as séries (PETR4, GGBR4, BBDC4, IBOV e VALE5), nota-se forte dispersão dos dados, como mostra o histograma, mas também com possíveis distribuições bi caudais, como pode ser verificado no caso de GGBR4 e VALE5. Sugere-se para todos os papéis uma possível rejeição de estacionariedade (verificada por um teste formal mais adiante). Além disso, este fato já é um forte indicador de não normalidade dos dados.

Realmente, analisando a Figura 5.1 conjuntamente fez-se os testes sobre assimetria, curtose e a estatística Jarque-Bera. O teste Jarque-Bera é utilizado para testar a hipótese de normalidade, ou seja, se a série é normalmente distribuída. O teste estatístico baseia-se nos coeficientes de assimetria (S) e curtose (K) da série para medir a diferença em relação à distribuição Normal.

$$JB = \frac{10541 - k}{6} \left(S^2 + \frac{1}{4}(k - 3)^2 \right) \approx \chi^2 \quad (5.1)$$

onde k representa o número de coeficientes estimados utilizados para criar a série.

Sob a hipótese nula, $JB > \chi^2$, então a hipótese de normalidade da distribuição do preço não pode ser rejeitada ao nível de significância de $\alpha = 5\%$ (Se $\chi^2 > \alpha$, há evidências para a rejeição da hipótese de normalidade). A normalidade então é

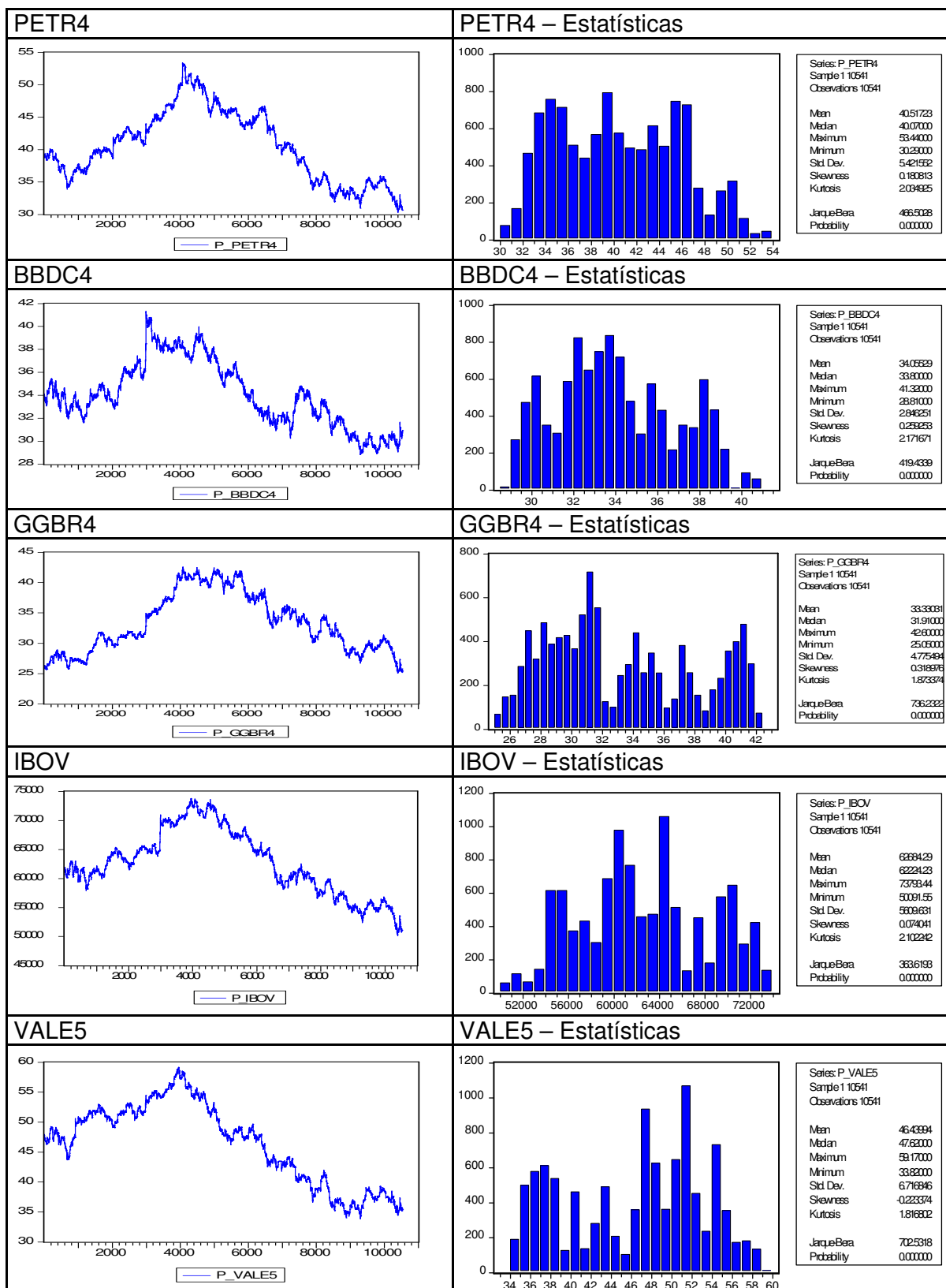


Figura 5.1: Séries de Preços e Estatísticas Descritivas.

verificada quando os coeficientes de assimetria e curtose são próximos de zero e três, respectivamente. Portanto, para todas as séries analisadas na Figura 5.1, podemos rejeitar esta hipótese. De maneira geral, pode-se constatar que as séries de preços não são normais, o que leva ao indício de possuírem caudas pesadas como a distribuição “*t-student*”.

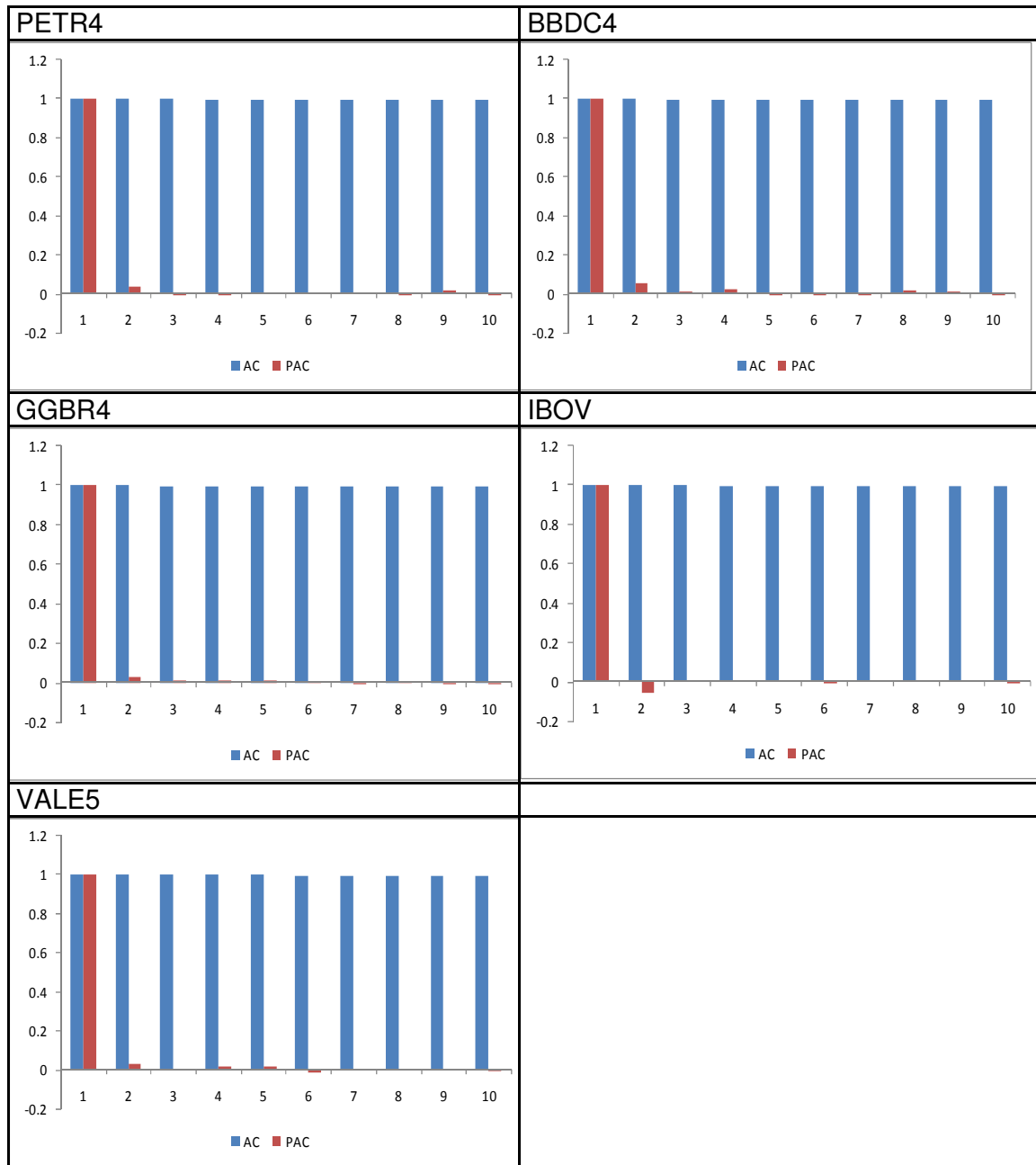


Figura 5.2: Autocorrelação e Autocorrelação parcial amostral dos preços.

Sabe-se, contudo, que os retornos tendem a ser normais. Em seus níveis, as séries aparentam mostrar uma tendência no tempo, o que viola uma das propriedades de estacionaridade. Analisando o correlograma da Figura 5.2, nota-se claramente a não estacionaridade, tendo assim uma raiz unitária. De forma geral, as séries analisadas possuem um componente inercial do tipo AR(1).

Como mencionado previamente, os dados financeiros muitas vezes não podem ser caracterizadas como séries estacionárias ou também denominadas de dependência fraca. Para verificar se uma série possui dependência fraca, ou seja, se é uma série estacionária, utilizou-se o teste de raiz unitária. De acordo com a estatística de teste ADF desenvolvida por DICKEY e FULLER (1979) compara-se o valor calculado com o valor crítico (significância) e, caso o primeiro seja maior (menor em caso de valor negativo) que o segundo, diz-se rejeitar a hipótese de raiz unitária. Aplicando-se o teste ADF aos dados, nota-se que todas as series de preços são não-estacionárias, como esperado (Vide Quadro 5.1). No entanto, no caso dos retornos, existe evidência de fraca dependência (estacionariedade). Este fato corrobora então a hipótese de que o mercado acionário brasileiro é eficiente.

PETR4 – ADF Preço				PETR4 – ADF Retorno			
ADF Test Statistic	-1.033495	1% Critical Value*	-3.9646	ADF Test Statistic	-46.85839	1% Critical Value*	-2.566
		5% Critical Value	-3.413			5% Critical Value	-1.9393
		10% Critical Value	-3.1281			10% Critical Value	-1.6156
BBDC4 – ADF Preço				BBDC4 – ADF Retorno			
ADF Test Statistic	-2.080739	1% Critical Value*	-3.9646	ADF Test Statistic	-47.28695	1% Critical Value*	-2.566
		5% Critical Value	-3.413			5% Critical Value	-1.9393
		10% Critical Value	-3.1281			10% Critical Value	-1.6156
GGBR4 – ADF Preço				GGBR4 – ADF Retorno			
ADF Test Statistic	-0.895869	1% Critical Value*	-3.9646	ADF Test Statistic	-47.94593	1% Critical Value*	-2.566
		5% Critical Value	-3.413			5% Critical Value	-1.9393
		10% Critical Value	-3.1281			10% Critical Value	-1.6156
IBOV - ADF Preço				IBOV – ADF Retorno			
ADF Test Statistic	-1.352749	1% Critical Value*	-3.9646	ADF Test Statistic	-45.01631	1% Critical Value*	-2.566
		5% Critical Value	-3.413			5% Critical Value	-1.9393
		10% Critical Value	-3.1281			10% Critical Value	-1.6156
VALE5 - ADF Preço				VALE5 – ADF Retorno			
ADF Test Statistic	-1.953354	1% Critical Value*	-3.9646	ADF Test Statistic	-46.90935	1% Critical Value*	-2.566
		5% Critical Value	-3.413			5% Critical Value	-1.9393
		10% Critical Value	-3.1281			10% Critical Value	-1.6156

Quadro 5.1: Teste de Raiz unitária para a série de preços e retornos.

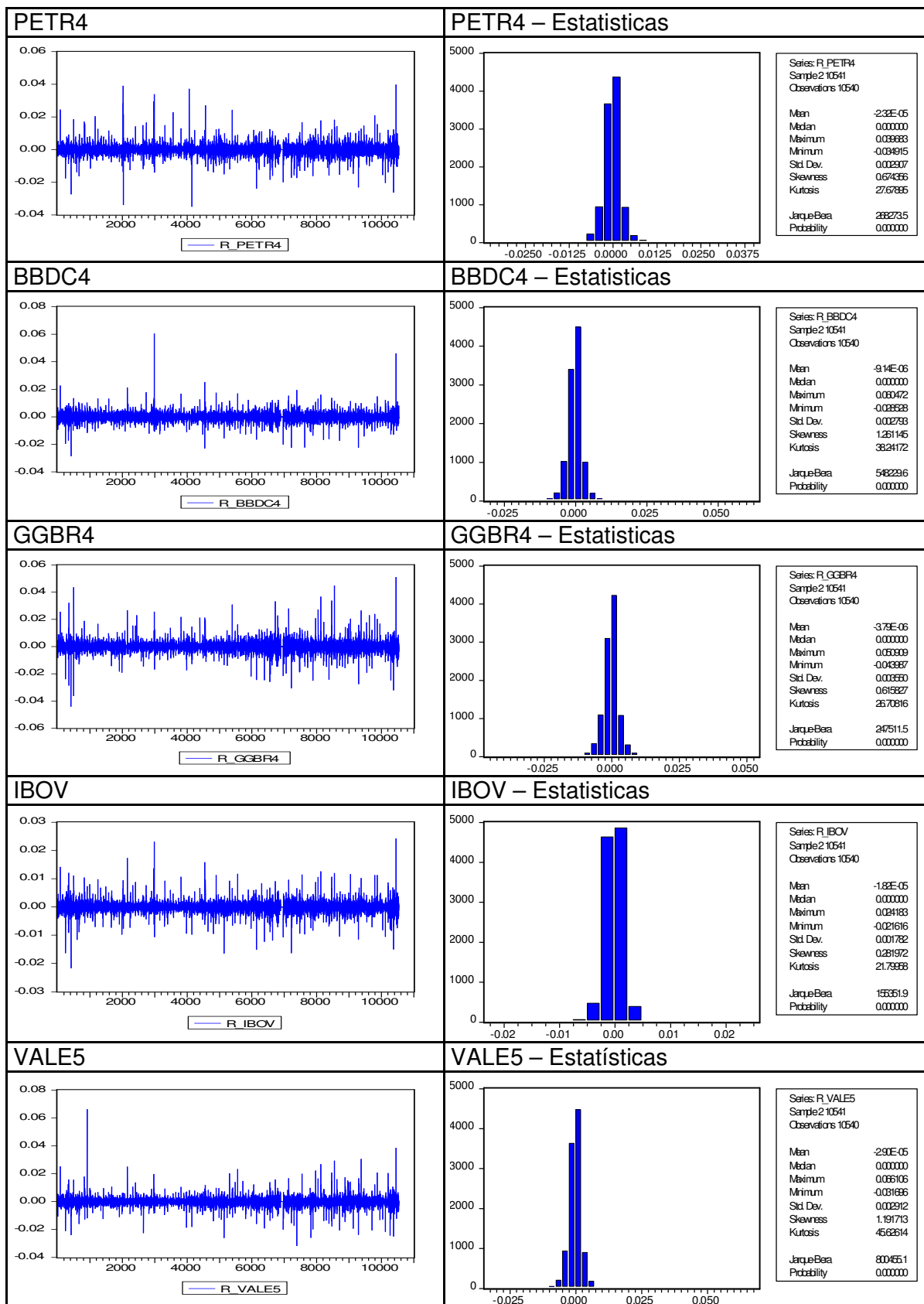


Figura 5.3: Séries de Retornos e Estatísticas Descritivas.

O teste ADF foi aplicado sobre o retorno das séries em primeira diferença buscando verificar se o retorno das séries apresentam indícios de estacionariedade. Como verificado no Quadro 5.1 não é possível rejeitar a hipótese que os retornos das séries estudadas são estacionárias, portanto há evidências que as séries em primeira diferença são estacionárias. Uma das propriedades dos retornos é o fato de apresentarem distribuições Normais ou “similares” como o “*t-student*”, que se caracterizam por caudas pesadas. Aplicando novamente as estatísticas descritivas e o teste *JB* - Jarque Bera na Figura 5.3, verificou-se que as séries são extremamente leptocúrticas. Isso se justifica por conta dos dados de alta frequência, que geram oscilações ao redor da média de forma bastante assimétrica por conta da dinâmica de negociação do mercado. Realmente, constata-se que os retornos de todas as séries evoluem em torno da média zero (forte indicação de dependência fraca), e é possível verificar períodos distintos de maior volatilidade. Nota-se ainda, que existem algumas observações discrepantes (ou também chamados de choques, na literatura). Dessa forma, esses testes apontam para a possibilidade de modelos não-lineares serem mais adequados para descrever o comportamento dos retornos.

PASSOS 3 e 4:

Retornando a análise das funções de auto-correlação (FAC) e de auto-correlação parcial (FACP) amostrais das séries dos preços, é possível notar que existe uma auto-correlação de primeira ordem nas séries estudadas, refletindo obviamente nos retornos, o que implica que um modelo auto-regressivo seria mais apropriado. Com base neste argumento ajusta-se um modelo da classe ARMA para a série de retornos.

Os resultados dos modelos encontram-se descritos no Quadro 5.2 (sob cada estimativa, encontra-se o seu respectivo erro padrão). Para todos os papéis, os modelos sugeridos foram bastante robustos e, como esperado, todos apresentaram um coeficiente AR(1) como explicitado nas funções de autocorrelações parciais. Curiosamente, observa-se no caso GGBR e IBOV uma tendência à sazonalidade, ou seja, utilizando-se dados a cada 5 minutos existe um coeficiente sazonal a cada 1 hora (12 vezes 5), indicando um volume maior a cada hora de negociação.

PETR4				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.818346	0.029046	28.17398	0
AR(8)	-0.26714	0.022659	-11.78965	0
MA(1)	-0.86982	0.030864	-28.18241	0
MA(2)	0.047084	0.009033	5.212293	0
MA(8)	0.24836	0.023039	10.78006	0
R-squared	0.003628	Mean dependent var		-2.29E-05
Adjusted R-squared	0.00325	S.D. dependent var		0.002908
S.E. of regression	0.002903	Akaike info criterion		-8.845631
Sum squared resid	0.088719	Schwarz criterion		-8.842183
Log likelihood	46586.09	Durbin-Watson stat		1.999724
BBDC4				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	-0.504496	0.040654	-12.40963	0
AR(3)	-0.01623	0.007706	-2.106065	0.0352
AR(7)	0.479804	0.037203	12.89699	0
MA(1)	0.44986	0.039471	11.39733	0
MA(2)	-0.040124	0.009311	-4.309531	0
MA(7)	-0.511048	0.038336	-13.33069	0
R-squared	0.006703	Mean dependent var		-8.06E-06
Adjusted R-squared	0.006231	S.D. dependent var		0.002791
S.E. of regression	0.002783	Akaike info criterion		-8.930333
Sum squared resid	0.081506	Schwarz criterion		-8.926196
Log likelihood	47037.6	Durbin-Watson stat		2.002514
GGBR4				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	-0.053445	0.009741	-5.486305	0
AR(7)	-0.028183	0.009729	-2.896873	0.0038
MA(2)	-0.018403	0.009759	-1.88578	0.0594
MA(12)	0.019042	0.009752	1.95257	0.0509
R-squared	0.004222	Mean dependent var		-2.95E-06
Adjusted R-squared	0.003938	S.D. dependent var		0.003549
S.E. of regression	0.003542	Akaike info criterion		-8.447664
Sum squared resid	0.132122	Schwarz criterion		-8.444906
Log likelihood	44493.62	Durbin-Watson stat		1.998709
IBOV				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.142869	0.009741	14.66699	0
AR(2)	-0.02235	0.009741	-2.294429	0.0218
AR(7)	-0.02536	0.009643	-2.6299	0.0086
AR(12)	0.01925	0.009644	1.996002	0.046
R-squared	0.020976	Mean dependent var		-1.75E-05
Adjusted R-squared	0.020697	S.D. dependent var		0.001781
S.E. of regression	0.001763	Akaike info criterion		-9.843617
Sum squared resid	0.032697	Schwarz criterion		-9.840858
Log likelihood	51820.8	Durbin-Watson stat		1.999802
VALE5				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	-0.028955	0.009739	-2.972927	0.003
R-squared	0.000739	Mean dependent var		-2.90E-05
Adjusted R-squared	0.000739	S.D. dependent var		0.002912
S.E. of regression	0.002911	Akaike info criterion		-8.840512
Sum squared resid	0.089301	Schwarz criterion		-8.839823
Log likelihood	46586.08	Durbin-Watson stat		2.000156

Quadro 5.2: Modelo ARMA para a série de retornos.

Como mencionado no Capítulo 4, as séries financeiras (especialmente em se tratando de dados de alta frequência), possuem uma heterocedasticidade no decorrer do tempo, como sugerido pelos gráficos e estatísticas descritivas. Assim, baseando-se nos quadrados dos retornos, verificou-se a necessidade de modelar a volatilidade das séries de retornos, ou seja, encontrar uma estrutura ARCH inerente às séries em estudo. Este procedimento é explicitado em MORETTIN (2003).

PETR4							BBDC4						
Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
*	*	1	0,066	0,066	45,965	0			1	0,03	0,03	9,1806	0,002
*	*	2	0,105	0,101	162,82	0			2	0,017	0,016	12,165	0,002
		3	0,023	0,01	168,24	0			3	0,01	0,009	13,134	0,004
		4	0,023	0,01	173,66	0			4	0,008	0,007	13,788	0,008
		5	0,024	0,019	179,9	0			5	0,033	0,032	25,115	0
		6	0,058	0,053	215,74	0			6	0,047	0,045	48,061	0
		7	0,04	0,029	232,47	0			7	0,019	0,016	51,989	0
*	*	8	0,113	0,099	367,56	0			8	0,019	0,017	55,978	0
		9	0,063	0,043	408,87	0			9	0,034	0,032	68,451	0
		10	0,055	0,027	441	0			10	0,01	0,005	69,415	0
GGBR4							IBOV						
Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
*	*	1	0,113	0,113	135,39	0	*	*	1	0,125	0,125	164,21	0
		2	0,028	0,015	143,45	0			2	0,054	0,039	194,61	0
		3	0,026	0,022	150,71	0			3	0,026	0,015	201,74	0
		4	0,018	0,012	154,07	0			4	0,022	0,015	206,67	0
		5	0,035	0,031	166,98	0			5	0,027	0,022	214,52	0
		6	0,032	0,024	177,96	0			6	0,058	0,051	250,18	0
		7	0,031	0,023	188,03	0			7	0,057	0,043	284,9	0
		8	0,013	0,005	189,82	0			8	0,045	0,029	306,65	0
		9	0,027	0,023	197,67	0			9	0,048	0,033	330,74	0
		10	0,023	0,015	203,19	0			10	0,028	0,013	339,03	0
VALE5													
Autocorrel	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob							
		1	0,035	0,035	12,733	0							
		2	0,016	0,015	15,598	0							
		3	0,012	0,011	17,24	0,001							
		4	0,009	0,008	18,173	0,001							
		5	0,01	0,009	19,185	0,002							
		6	0,016	0,015	21,857	0,001							
		7	0,021	0,019	26,392	0							
		8	0,007	0,005	26,854	0,001							
		9	0,005	0,003	27,09	0,001							
		10	0,009	0,008	28,037	0,002							

Figura 5.4 – FAC e FACP das séries de retornos das ações.

No Quadro 5.2, exceto para BBDC4, todos os papéis aparentam possuir uma persistência temporal nas variâncias condicionais em $t-1$, isto é, um componente

auto-regressivo AR(1). Este fato sugere modelos do tipo AR(1) – ARCH(1,q). Contudo, isto pode ser validado, testando modelos mais gerais da família GARCH (incluindo EGARCH e TGARCH), no próximo procedimento.

Realmente, pelos resultados vistos na Figura 5.4, há fortes indícios de uma estrutura ARCH. Assim, para os retornos das séries, foram ajustados modelos ARCH e GARCH (incluindo suas variações) sugerido por ENGLE (1982) e BOLLERSLEV (1986), respectivamente. No Quadro 5.3, mostram-se os modelos mais adequados (em cinza) via o seguinte critério de escolha: - maior log-verossimilhança e menores AIC e BIC, como explicado por MORETTIN (2003).

Modelos Estrutura GARCH					
PETR4					
	ARMA(8,8)	AR(1) - GARCH(1,1)	AR(1) - GARCH(2,1)	AR(1) - GARCH(2,2)	AR(1) - GARCH(1,2)
Log-Verossimilhança	46586.09	47326.19	47323.23	47282.78	47327.09
AIC	-8.845631	-8.980395	-8.979643	-8.971778	-8.980377
BIC	-8.842183	-8.977638	-8.976197	-8.967643	-8.976931
BBDC4					
	ARMA(7,7)	AR(1) - GARCH(1,1)	AR(1) - GARCH(2,1)	AR(1) - GARCH(2,2)	AR(1) - GARCH(1,2)
Log-Verossimilhança	47037.6	47681.46	47628.68	47625.19	47689.25
AIC	-8.930333	-9.047816	-9.037609	-9.036757	-9.049103
BIC	-8.926196	-9.045059	-9.034164	-9.032622	-9.045657
GGBR4					
	ARMA(7,12)	AR(1) - GARCH(1,1)	AR(1) - GARCH(2,1)	AR(1) - GARCH(2,2)	AR(1) - GARCH(1,2)
Log-Verossimilhança	44493.62	45323.98	45319.68	45248.58	45327.68
AIC	-8.447664	-8.600433	-8.599427	-8.585744	-8.600946
BIC	-8.444906	-8.597676	-8.595982	-8.58161	-8.5975
IBOV					
	ARMA(7,12)	AR(1) - GARCH(1,1)	AR(1) - GARCH(2,1)	AR(1) - GARCH(2,2)	AR(1) - GARCH(1,2)
Log-Verossimilhança	51820.8	52772.26	52772.21	52722.38	52772.81
AIC	-9.843617	-10.01371	-10.01351	-10.00387	-10.01363
BIC	-9.840858	-10.01027	-10.00938	-9.999043	-10.00949
VALE5					
	AR(1)	AR(1) - GARCH(1,1)	AR(1) - GARCH(2,1)	AR(1) - GARCH(2,2)	AR(1) - GARCH(1,2)
Log-Verossimilhança	46586.08	46802.86	46812.79	46659.2	46657.56
AIC	-8.840512	-8.881082	-8.882776	-8.85344	-8.853318
BIC	-8.839823	-8.878326	-8.87933	-8.849305	-8.849872

Quadro 5.3: Critério de seleção de Modelos.

Feito isto, para os que apresentaram um modelo do tipo GARCH, analisou-se a existência de assimetria nos dados, com o ajuste de EGARCH ou TGARCH. Exceto por PETR4, todas as ações apresentaram perturbações assimétricas (não se rejeita os coeficientes de assimetria nestes modelos, como explicados no capítulo 2) em suas variâncias como explicitado no Quadro 5.4. As variâncias condicionais são bem

ajustadas ao redor de zero com os modelos, mesmo com pontos de fortes oscilações (*outliers*).

Modelos Estrutura GARCH Assimétrica		
PETR4		
	AR(1) - EGARCH(1,2)	AR(1) - TGARCH(1,2)
Log-Verossimilhança	-	-
AIC	-	-
BIC	-	-
BBDC4		
	AR(1) - EGARCH(1,2)	AR(1) - TGARCH(1,2)
Log-Verossimilhança	47173.73	47712.71
AIC	-8.950892	-9.053365
BIC	-8.946068	-9.04923
GGBR4		
	AR(1) - EGARCH(1,1)	AR(1) - TGARCH(1,2)
Log-Verossimilhança	44817.2	45329.18
AIC	-8.50369	-8.60104
BIC	-8.498866	-8.596906
IBOV		
	AR(1) - EGARCH(1,1)	AR(1) - TGARCH(1,1)
Log-Verossimilhança	52503.78	52773.7
AIC	-9.962574	-10.0138
BIC	-9.958439	-10.00966
VALE5		
	AR(1) - EGARCH(1,1)	AR(1) - TGARCH(1,1)
Log-Verossimilhança	46698.41	46623.22
AIC	-8.86107	-8.846802
BIC	-8.857624	-8.843357

Quadro 5.4: Modelo GARCH assimétricos para os retornos das series.

Para corroborar nossa hipótese sobre as inovações (choques) assimétricas na série, foi feito um gráfico com a variância condicional dos papéis num espaço gerado entre 10 e -10, onde são notáveis as diferenças de impacto (Vide Figura 5.5). Vale ressaltar que para PETR4 representada na Figura 5.6, há uma tendência á simetria (gráfico parabólico) e, por isso, resolveu-se modelá-la somente com um GARCH simétrico.

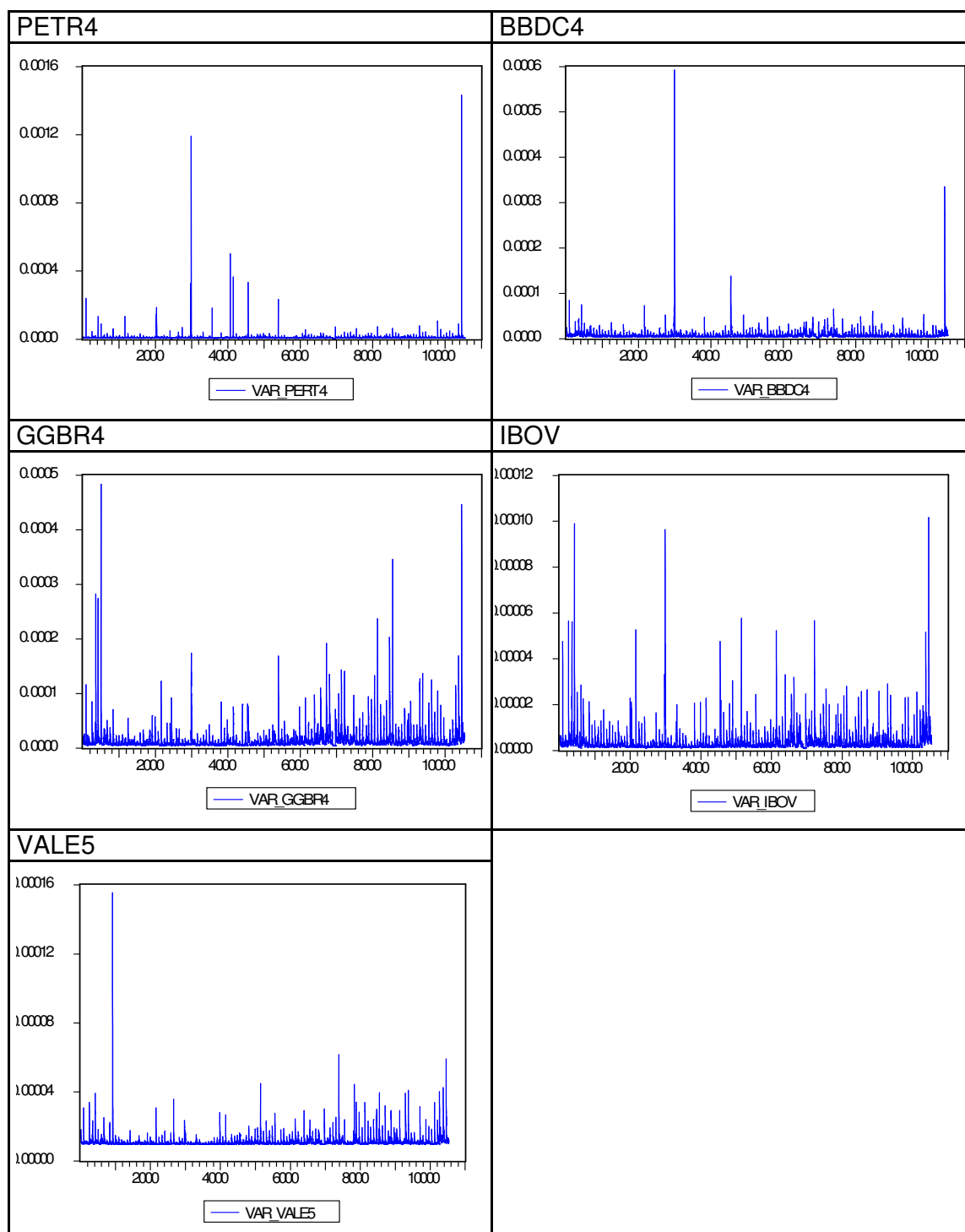


Figura 5.5 – Gráficos das Variâncias Condicionais.

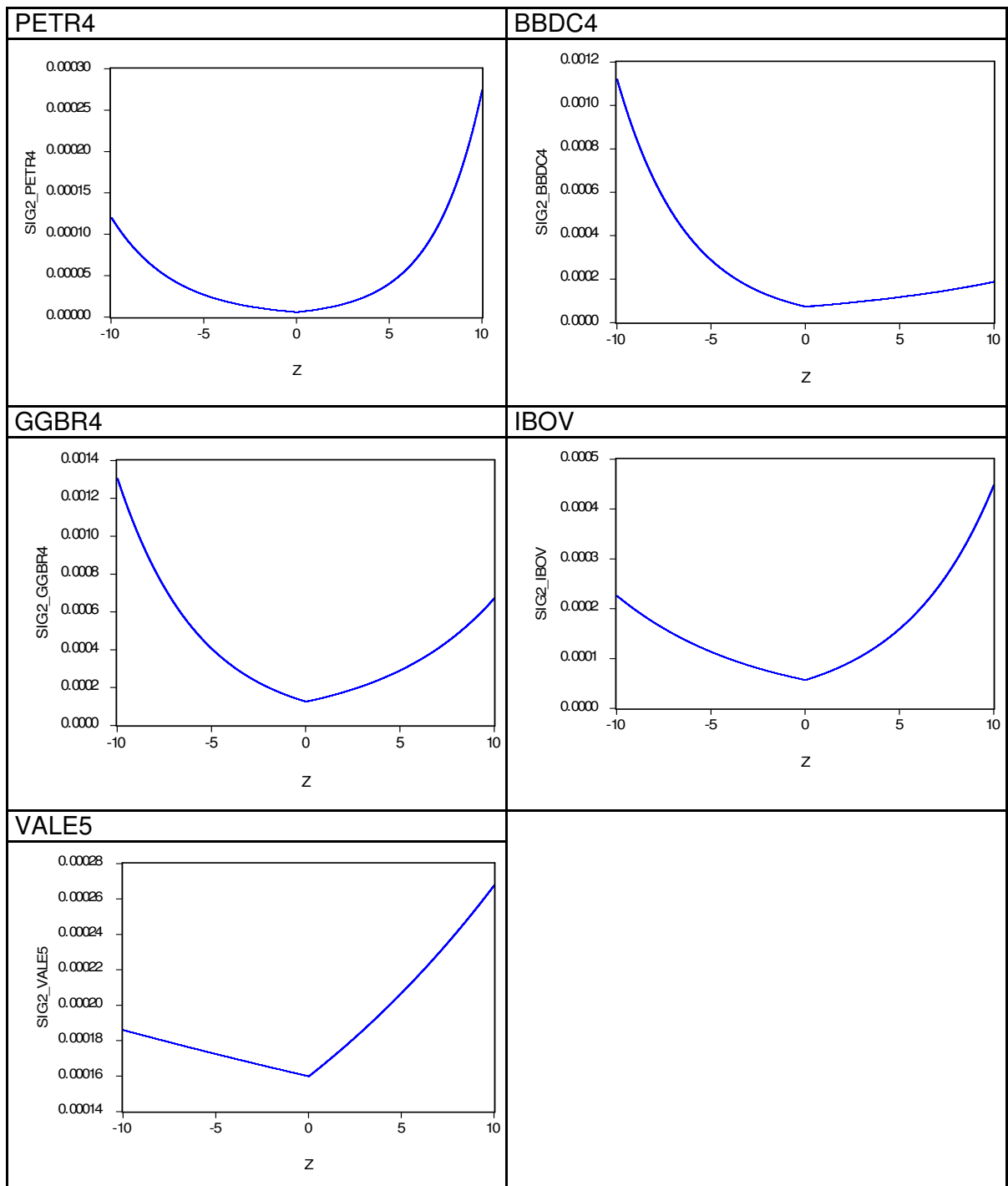


Figura 5.6 – Gráfico das Variâncias Condicionais agrupados.

Em seguida ajusta-se o modelo de decomposição como explicitado no Item 4.1.5 para a série PETR4, definida anteriormente, para o período entre os dias 10 de março de 2008 até o dia 8 de setembro de 2008, excluindo os feriados. Devido a distorções de preços nos primeiros dez minutos de negociação e nos últimos dez minutos, e, com o intuito de homogeneizar a distribuição das observações, foram excluídos esses dados. A amostra tratada possui 127 dias, com 83 dados por dia, totalizando 10541 observações.

As variáveis explicativas utilizadas para o modelo de decomposição foram:

A_{i-1} : indicador de variação do preço na negociação anterior;

D_{i-1} : indicador de direção da variação de preço na negociação anterior;

S_{i-1} : tamanho da variação na negociação anterior;

V_{i-1} : volume na negociação anterior;

ΔT_{i-1} : tempo entre a $(i-2)$ e a $(i-1)$ -ésimas negociações;

BA_i : spread de compra e venda na negociação.

As variáveis V_{i-1} , ΔT_{i-1} , BA_i , não são estatisticamente significantes para explicar a variação de preço das ações da PETR4. Portanto, o modelo de decomposição ficou sendo:

$$\begin{aligned} \ln\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) &= \beta_0 + \beta_1 A_{i-1} + \varepsilon_{1i}, \\ \ln\left(\frac{\delta_i}{1-\delta_i}\right) &= \gamma_0 + \gamma_1 D_{i-1} + \varepsilon_{21i}, \\ \ln\left(\frac{\lambda_{u,i}}{1-\lambda_{u,i}}\right) &= \theta_{u,0} + \theta_{u,1} S_{i-1} + \varepsilon_{3i}, \\ \ln\left(\frac{\lambda_{d,i}}{1-\lambda_{d,i}}\right) &= \theta_{d,0} + \theta_{d,1} S_{i-1} + \varepsilon_{4i}, \end{aligned} \tag{5.2}$$

Onde p_i representa a probabilidade de ocorrência de variação na i -ésima negociação; ζ_i representa a probabilidade de aumento de preço na i -ésima

negociação, dado que houve uma variação na negociação presente; $\Delta_{u,i}$ é a probabilidade do preço aumentar 10 centavos na i -ésima negociação, dado que houve variação e um aumento de preço nesta negociação; $\lambda_{d,i}$ é a probabilidade do preço diminuir 10 centavos na i -ésima negociação, dado que houve variação e um decréscimo de preço nesta negociação e $\mathcal{E}_1, \mathcal{E}_2, \mathcal{E}_3$ e \mathcal{E}_4 são os erros aleatórios associados aos respectivos modelos.

A interpretação dos parâmetros do modelo de decomposição de chance de ocorrência ou não de cada evento envolvido (variação de preço, aumento ou redução de preço e magnitude da variação de preço da ação):

$$\ln\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) = \beta_0 + \beta_1 A_{i-1} \Rightarrow \frac{p_i}{1-p_i} = \exp(\beta_0 + \beta_1 A_{i-1}), \quad (5.3)$$

Onde:

$\exp(\beta_0)$ = Chance de variação do preço na i -ésima negociação (em relação à não variação), dado que não houve variação de preço na negociação anterior;

$\exp(\beta_0 + \beta_1)$ = Chance de variação do preço na i -ésima negociação, dado que houve variação de preço na negociação anterior;

$\exp(\beta_1)$ = Razão de chances (*odds ratio*).

$$P(Y_i = 1) = p_i = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 A_{i-1})}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 A_{i-1})}, \quad (5.4)$$

A probabilidade de variação de preço depende da variação de preço anterior, o modelo produz o seguinte resultado:

$$\begin{aligned} P(A_i = 1 | A_{i-1} = 0) &= 0,67 \\ P(A_i = 1 | A_{i-1} = 1) &= 0,84 \end{aligned} \quad (5.5)$$

Este resultado indica que as variações de preço ocorrem em conglomerados (grupos) devido ao elevado valor da probabilidade de ocorrer uma variação de preço na i -ésima negociação, dado que ocorreu uma variação de preço na negociação anterior (0,84). Verifica-se que a probabilidade de não ocorrer variação na i -ésima negociação, dado que não ocorreu variação de preço na negociação anterior é de 0,33, indicando uma probabilidade alta para a existência de variação de preço da ação de PETR4.

A direção da variação de preço é governada por:

$$\begin{aligned} P(D_i = 1 | A_i, F_{i-1}) &= \begin{cases} 0,50, se D_{i-1} = 0 (i.e. se A_{i-1} = 0) \\ 0,52, se D_{i-1} = 1, A_i = 1 \\ 0,48, se D_{i-1} = -1, A_i = 1 \end{cases} \\ P(D_i = -1 | A_i, F_{i-1}) &= \begin{cases} 0,50, se D_{i-1} = 0 (i.e. se A_{i-1} = 0) \\ 0,48, se D_{i-1} = 1, A_i = 1 \\ 0,52, se D_{i-1} = -1, A_i = 1 \end{cases} \end{aligned} \quad (5.6)$$

Este resultado indica que as variações de preço ocorrem em conglomerados, na maioria das negociações não ocorre variação de preço, a probabilidade de ocorrerem sucessivos aumentos ou diminuições na variação de preços é pequena e lei da oferta e da procura, causa reversão de preços.

Considerando o modelo para o tamanho da variação quando há um aumento de preço:

$$S_i | (D_i = 1, A_i = 1) \approx 1 + g(\lambda_{u,i}), \hat{\lambda}_{u,i} = \frac{\exp(2,235 - 0,670S_{i-1})}{1 + \exp(2,235 - 0,670S_{i-1})}, \quad (5.7)$$

Para encontrar a probabilidade do incremento da magnitude das variações de preço, utilizaram-se os resultados a seguir, que foram calculados com base na distribuição geométrica, que leva em consideração a diminuição em escala geométrica das probabilidades, de acordo com o aumento da magnitude da variação de preço. Desta maneira, a probabilidade de um aumento de preço muito grande é baixa.

$$\begin{aligned}
P(S_i = 1 | D_i = 1, A_i = 1, S_{i-1} = 1) &= 0,64 \\
P(S_i = 1 | D_i = 1, A_i = 1, S_{i-1} = 0) &= 0,5 \\
P(S_i = 2 | D_i = 1, A_i = 1, S_{i-1} = 1) &= p(1-p) = 0,23 \\
P(S_i = 3 | D_i = 1, A_i = 1, S_{i-1} = 1) &= p(1-p)^2 = 0,08 \\
\\
P(S_i = 1 | D_i = -1, A_i = 1, S_{i-1} = 1) &= 0,65 \\
P(S_i = 1 | D_i = -1, A_i = 1, S_{i-1} = 0) &= 0,54 \\
P(S_i = 2 | D_i = -1, A_i = 1, S_{i-1} = 1) &= p(1-p) = 0,23 \\
P(S_i = 3 | D_i = -1, A_i = 1, S_{i-1} = 1) &= p(1-p)^2 = 0,08
\end{aligned} \tag{5.8}$$

Com estes resultados podemos fazer alguns testes de probabilidade:

$$\begin{aligned}
P(\text{subir } 0,10 / \text{subiu } 0,10) &= \\
P(A_i = 1, D_i = 1, S_i = 1 | A_{i-1} = 1, D_{i-1} = 1, S_{i-1} = 1) &= \\
P(A_i = 1 | A_{i-1} = 1) \cdot P(D_i = 1 | A_i = 1, A_{i-1} = 1, D_{i-1} = 1) \cdot & \\
P(S_i = 1 | A_i = 1, D_i = 1, A_{i-1} = 1, D_{i-1} = 1, S_{i-1} = 1) &= \\
0,84 \cdot 0,52 \cdot 0,64 &= 0,28
\end{aligned} \tag{5.9}$$

A probabilidade de subir 0,10 centavos na próxima negociação, dado que no instante anterior subiu 0,10 centavos, é de 0,28, ou 28%.

$$\begin{aligned}
P(\text{subir } 0,10 / \text{não variou}) &= \\
P(A_i = 1, D_i = 1, S_i = 1 | A_{i-1} = 0, D_{i-1} = 0, S_{i-1} = 0) &= \\
P(A_i = 1 | A_{i-1} = 0) \cdot P(D_i = 1 | A_i = 1, A_{i-1} = 0, D_{i-1} = 0) \cdot & \\
P(S_i = 1 | A_i = 1, D_i = 1, A_{i-1} = 0, D_{i-1} = 0, S_{i-1} = 0) &= \\
0,67 \cdot 0,50 \cdot 0,50 &= 0,17
\end{aligned} \tag{5.10}$$

A probabilidade de subir 0,10 centavos na próxima negociação, dado que no instante anterior não houve variação, é de 0,17, ou 17%.

$$\begin{aligned}
P(\text{subir } 0,10 / \text{caiu } 0,10) &= \\
P(A_i = 1, D_i = 1, S_i = 1 | A_{i-1} = 1, D_{i-1} = -1, S_{i-1} = 1) &= \\
P(A_i = 1 | A_{i-1} = 1) \cdot P(D_i = 1 | A_i = 1, A_{i-1} = 1, D_{i-1} = -1) \cdot & \\
P(S_i = 1 | A_i = 1, D_i = 1, A_{i-1} = 1, D_{i-1} = -1, S_{i-1} = 1) &= \\
0,84 \cdot 0,48 \cdot 0,64 = 0,26 &
\end{aligned} \tag{5.11}$$

A probabilidade de subir 0,10 centavos na próxima negociação, dado que no instante anterior caiu 0,10 centavos, é de 0,26, ou 26%.

$$\begin{aligned}
P(\text{cair } 0,10 / \text{subiu } 0,10) &= \\
P(A_i = 1, D_i = -1, S_i = 1 | A_{i-1} = 1, D_{i-1} = 1, S_{i-1} = 1) &= \\
P(A_i = 1 | A_{i-1} = 1) \cdot P(D_i = -1 | A_i = 1, A_{i-1} = 1, D_{i-1} = 1) \cdot & \\
P(S_i = 1 | A_i = 1, D_i = -1, A_{i-1} = 1, D_{i-1} = 1, S_{i-1} = 1) &= \\
0,84 \cdot 0,48 \cdot 0,65 = 0,26 &
\end{aligned} \tag{5.12}$$

A probabilidade de cair 0,10 centavos na próxima negociação, dado que no instante anterior subiu 0,10 centavos, é de 0,26, ou 26%.

$$\begin{aligned}
P(\text{cair } 0,10 / \text{não variou}) &= \\
P(A_i = 1, D_i = -1, S_i = 1 | A_{i-1} = 0, D_{i-1} = 0, S_{i-1} = 0) &= \\
P(A_i = 1 | A_{i-1} = 0) \cdot P(D_i = -1 | A_i = 1, A_{i-1} = 0, D_{i-1} = 0) \cdot & \\
P(S_i = 1 | A_i = 1, D_i = -1, A_{i-1} = 0, D_{i-1} = 0, S_{i-1} = 0) &= \\
0,67 \cdot 0,50 \cdot 0,54 = 0,18 &
\end{aligned} \tag{5.13}$$

A probabilidade de cair 0,10 centavos na próxima negociação, dado que no instante anterior não houve variação, é de 0,18, ou 18%.

$$\begin{aligned}
P(\text{cair } 0,10 / \text{caiu } 0,10) &= \\
P(A_i = 1, D_i = -1, S_i = 1 | A_{i-1} = 1, D_{i-1} = -1, S_{i-1} = 1) &= \\
P(A_i = 1 | A_{i-1} = 1) \cdot P(D_i = -1 | A_i = 1, A_{i-1} = 1, D_{i-1} = -1) \cdot & \\
P(S_i = 1 | A_i = 1, D_i = -1, A_{i-1} = 1, D_{i-1} = -1, S_{i-1} = 1) &= \\
0,84 \cdot 0,52 \cdot 0,65 = 0,28 &
\end{aligned} \tag{5.14}$$

A probabilidade de cair 0,10 centavos na próxima negociação, dado que no instante anterior caiu 0,10 centavos, é de 0,28, ou 28%.

Outros valores são obtidos replicando de forma similar o mesmo modelo para as demais séries estudadas. É possível fazer diversas suposições com este modelo, cruzando probabilidade condicionais com o intuito de maximizar os retornos futuros. Além da sua praticidade e facilidade de cálculo uma vez realizado o modelo ele deixa aberto diversas alternativas de mensuração de probabilidades, podendo ser utilizado como uma ferramenta rápida para a tomada de decisão de investimento.

Com o objetivo de agregar valor ao presente trabalho, foram coletados dados de volume e *ticks* com o intuito de se verificar se há um retorno à média caso haja choques no volume e retornos dos papéis analisados acima. Usou-se um modelo VAR (Vetor Auto-regressivo) reduzido do tipo (Vide ENDERS 2004):

$$X_t = A_1 X_{t-1} + B_0 Z_t + u_t, \quad (5.15)$$

Onde:

X_t são as variáveis endógenas (Retornos, *Ticks* e Volumes);

Z_t são as variáveis exógenas (Retorno do IBOVESPA).

De forma tradicional, aplicou-se o teste de causalidade de Granger. Este teste analisa a contemporaneidade das variáveis, ou seja, se existe uma relação de causalidade (também chamada de relação de “feedback”) entre elas. Formalmente, estima-se uma equação com coeficientes autoregressivos de primeira ordem e caso não sejam rejeitados, diz-se que uma variável “causa Granger” na outra, isto é:

$$\begin{aligned} Y_t &= Y_{t-1} + X_{t-1} \\ X_t &= X_{t-1} + Y_{t-1} \end{aligned} \quad (5.16)$$

Assim, aplicou-se o teste de causalidade de Granger, o qual justificou tal abordagem (Vide Quadro 5.5). Como se pode notar, os dados corroboram contemporaneidade nas variáveis, exceto no caso de GGBR4 e VALE5, onde o teste rejeita este fato. Contudo, pode-se dizer que, de forma indireta, há uma relação de *feedback* uma vez que o *Ticker* e Volume são biunívocos e, em ambos os casos, o Retorno causa Granger no *Ticker* (e conseqüentemente, no Volume).

Seguindo o que diz a teoria econômica, choques em modelo de eficiência são transitórios, com as variáveis endógenas retornando à sua trajetória natural. Este fato é verificado com a função impulso, depois de ajustado um modelo VAR. Como esperado, há uma reversão rápida depois de transcorrido as inovações como mostrado nas Figuras no Anexo 1.

PETR4				BBDC4			
Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Probability	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Probability
V_PETR4 does not Granger Cause R_PETR4	10538	4.87775	0.00763	T_BBDC4 does not Granger Cause R_BBDC4	10538	3.86794	0.02093
R_PETR4 does not Granger Cause V_PETR4		2.65382	0.07043	R_BBDC4 does not Granger Cause T_BBDC4		6.50441	0.0015
T_PETR4 does not Granger Cause R_PETR4	10538	1.51358	0.22017	V_BBDC4 does not Granger Cause R_BBDC4	10538	9.2835	9.40E-05
R_PETR4 does not Granger Cause T_PETR4		12.1568	0.0000053	R_BBDC4 does not Granger Cause V_BBDC4		5.82574	0.00296
T_PETR4 does not Granger Cause V_PETR4	10539	166.188	0	V_BBDC4 does not Granger Cause T_BBDC4	10539	7.56848	0.00052
V_PETR4 does not Granger Cause T_PETR4		18.9025	0.0000000064	T_BBDC4 does not Granger Cause V_BBDC4		249.757	0
GGBR4				VALE5			
Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Probability	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Probability
T_GGBR4 does not Granger Cause R_GGBR4	10538	0.26972	0.7636	T_VALE5 does not Granger Cause R_VALE5	10538	0.3656	0.69379
R_GGBR4 does not Granger Cause T_GGBR4		2.15673	0.11575	R_VALE5 does not Granger Cause T_VALE5		3.19441	0.04103
V_GGBR4 does not Granger Cause R_GGBR4	10538	0.24597	0.78195	V_VALE5 does not Granger Cause R_VALE5	10538	1.36896	0.25442
R_GGBR4 does not Granger Cause V_GGBR4		2.37424	0.09314	R_VALE5 does not Granger Cause V_VALE5		0.32417	0.72313
V_GGBR4 does not Granger Cause T_GGBR4	10539	18.8999	6.40E-05	V_VALE5 does not Granger Cause T_VALE5	10539	11.2031	1.40E-05
T_GGBR4 does not Granger Cause V_GGBR4		199.586	0	T_VALE5 does not Granger Cause V_VALE5		168.419	0

Quadro 5.5: Teste de Causalidade de Granger.

Porém, consideram-se todas as relações como verdadeiras, constrói-se um modelo VAR com defasagem em 1 para as variáveis endógenas e sugere-se que o Ibovespa entra no modelo como uma variável exógena. Tem-se em questão os modelos na Figura 5.7 para cada ação considerada.

PETR4

$$\begin{aligned}
T_PETR4 &= 0.58 * T_PETR4(-1) + 1755.91 * R_PETR4(-1) \\
&+ 4.69e-05 * V_PETR4(-1) + 71.46 - 5880.76 * R_IBOV \\
R_PETR4 &= -6.73e-08 * T_PETR4(-1) - 0.13 * R_PETR4(-1) \\
&+ 5.58e-11 * V_PETR4(-1) - 3.90e-06 + 1.18 * R_IBOV \\
V_PETR4 &= 411.15 * T_PETR4(-1) + 2724168.87 * R_PETR4(-1) \\
&+ 0.31 * V_PETR4(-1) + 70595.68 - 1064043.69 * R_IBOV
\end{aligned}$$

BBDC4

$$\begin{aligned}
T_BBDC4 &= 0.56 * T_BBDC4(-1) + 210.10 * R_BBDC4(-1) \\
&+ 1.83e-05 * V_BBDC4(-1) + 22.73 + 83.17 * R_IBOV \\
R_BBDC4 &= -3.29e-07 * T_BBDC4(-1) - 0.12 * R_BBDC4(-1) \\
&+ 1.26e-09 * V_BBDC4(-1) - 4.06e-05 + 1.01 * R_IBOV \\
V_BBDC4 &= 431.11 * T_BBDC4(-1) + 512078.83 * R_BBDC4(-1) \\
&+ 0.15 * V_BBDC4(-1) + 21016.02 + 1400561.26 * R_IBOV
\end{aligned}$$

GGBR4

$$\begin{aligned}
T_GGBR4 &= 0.54 * T_GGBR4(-1) + 11.80 * R_GGBR4(-1) \\
&+ 8.12e-05 * V_GGBR4(-1) + 19.97 - 579.21 * R_IBOV \\
R_GGBR4 &= -8.75e-07 * T_GGBR4(-1) - 0.11 * R_GGBR4(-1) \\
&+ 3.62e-10 * V_GGBR4(-1) + 4.92e-05 + 1.22 * R_IBOV \\
V_GGBR4 &= 285.92 * T_GGBR4(-1) - 16808.19 * R_GGBR4(-1) \\
&+ 0.25 * V_GGBR4(-1) + 11214.22 - 189619.83 * R_IBOV
\end{aligned}$$

VALE5

$$\begin{aligned}
T_VALE5 &= 0.58 * T_VALE5(-1) + 866.72 * R_VALE5(-1) \\
&+ 2.80e-05 * V_VALE5(-1) + 53.78 - 4543.12 * R_IBOV \\
R_VALE5 &= -6.87e-07 * T_VALE5(-1) - 0.11 * R_VALE5(-1) \\
&+ 4.08e-11 * V_VALE5(-1) + 7.98e-05 + 1.23 * R_IBOV \\
V_VALE5 &= 426.75 * T_VALE5(-1) + 1168211.23 * R_VALE5(-1) \\
&+ 0.32 * V_VALE5(-1) + 48461.80 - 2580411.49 * R_IBOV
\end{aligned}$$

Figura 5.7 – Modelo VAR com defasagem.

Como, neste caso, o objetivo é somente analisar se choques em modelo de eficiência são transitórios (com as variáveis endógenas retornando à sua trajetória natural), toma-se a função impulso de cada modelo ajustado acima. Na literatura econométrica, a função impulso é definida como a primeira derivada em relação aos coeficientes da representação MA do erro, isto é, qual o impacto de uma perturbação na função. Ou seja,

$$X_t = AX_{t-1} + B_1e_t + B_2e_{t-1} + \dots + B_qe_{t-q}$$

$$\frac{dX_t}{de_t} = Bi \quad (5.17)$$

Onde B_i ($i = 1, \dots, q$) são os pesos das variáveis sobre os coeficientes de representação, e é o termo erro (choques) e X_t é a variável estudada.

Analisando a função impulso, depois de ajustado um modelo VAR, é possível verificar em quase todos os gráficos do Anexo 1 que o impacto de um choque no valor de 1 desvio padrão nos retornos das ações analisadas são pequenos e limitados. Em média, no período de 60 minutos o preço tende a voltar para zero. Por estar se tratando de uma amostra de dados com intervalo de 5 minutos, conclui-se que a possibilidade de arbitragem é bastante limitada, uma vez que os lucros em cima dos retornos são eliminados pela velocidade de agentes entrantes no mercado; e, portanto, catalisando a dinâmica de rendimentos decrescentes. Nesse sentido, as oportunidades de arbitragem podem surgir por distorções no volume, que rapidamente são identificadas pelos agentes de mercado e tendem a desaparecer em um curto espaço de tempo. No caso de uma inovação de 1 desvio padrão no volume, não há praticamente movimentação nos retornos das ações, o que significa que impactos na liquidez são insuficientes para que se tenha uma mudança significativa no patamar dos retornos analisados. A mesma dinâmica ocorre com choques nos *tickers*, ou seja, não há permanência dos choques. Dessa forma, pode-se concluir que os choques nos retornos são transitórios com pouca durabilidade.

O argumento intuitivo para a dinâmica vista nas funções impulsos dos retornos aqui analisados residem no fato primeiramente do mercado brasileiro ser eficiente, ou

seja, uma característica de estacionariedade é a reversão à média. Outro ponto é o fato de que qualquer posição geradora de lucro tem seus rendimentos decrescentes pela entrada de novos “traders”. Isso se justifica pela teoria da arbitragem que, conforme Luenberger (1998), separa em dois tipos de arbitragem: obter lucro hoje sem risco ou ter a possibilidade de lucro futuro sem custo hoje. A impossibilidade da arbitragem no primeiro caso permite a existência do princípio da formação de preço linear. A impossibilidade dos dois tipos de arbitragem permite determinar de uma maneira bem definida, a carteira que maximiza a utilidade esperada. No sentido mais básico, arbitragem significa tomar posições simultâneas em diferentes ativos de forma que se seja possível auferir lucro sem risco mais alto que o retorno sem risco dado pelas letras do Tesouro dos Estados Unidos (*Treasuries*). Se este tipo de lucro existir, diz-se que existe uma oportunidade de arbitragem.

6. Conclusão

Este trabalho analisou alguns aspectos da dinâmica dos retornos e da volatilidade dos retornos intradiários de algumas das principais ações negociadas na Bovespa (PETR4, GGBR4, BBDC4, VALE5 e o Índice Ibovespa), com resultados muito semelhantes em todos os casos, buscando testar hipóteses relacionadas à eficiência do mercado acionário brasileiro e, por fim, ajustar modelos, visando fazer previsões.

Três hipóteses inspiradas pela literatura especializada orientaram os procedimentos de análise: (i) a hipótese do passeio aleatório e eficiência do mercado; (ii) a modelagem do preço ou retorno da ação; (iii) e sua possível previsibilidade a partir de modelos lineares (univariados e/ou multivariados). A motivação para estas suposições tem origem em considerações teóricas relacionadas com o impacto: (a) do mercado mais líquido e eficiente; (b) da correlação entre as informações passadas; (c) da possível previsão dos ativos em outros mercados internacionais.

Os resultados das análises oferecem forte suporte às hipóteses consideradas. Isso não significa, contudo, que os comportamentos observados se devam exclusivamente, ou mesmo parcialmente, aos efeitos da hipótese de eficiência do mercado acionário. Visto que diversas fontes de influência potencialmente relevantes não foram controladas¹⁵. É possível afirmar apenas que as evidências são compatíveis com as proposições discutidas nos Capítulos anteriores. Além disso, como esperado, as variâncias condicionais apresentaram, apesar de forte volatilidade, magnitudes ao redor de zero. Esse fato decorre da crise nos mercados hipotecários americanos que teve seu *pass-through* para a economia global, gerando forte instabilidade. Não foi diferente no caso do Brasil. Os dados coletados se referem ao período pré e aparentemente auge da crise. Mesmo com esta “quebra estrutural”, os resultados evidenciam que o mercado brasileiro se comportou de forma eficiente, não gerando distorções nas dinâmicas dos papéis, lembrando que o

¹⁵ Como é o caso de informações privilegiadas, rumores de mercado, assimetria de informações ou mesmo distorções devido à possível concentração de negociação de determinado ativo que possa levar a distorções de preço em um curto espaço de tempo.

IBOVESPA apresenta uma correlação forte com o *S&P* e *Nasdaq* (Bolsas de Ações dos Estados Unidos).

Apesar da forma inovadora abordada via dados de alta frequência, diversas extensões e aperfeiçoamentos da pesquisa aqui apresentada podem servir de sugestões para trabalhos futuros – ao mesmo tempo em que explicitam algumas das limitações deste estudo.

Uma primeira e natural extensão da pesquisa envolve a utilização de um número maior de empresas, buscando-se uma amostra mais representativa da população relevante. Outro aperfeiçoamento importante passa pelo controle de influências indesejáveis sobre a dinâmica das séries. Neste quesito, há várias alternativas disponíveis. Uma delas é a utilização de uma amostra de controle com empresas que possuem menos liquidez e que, ao mesmo tempo, seja uma amostra mais fidedigna do mercado acionário brasileiro. Pode-se também, aperfeiçoar os modelos de regressão com a inclusão de variáveis de controle diversas, a exemplo de variáveis binárias, capazes de isolar a influência de períodos anormais, os quais podem introduzir um ruído considerável na análise, além de efeitos sazonais que não foram controlados. Por fim, procedimentos de identificação estatística de quebras estruturais em séries de tempo podem ser úteis para a determinação da magnitude do seu impacto.

Por tratar-se de um mercado emergente, esperava-se que os indícios de ineficiência no mercado acionário brasileiro fossem maiores do que para o mercado norte-americano. Esperava-se também que a ineficiência fosse reduzida ao longo do tempo. As autocorrelações de primeira ordem altamente significativas para retornos intradiários, e declinantes no período subsequente parecem, à primeira vista, confirmar esta expectativa. Duas interpretações podem tentar compatibilizar a evidência de previsibilidade, com a hipótese de mercado eficiente: (i) os fatores (preço, volume) utilizados não são robustos ao tratamento adequado dos dados, sendo derivados de problemas de microestrutura do mercado (como mencionados anteriormente); (ii) os lucros extraordinários derivados de estratégias que explorem

os padrões de previsibilidade indicados seriam eliminados quando considerados os custos explícitos de transação, tais quais como custos de corretagem e impostos.

Quanto à primeira interpretação, cabem algumas observações. Em modelos de microestrutura a diferença de compra e venda e *nonsynchronous trading* geram autocorrelações negativas nos ativos individuais nos retornos intradiários (*Classic Linear Model*). Contudo, autocorrelações positivas foram encontradas em alguns casos como mencionado na revisão da literatura. Além disso, embora o *nonsynchronous trading* possa gerar autocorrelações positivas nos retornos de curto prazo, as evidências apontadas no trabalho sugerem que este efeito não seja capaz de explicar as magnitudes de autocorrelações observadas. Finalmente, para verificar a terceira interpretação, requer-se a especificação de modelos de previsibilidade e seu condicionamento a simulações na presença de custos explícitos de transação.

Deve-se ressaltar que não sendo o foco deste trabalho o controle dos custos de corretagem, emolumentos e etc, pode sugerir a impossibilidade de se gerar retornos extraordinários no mercado brasileiro explorando-se estas autocorrelações, apesar da sua alta significância estatística. Isto porque é possível encontrar entre os agentes de mercado aqueles que conseguem ter custos de transações diferentes devido a economias de escala. Neste sentido, a menor magnitude das autocorrelações no período mais recente pode tão somente refletir a redução dos custos de transação, ou mesmo a redução de custo de transação entre os agentes que atuam no mercado. Por fim, em relação às possíveis sazonalidades, é provável que estratégias que as explorem encontrem os mesmos obstáculos.

Além disso, o modelo de decomposição pode ser aproveitado para a análise de outros ativos e, conseqüentemente, para a mensuração de suas probabilidades condicionais. Devido à sua praticidade e simplicidade na análise e mensuração, pode ser aproveitado para futuros trabalhos a serem desenvolvidos, como, por exemplo, a análise de outras ações, índices futuros de ações, e até mesmo a análise de ações em conjunto.

O ajuste de modelos do tipo SETAR (*Self Exciting Threshold Autoregressive Process*) e modelos do tipo DTARCH (*Double-Threshold Autoregressive Heteroskedastic Model*), assim como uma avaliação de estratégias que explorem as previsibilidades apontadas, incluindo os custos de transação do mercado acionário brasileiro, bem como a inclusão dos fatores sazonais poderá também ser o foco para próximos trabalhos.

Referências Bibliográficas

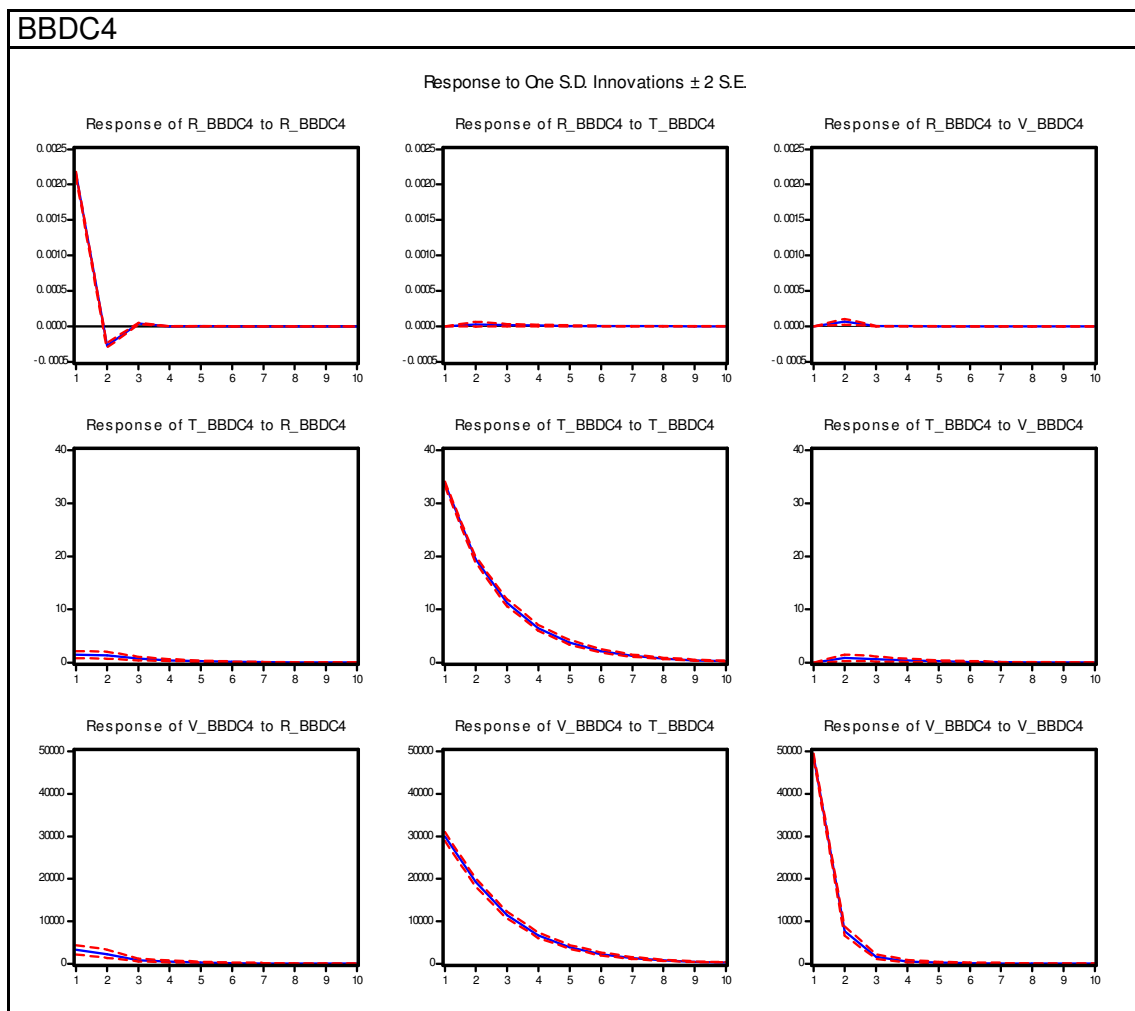
- [1] ANDERSEN, T. G., BOLLERSLEV, T., DIEBOLD, F. X., and LABYS, P. (2000). Exchange Rate Returns Standardized by Realised Volatility are (nearly) Gaussian. *NBER Working Paper*. N° 7488.
- [2] BODIE, Z., KANE, A., MARCUS, A. J. (2002). **Investments**. 5.ed Mc Graw Hill. 1016 p.
- [3] BOLLERSLEV, T. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity. *Journal of Econometrics*. **31**, 307-327.
- [4] BREALEY, R. and MYERS, S. (2000) **Principles of Corporate Finance**. 6.ed Mc Graw Hill. 1094 p.
- [5] CAMPBELL, J., LO, A. and MACKINLAY A. (1997). **The Econometrics of Financial Markets**. New Jersey: Princeton University Press. 611 p.
- [6] CHANG, K., and TING, K. (2000). A Variance Ratio Test of the Random Walk Hypothesis for Taiwan's Stock Market. *Applied Financial Economics*, **10**, 525-532.
- [7] DACOROGNA, M. M., GENÇAY R., MULLER, U., OLSEN, R. B., and PICTET O. V., (2001) **An Introduction to High-Frequency Finance**. San Diego: Academic Press. 383 p.
- [8] DICKEY, D. A. and FULLER, W. A. (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American Statistical Association*, **74**, 427–431.
- [9] ENDERS, W. (2004) **Applied Econometric Time Series**. 2.ed John Wiley & Sons Inc. 452 p.
- [10] ENGLE, R. (1982). Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*, **50**, 987-1008.
- [11] HAIR, Joseph F., ANDERSON, Rolph E., TATHAM, Ronald L., BLACK, and William C. (1998). **Multivariate Data Analysis**. 5.ed. New Jersey: Prentice Hall. 730 p.
- [12] FAMA, E. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *Journal of Finance*, **25**, 383-417.
- [13] FAMA, E., and FRENCH, K. (1988). Permanent and Temporary Components of Stock Prices. *Journal of Political Economy*, **96**, 246-273.

- [14] FRENBERG, P. and HANSSON, B. (1993). Testing the Random Walk Hypothesis on Swedish Stock Prices: 1919-1990. *Journal of Banking and Finance*, **17**, 175-191.
- [15] LEE, C. I., GLEASON, K. C. and MATHUR, I. (2000). Efficiency tests in the French derivatives market. *Journal of Banking and Finance*, **24**, 787-807.
- [16] LI, C. W. and LI, W. K. (1996). On a Double-Threshold Autoregressive Heteroscedastic Time Series Model. *Journal of Applied Econometrics*, **11**, 253-274.
- [17] LO, A W., and MACKINLAY, A. C. (1998). Stock Market Prices do not Follow Random Walks: Evidence from a Simple Specification Test. *The Review of Financial Studies*, **1**, 41-66.
- [18] LUENBERGER, D. G. (1998). **Investment Science**. New York: Oxford University Press.
- [19] McCULLOCH, R. E., and TSAY R. S. (2000). Nonlinearity in High Frequency data and Hierarchical Models. Working Paper, Graduate School of Business , University of Chicago.
- [20] MILLS, T. (1993). **The Econometric Modeling of Financial Time Series**. New York: Cambridge University Press.
- [21] MORETTIN, P. A. (2008) **Econometria Financeira**. 1.ed. Editora Edgard Blucher. 340 p.
- [22] NELSON, D. B. (1991). Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach. *Econometrica*, **59**, 347-370.
- [23] PERSON, J. L. (2004). **A Complete Guide to Trade Technical Trading Tactics**. 1.ed. John Wiley & Sons Inc. 266 p.
- [24] POTERBA, J. M. and SUMMERS, L. H. (1988). Mean Reversion in stock prices: evidence and implications. *Journal for Financial Economics*, **25**, 323-348.
- [25] ROBERTS, H. (1967). Statistical versus Clinical Prediction of the Stock Market, unpublished manuscript, Center for Research in Security Prices, University of Chicago.
- [26] RYDBERG, T. H. and SHEPARD, N. (1998). Dynamics of trade-by-trade price movements: Decomposition and Models. Working Paper, Nuffield College, Oxford University.
- [27] TONG, H. **Threshold Models in Nonlinear Time Series Analysis**. Lecture Notes in Statistics, **21**, New York: Springer-Verlag, 1983.

- [28] _____ , (1990). **Non Linear Time Series**: a dynamic system approach. Oxford: Oxford University Press.
- [29] TSAY, R. S. (1989). Testing and Modeling Threshold Autoregressive Processes. *Journal of the American Statistical Association*, **84** , 231-240.
- [30] _____ , (2002) **Analysis of Financial Time Series**. New York: John Wiley. 448 p.
- [31] WOOLDRIDGE, J. M. (2003). **Introductory Econometrics**: a modern approach. 2.ed. Mason: South-Western College Publishing. 863 p.

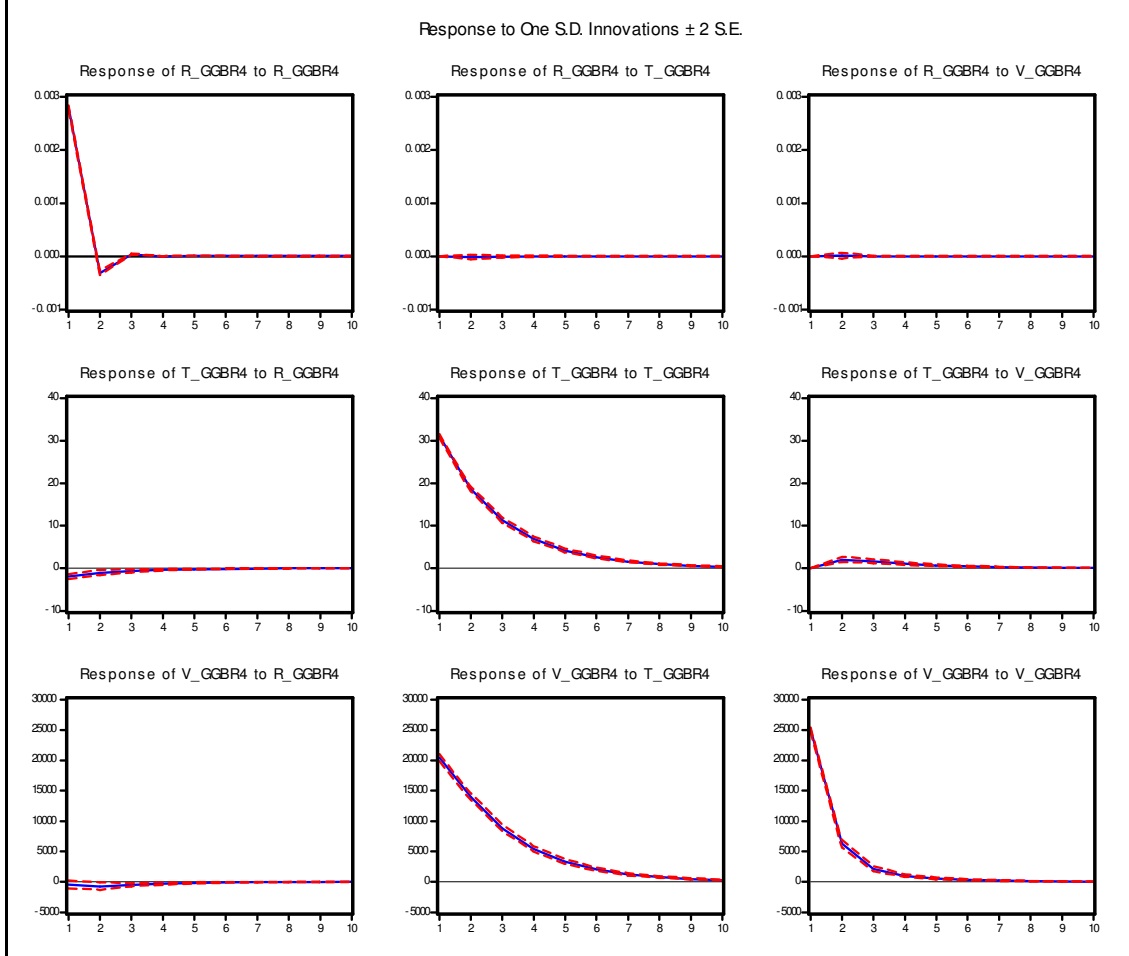
ANEXO 1

Choques em modelo de eficiência são transitórios, com as variáveis endógenas retornando a sua trajetória natural. Este fato é verificado com a função impulso, depois de ajustado um modelo VAR. Como esperado, há uma reversão rápida depois de transcorrido as inovações como observa-se abaixo:

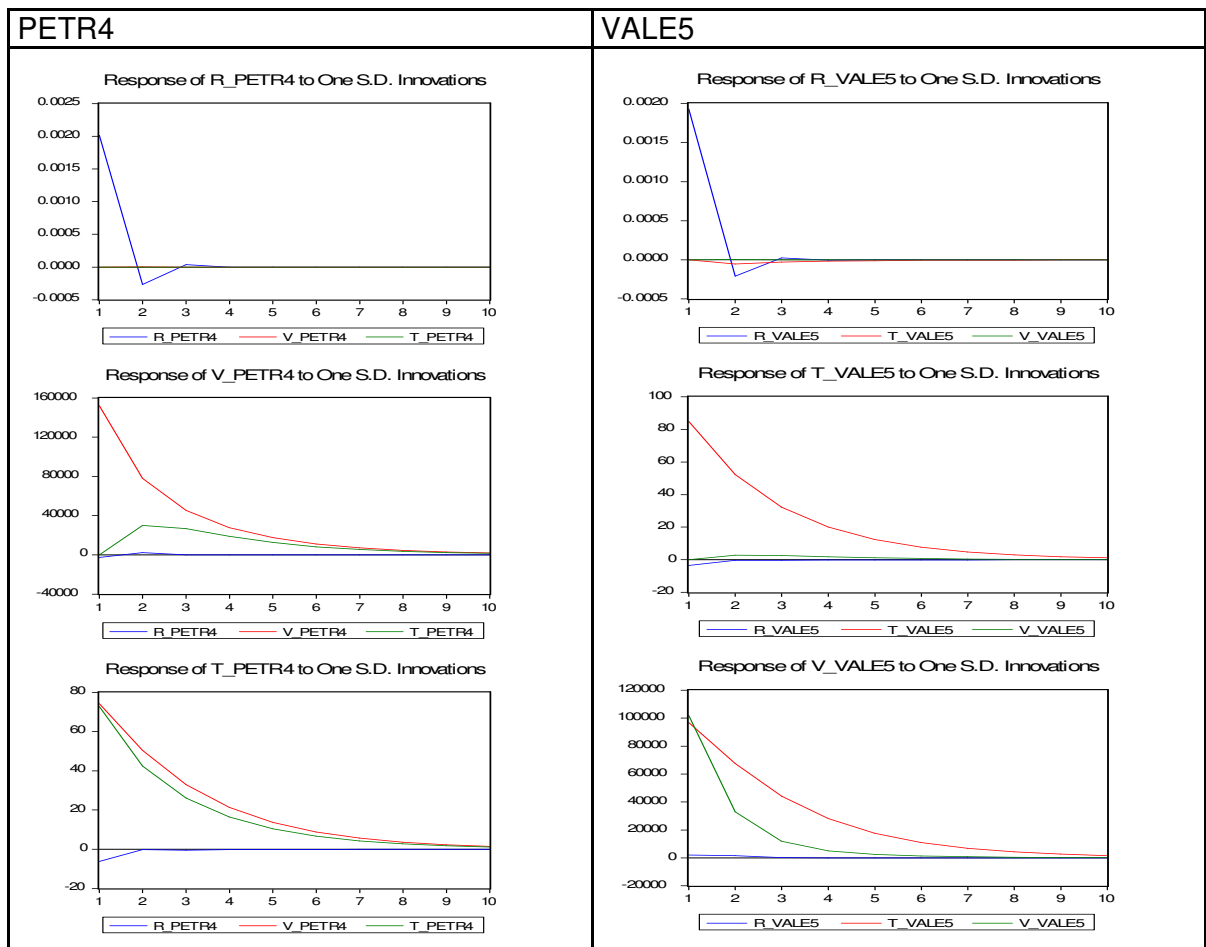


Função Impulso das séries de ações.

GGBR4



Função Impulso das séries de ações.



Função Impulso das séries de ações.