

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
FACULDADE DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS**

LUIZ GUSTAVO CARINI MEDEIROS

**ANÁLISE QUANTITATIVA DA VOLATILIDADE DOS ÍNDICES SETORIAIS DA BOVESPA ATRAVÉS
DE MODELOS GARCH UNIVARIADOS**

Porto Alegre

2012

LUIZ GUSTAVO CARINI MEDEIROS

**ANÁLISE QUANTITATIVA DA VOLATILIDADE DOS ÍNDICES SETORIAIS DA BOVESPA ATRAVÉS
DE MODELOS GARCH UNIVARIADOS**

Trabalho de conclusão submetido ao Curso de Graduação em Economia, da Faculdade de Ciências Econômicas da UFRGS, como quesito parcial para obtenção do título Bacharel em Ciências Econômicas.

Orientador: Prof. Dr. Nelson Seixas dos Santos

Porto Alegre

2012

LUIZ GUSTAVO CARINI MEDEIROS

**ANÁLISE QUANTITATIVA DA VOLATILIDADE DOS ÍNDICES SETORIAIS DA BOVESPA ATRAVÉS
DE MODELOS GARCH UNIVARIADOS**

Trabalho de conclusão submetido ao Curso de Graduação em Economia, da Faculdade de Ciências Econômicas da UFRGS, como quesito parcial para obtenção do título de Bacharel em Ciências Econômicas.

Aprovado em: Porto Alegre, ____ de _____ de 2012.

Prof. Dr. Nelson Seixas dos Santos - orientador

UFRGS

Prof. Dr. Flávio Tosi Feijó

UFRGS

Prof. Dr. Fabrício Tourrucôo

UFRGS

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer a todos que, de alguma forma, contribuíram para a realização deste trabalho:

À Universidade Federal do Rio Grande do Sul, pelo ensino gratuito, de qualidade e público.

Ao meu orientador, Nelson Seixas dos Santos, pelas sugestões e conversas que foram fundamentais para a elaboração desse trabalho.

Aos meus pais, por sempre me incentivarem ao estudo e ao meu irmão, pelo apoio e companheirismo.

À minha namorada Gabriela, pela paciência, carinho e amor.

E, finalmente, aos meus queridos amigos.

RESUMO

O presente trabalho analisou a volatilidade de quatro índices setoriais da Bovespa: o Índice de Energia Elétrica, o Índice Setorial de Telecomunicações, o Índice do Setor Industrial e o Índice Financeiro. Como forma de estimar a volatilidade, foram utilizados modelos ARCH-GARCH e algumas de suas extensões de forma a ajustar as variâncias condicionais das séries de retornos capturando adequadamente seus comportamentos. Depois de especificar, estimar e testar os modelos decidiu-se pela escolha do modelo TGARCH (1,1) para as séries do IEE, IFNC e INDX e do modelo PGARCH (1,1) para a série do ITEL. Desta forma, foi possível observar que os modelos que levam em conta o efeito assimetria tiveram um desempenho melhor do que os outros. Finalmente, verificou-se alta-persistência da volatilidade e forte presença do efeito alavancagem em todas as séries estudadas.

Palavras-chave: Volatilidade, GARCH Univariado, IEE, ITEL, IFNC, INDX.

ABSTRACT

The present work examined the volatility of four sectoral indexes of the Bovespa: the Electric Power Index, the Telecommunications Sector Index, the Industrial Sector Index and Finance Index. As a way to estimate the volatility, we used ARCH-GARCH models and some of its extensions in order to adjust the conditional variances of the return series while capturing properly their behavior. After specifying, estimating and testing the models we decided to choose the model TGARCH (1.1) for the series of IEE, IFNC and INDX and the model PGARCH (1.1) for the series of ITEL. Thus, it was possible to note that models that take into account the effect of asymmetry had a better performance than others. Finally, it was found high volatility persistence and strong presence of the leverage effect in all series studied.

Keywords: Volatility, Univariate GARCH, IEE, ITEL, IFNC, INDX.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	7
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	10
3 TEORIA ECONOMETRICA	15
3.1 O modelo ARCH	15
3.2 O modelo GARCH	16
3.3 Extensões do modelo GARCH	17
3.3.1 O modelo TGARCH	17
3.3.2 O modelo PGARCH	18
3.3.3 O modelo EGARCH	18
3.4 Critérios de Informação AIC, BIC e HQC	18
4 ANÁLISE DOS DADOS	20
4.1 Coleta e transformação das séries	20
4.2 Estatísticas descritivas	22
4.3 Teste de normalidade	23
4.4 Teste de estacionaridade	24
5 PROCEDIMENTO ECONOMETRICO	26
5.1 Metodologia Econométrica	26
5.2 Índice de Energia Elétrica (IEE)	26
5.3 Índice Setorial de Telecomunicações (ITEL)	29
5.4 Índice Financeiro (IFNC)	32
5.5 Índice do Setor Industrial (INDX)	34
6 RESULTADOS E ANÁLISE DA VOLATILIDADE	37
6.1 Índice de Energia Elétrica (IEE)	37
6.2 Índice Setorial de Telecomunicações (ITEL)	39
6.3 Índice Financeiro (IFNC)	42
6.4 Índice do Setor Industrial (INDX)	45
7 CONCLUSÃO	47

REFERÊNCIAS	48
APÊNDICE A – Características dos dados	51
APÊNDICE B – Resultados das estimações e análise dos resíduos	53
APÊNDICE B1 – Índice de Energia Elétrica (IEE)	53
APÊNDICE B2 – Índice Setorial de Telecomunicações (ITEL)	58
APÊNDICE B3 – Índice Financeiro (IFNC)	63
APÊNDICE B4 – Índice do Setor Industrial (INDX)	68
APÊNDICE C – FACs e FACPs dos resíduos	73
APÊNDICE D - Comparação entre os índices	75

1 Introdução

O objetivo deste trabalho é estudar o comportamento de quatro índices setoriais da Bolsa de Valores Mobiliários de São Paulo (Bovespa) no que diz respeito aos seus padrões de volatilidade. Os índices selecionados foram os seguintes: (a) Índice de Energia Elétrica; (b) Índice Setorial de Telecomunicações; (c) Índice do Setor Industrial e (d) Índice Financeiro.

O Índice de Energia Elétrica (IEE), criado em 1996, foi o primeiro índice setorial da Bovespa e mede desempenho do setor de energia elétrica. O Índice Setorial de Telecomunicações (ITEL), que surgiu no final de Dezembro de 1999, após a privatização do setor de telecomunicações no país, acompanha o desempenho desse setor. Índice do Setor Industrial (INDX) é fruto de uma parceria entre a FIESP e a Bovespa, existe desde Janeiro de 2000 e mede o desempenho das ações mais representativas do setor industrial. O Índice Financeiro (IFNC) acompanha o comportamento das ações das empresas mais representativas dos setores de intermediação financeira, previdência, seguros e serviços financeiros diversos, existindo desde Dezembro de 2004. Todos os índices são ajustados para proventos distribuídos pelas companhias emissoras das ações que os integram, representando o retorno da carteira teórica de cada índice em sua totalidade. O corte temporal escolhido abrange o período de Janeiro de 2005 até Setembro de 2011. Essa escolha se justifica pela data de início do IFNC, pois, para que seja possível uma comparação legítima entre os índices, as amostras devem compreender o mesmo período.

A importância de se estudar o comportamento da volatilidade dos retornos de um ativo financeiro ou índice de ações, como é nosso caso, está no fato de que esta é uma medida de risco do ativo em questão. Um fato conhecido é que períodos de alta volatilidade possibilitam maiores ganhos do que períodos de estabilidade, onde os retornos não apresentam variações expressivas. Desta forma, a volatilidade é fundamental na tomada de decisões financeiras, na moderna teoria de escolha de portfólio há o entendimento que existe um trade-off entre retorno e risco sobre o qual o investidor precisa tomar suas decisões. Esse é o caso do modelo de Markowitz, onde a escolha da carteira ótima visa minimizar a variância dos retornos restringida por uma remuneração arbitrária mínima (MARKOWITZ, 1952). A volatilidade também é importante para toda a área de apreçamento de ativos, inaugurada com o modelo CAPM (*Capital Asset Price Model*) (SHARPE, 1964). Em

seu artigo fundador, Sharpe constrói uma teoria de equilíbrio em que os agentes escolhem a carteira de ativos que maximiza sua utilidade esperada com base no valor esperado e desvio padrão dos ativos. Outra área de finanças em que o estudo da volatilidade é fundamental é a gestão de riscos, onde o método do Value at Risk (VaR) é um dos mais utilizados. Também para a teoria de avaliação de opções a volatilidade é um aspecto fundamental, como no seminal modelo de Black e Scholes (1972).

Alguns fatos estilizados sobre a volatilidade de séries de retornos financeiros foram sendo estabelecidos a partir da pesquisa empírica sobre o tema. Além do fato de a volatilidade se alterar ao longo do tempo, uma das principais características é o chamado efeito alavancagem (*leverage effect*), que consiste na tendência de que choques negativos causem mais volatilidade futura em comparação com choques positivos, havendo assim uma assimetria na volatilidade. Outro fato estilizado é que a volatilidade dos mercados acionários apresenta forte persistência e longa dependência temporal. Por último, outra característica relevante observada nos trabalhos empíricos é que as correlações entre os retornos dos ativos se alteram ao longo do tempo.

Na literatura nacional sobre o tema encontramos uma vasta gama de trabalhos discutindo a volatilidade do Ibovespa ou de ações de empresas com grande volume de transações como Petrobrás e Vale, mas também pode ser relevante analisar a volatilidade das ações da Bovespa por outro ponto de vista, o dos índices setoriais. Através de um estudo desse tipo seria possível determinar se existem diferenças nos padrões de volatilidade das principais ações da Bovespa quando segmentadas por setor de atuação na forma de índices setoriais.

A teoria econométrica empregada nesse estudo consiste basicamente em modelos econométricos de séries temporais, mais especificamente os modelos GARCH, usados para modelar o comportamento da variância condicional das séries de dados. A família de modelos ARCH-GARCH tem início com o trabalho de Engle (1982), onde este introduz o modelo de heterocedasticidade condicional autoregressiva, e Bollerserv (1986), onde o autor faz uma generalização do modelo ARCH. Esses modelos proveem uma estrutura para se modelar a volatilidade cuja ideia básica é que um choque em um retorno de um ativo não é serialmente correlacionado, mas é dependente. E essa dependência pode ser expressa por

uma função quadrática. Uma implicação disso é que choques grandes tendem a ser seguidos por outros choques grandes. Essa característica dos modelos é compatível com os agrupamentos de volatilidades que observamos nas séries financeiras (TSAY, 2005).

Após este capítulo introdutório, o trabalho segue com a seção 2, onde será revista brevemente a bibliografia sobre volatilidade em mercados financeiros. Na seção 3 será apresentada a teoria econométrica a ser empregada nesse trabalho. Em seguida, na seção 4, serão feitas algumas considerações estatísticas sobre as séries de dados que estamos tratando. A seção 5 contém as considerações sobre a especificação, estimação e teste dos modelos, em seguida, na seção 6 são apresentados os resultados finais das estimações e suas respectivas interpretações. Por fim, a seção 7 apresenta as conclusões a que o trabalho de pesquisa nos permitiu chegar.

2 Revisão bibliográfica

Existem diversas formas de se estimar a volatilidade dos retornos de um ativo financeiro, das mais simples as mais complexas. A forma mais simples e direta é calcular o desvio-padrão histórico da série de retornos. Assumindo-se média zero, para uma amostra com T observações, o desvio-padrão é definido a seguir:

$$S_i = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T r_{i,t}^2}{T}}$$

O problema dessa técnica é que, por atribuir peso igual para todas as observações, esse estimador é pouco eficiente em capturar as informações mais recentes, se adaptando muito devagar. Uma alternativa a esse problema é considerar uma janela móvel, capturando o desvio padrão a cada conjunto de observações de mesmo tamanho. Desta forma, o estimador fica mais flexível, porém tem a desvantagem de, conforme o tamanho da janela, superestimar a volatilidade em função de observações extremas.

Uma técnica mais complexa que o método amostral é o alisamento exponencial, conhecido EWMA (*exponentially weighted moving average*). Nesse estimador, a volatilidade estimada é igual à média ponderada da variância passada e a contribuição da observação mais recente para variância estimada.

$$\sigma_{i,t}^2 = \lambda \sigma_{i,t-1}^2 + (1 - \lambda) r_{i,t-1}^2$$

Assim, a volatilidade decai exponencialmente após um choque, à medida que o peso deste diminui com o tempo. O fator de amortecimento (λ), que define os pesos da média ponderada, pode ser escolhido arbitrariamente e implicar um comportamento mais conservador ou agressivo a volatilidade. No EWMA a informação recente é processada mais rapidamente e se reproduz o comportamento persistente da volatilidade.

Os modelos ARCH-GARCH são uma forma mais completa de se estimar a volatilidade dos retornos do que as técnicas anteriores devido ao fato de ser possível realizar inferência sobre as estimativas do modelo. No modelo ARCH de Engle (1982) a variância condicional depende do quadrado dos retornos passados (ver seção 3.1) o que captura a característica dos retornos de apresentarem agrupamentos de volatilidade, ou seja, grandes variações

tendem a ser seguidas por variações também grandes. O modelo GARCH proposto por Bollerslev (1986) é uma generalização do modelo anterior onde a variância condicional também depende das próprias variâncias condicionais passadas. O resultado dessa formulação é que esse modelo consegue expressar o comportamento da volatilidade mais parcimoniosamente que o modelo ARCH. Outros modelos vieram em seguida, como o EGARCH de Nelson (1991), o PGARCH de Ding, Granger e Engle (1993) e o TGARCH de Zakoïan (1994), onde os autores propõem alterações para tentar capturar outra característica dos retornos financeiros (ver seção 3.3), a assimetria, também chamada de efeito alavancagem.

Outra forma de estimar a variância condicional dos retornos são os modelos de volatilidade estocástica como o apresentado por Taylor (1980). Nessa modelagem a variância condicional não depende do conjunto de informação passado, mas é representada por um processo estocástico não observado. Os modelos de volatilidade estocástica também são capazes de capturar alguns dos fatos estilizados observados nas séries financeiras e constituem uma alternativa aos modelos ARCH-GARCH.

Na literatura empírica sobre a volatilidade de séries financeiras encontramos uma boa quantidade de artigos, com estudos sobre os mais diversos objetos possíveis, desde taxas de câmbio até commodities agrícolas. Mais especificamente, estudos sobre a volatilidade no mercado acionário normalmente se concentram em índices amplos de ações, em ações de grandes empresas com volume de negociação alto ou ainda em empresas de um único setor. Desta forma, há poucos trabalhos sobre a volatilidade no mercado acionário brasileiro sob o ponto de vista dos índices setoriais. Em seguida vamos relatar brevemente alguns que se relacionam com a presente pesquisa devido à natureza do objeto e ao tipo de metodologia empregada.

No estudo de HO e TSUI (2004), por exemplo, é destacado o aumento no número de trabalhos preocupados em modelar a volatilidade como uma variável que se altera em função do tempo. Segundo o autor, esses trabalhos analisam principalmente os retornos dos índices agregados dos mercados acionários, como o DJIA, S&P 500, TOPIX e Hang Seng, por exemplo. O trabalho chama a atenção para a ênfase nos índices agregados dada na pesquisa empírica em finanças e, conseqüentemente, a pouca atenção dada aos índices setoriais dos

mercados acionários. Desta forma, os autores pretendem analisar se as características da volatilidade observadas nos trabalhos sobre os índices agregados se estendem para os índices setoriais, o que não seria necessariamente óbvio. Também é levantada a questão sobre o uso de modelos GARCH multivariados ao invés de univariados. O ponto é que os modelos multivariados são capazes de captar correlação tempo-variante dos retornos dos índices, o que os modelos univariados falham em fazer. Apesar das dificuldades computacionais que envolvem a estimação de um modelo GARCH multivariado, este é importante, pois pode ser útil para construir portfólios ótimos além de haver um ganho de eficiência com a estimação conjunta das volatilidades condicionais dos retornos dos vários ativos.

A metodologia empregada consiste em utilizar modelos do tipo GARCH tetravariados para tentar capturar os fatos conhecidos sobre volatilidade nos índices setoriais. O objeto do trabalho são quatro índices da *Tokyo Stock Exchange* (TSE) que correspondem aos setores de transporte aéreo (ATRN), eletricidade e gás (EPOW), instrumentos de precisão (PREI) e outros produtos (OPRD), onde os dois últimos representam o setor industrial. O período escolhido foi de 04/01/1983 até 21/02/2003, compreendendo assim 5254 observações diárias. Os autores concluíram que há forte evidência de que o efeito alavancagem não está presente em todos os índices setoriais, o que vai ao sentido oposto do conhecimento estabelecido. Isto teria consequências para as decisões de hedge e estratégias de opções sobre índices setoriais. Outro achado foi que as correlações condicionais entre os setores variam ao longo do tempo e são altamente positivas. Isto colocaria em dúvida as vantagens da diversificação de portfólio em setores, embora a diversificação possa ser eficiente se acompanhar as alterações das correlações no tempo. Por fim, o estudo encontrou fortes sinais de persistência e longa memória na volatilidade de todos os setores analisados, em consonância com a evidência empírica.

No trabalho de Lopes (2006), o autor escolheu três índices, Ibovespa, Dow Jones e S&P 500, como meio de analisar a dinâmica da volatilidade dos mercados acionários. A partir da análise desses índices, o autor visa responder as seguintes questões: existe correlação entre os índices? Qual o tamanho da correlação? Como modelar as séries? A metodologia empregada para responder essas questões consistiu nas seguintes técnicas: (a) modelos GARCH univariados e bivariados, capazes de captar o efeito alavancagem das séries, para

estimar a volatilidade das séries; (b) teste de Causalidade de Granger a fim de investigar qual o impacto das séries entre si.

A primeira conclusão do autor, baseando-se nos retornos máximos e mínimos observados na amostra, é que a índice brasileiro é mais volátil que o correspondente americano. Em seguida estimaram-se modelos da família GARCH para a volatilidade e concluiu-se que o modelo mais fidedigno, para as três séries, é o TGARCH (2,1). A análise da correlação entre as séries concluiu que o Ibovespa e o Dow Jones possuem uma correlação de 29%, muito semelhante com a correlação de 28% que ocorre ente o índice brasileiro e o S&P 500. O resultado da análise de Causalidade de Granger, para o qual foram usados os dados de abertura dos índices, demonstra haver impacto da abertura do mercado americano sobre o brasileiro (a um nível de significância de 5%). Por outro lado, o contrário não ocorre, a abertura do mercado brasileiro não impacta o americano (nem ao nível de significância de 10%). Por fim, comparando simulações de previsão entre os modelos GARCH univariados e bivariados, chegou-se a conclusão de que os modelos bivariados são mais eficientes em prever a volatilidade, o que corrobora o resultado da análise de causalidade.

O trabalho de Ribeiro (2009) estuda a volatilidade do setor siderúrgico brasileiro, considerando as ações das empresas Usiminas, Gerdau e CSN no período de 02/05/2003 a 07/10/2008. O estudo se propõe a comparar as estimativas feitas por modelos de volatilidade determinística e estocástica. Os modelos determinísticos selecionados foram o AR (1) - EGARCH (1,1) e o AR (1) - TGARCH (0,1), que mostraram estimativas bastante semelhantes para todas as séries. Já o modelo estocástico escolhido foi o AR (1) - SV Estacionário para todas as séries. Baseados nos resultados das estimações, o autor concluiu que a dinâmica da volatilidade das três séries são semelhantes, observando elevada persistência e assimetria na volatilidade. Ribeiro (2009) ainda analisa a capacidade preditiva dos modelos, concluindo que os modelos estocásticos tendem a gerar previsões de maior qualidade.

Macêdo (2009) faz um estudo amplo da volatilidade no mercado de petróleo mundial. O trabalho considera as nove maiores empresas de extração de petróleo por capacidade produtiva e reservas, além da própria commodity em si através das cotações do barril tipo Brent e WTI. O corte temporal analisado foi de Janeiro de 2000 até Fevereiro de 2008 e desta última data até Outubro de 2008. Essa escolha por dois períodos se justifica

pela ocorrência da crise financeira de 2008 e o subsequente aumento da volatilidade no mercado financeiro mundial. Através dessa separação o autor pode concluir que a crise elevou significativamente a volatilidade de curto prazo. Contudo, o aumento da volatilidade de longo prazo foi relativamente pequeno, indicando que os choques se dissipam ao longo do tempo. O modelo que melhor ajustou a volatilidade das séries foi GJR (1,1), prevalecendo em 81% dos casos.

Por fim, o estudo de Jubert et al. (2009) analisa a volatilidade dos principais índices de ações do mercado brasileiro para o período entre 2006 e 2007. Os índices escolhidos foram o IBovespa, IEE, ITEL, ISE (Índice de Sustentabilidade empresarial) e INDX. Foram estimados modelos GARCH, EGARCH e TARCH para as séries dos retornos dos índices e após foram comparados os resultados encontrados entre os modelos. Entre os achados destacados no trabalho estão que o modelo GARCH indica que o ISE é o índice com maior persistência da volatilidade e que o ITEL é o índice mais sensível a choques. Também foi possível concluir, através dos resultados dos modelos EGARCH e TARCH, que as séries apresentam efeito alavancagem.

3 Teoria econométrica

Nesta seção inicialmente iremos expor as características fundamentais dos modelos para heterocedasticidade condicional autoregressiva. Em seguida, apresentaremos algumas extensões do modelo anterior que visam dar conta do efeito assimetria nas séries financeiras. Também serão apresentados os critérios de informação AIC, BIC e HQC, utilizados na identificação dos modelos.

3.1 O modelo ARCH

O modelo autorregressivo com heterocedasticidade condicional, ou simplesmente ARCH, introduzido por Engle (1982), é uma forma menos restritiva de se lidar com os retornos que são independentes ao longo do tempo, pois permite que os resíduos sejam não correlacionados, mas dependentes, podendo apresentar covariância dos resíduos ao quadrado não nula. Através dessa propriedade, considerar a variância condicional não constante ao longo do tempo, esses modelos são capazes de captar períodos de alta e baixa volatilidade, uma característica fundamental das séries financeiras. Sinteticamente, um modelo ARCH (q) pode ser definido do seguinte modo:

$$\begin{aligned}\varepsilon_t &= \sigma_t u_t \\ \sigma_t^2 &= \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2,\end{aligned}$$

onde $u_t \sim i.i.d.(0, 1)$ (não é necessário que a distribuição do erro seja normal), $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$, $i = 1, \dots, q-1$, $\alpha_q > 0$. As restrições quanto a não negatividade dos coeficientes se impõem, pois a possibilidade de a variância condicional ser negativa é absolutamente sem sentido. Os estimadores dos parâmetros do modelo são obtidos pelo método de máxima verossimilhança condicional.

Então, o modelo ARCH nos é útil por permitir a modelagem de processos não estacionários de segunda ordem, o que pode ser o caso das séries dos retornos dos índices setoriais da Ibovespa. Em teoria, para construir um modelo ARCH é preciso remover a correlação serial da série, caso exista, ajustando modelos ARMA. Em seguida, para verificar

se a série apresenta heterocedasticidade condicional podemos usar o Teste de multiplicadores de Lagrange (ARCH-LM) sobre a série não correlacionada dos retornos ao quadrado. Queremos testar se $H_0 : \alpha_i = 0$, para todo $i = 1, \dots, q$, na regressão:

$$u_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q u_{t-q}^2 + u_t$$

Apesar de seus pontos positivos, o modelo ARCH possui algumas limitações. A mais relevante se refere ao valor de q (a ordem do modelo), pois o número de defasagens do erro ao quadrado necessário para ajustar o modelo pode ser grande, o que resultaria em um modelo pouco parcimonioso. Além disso, um número maior de parâmetros aumenta as chances de ocorrência de coeficientes negativos.

3.2 O modelo GARCH

Os modelos GARCH (BOLLERSLEV, 1986) surgiram de uma generalização dos modelos ARCH e são mais parcimoniosos que os modelos ARCH, descrevendo a volatilidade com menos parâmetros¹.

A definição de um modelo GARCH (p, q) é dada por:

$$\varepsilon_t = \sigma_t u_t$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2,$$

em que ε_t são, novamente, variáveis aleatórias idêntica e independentemente distribuídas com média zero, $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$, $i = 1, \dots, q - 1$, $\beta_j \geq 0$, $j = 1, \dots, p - 1$, $\alpha_q > 0$, $\beta_p > 0$,

$\sum_{i=1}^q (\alpha_i + \beta_i) < 1$, $q = \max(p, q)$. Estas restrições ao modelo são necessárias para assegurar a estacionariedade e positividade da variância condicional.

O modelo GARCH supõe que a variância condicional se altera ao longo do tempo, mas a variância incondicional do erro é sempre constante. Pode se encontrar a variância incondicional a partir dos parâmetros estimados pelo modelo GARCH da seguinte forma:

¹ É possível demonstrar como o modelo GARCH é mais parcimonioso que o modelo ARCH (ver Brooks, 2008).

$$\sigma_{\varepsilon}^2 = \frac{\alpha_0}{1 - \sum_{i=1}^{\max[p,q]} (\alpha_i + \beta_i)}$$

É fácil ver que a restrição $\alpha_i + \beta_i < 1$ também se faz necessária para que a variância incondicional seja positiva. Caso $\alpha_i + \beta_i = 1$ nós temos o caso de raiz unitária na variância e o modelo é chamado IGARCH (*integrated*). Por último, se $\alpha_i + \beta_i > 1$ a variância seria não definida.

3.3 Extensões do modelo GARCH

3.3.1 O modelo TGARCH

O modelo *threshold* GARCH, proposto por Zakoïan (1994), adapta o modelo anterior para captar outra característica da volatilidade em séries financeiras, a assimetria. O modelo TGARCH (p, q) é descrito da seguinte forma:

$$\sigma_t^a = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^a + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^a + \sum_{k=1}^r \gamma_k d_{(\varepsilon_{t-k} \leq 0)} |\varepsilon_{t-k}|^a,$$

onde $d_{(\cdot)}$ é uma variável dummy igual que assume valor 1 caso o erro satisfaça a condição imposta entre parênteses, ou assume valor 0 caso o erro seja positivo. Desta forma o modelo capta um aumento de volatilidade quando ocorrem choques negativos (notícias ruins) através do coeficiente γ_k positivo. O expoente da variância é livre e pode ser estimado ao invés de imposto, quando estimado, normalmente, é um número entre um e dois. Neste estudo usaremos $a = 1$, da mesma forma proposta por Zakoïan (1994). Podemos ainda notar que, caso $\gamma_k = 0$, temos o modelo GARCH, o qual se pode dizer que é um caso particular do modelo TGARCH.

3.3.2 O modelo PGARCH

O modelo asymmetric power GARCH apresentado por Ding, Granger e Engle (1993) também é um modelo que capta a assimetria pelo coeficiente γ_k e também deixa o expoente da variância livre, o qual pode ser estimado ou imposto. Neste trabalho o expoente será estimado.

$$\sigma_t^a = \alpha_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^a + \sum_{i=1}^q \alpha_i (|\varepsilon_{t-i}| - \gamma_i \varepsilon_{t-i})^a,$$

em que $a > 0$; $|\gamma_i| < 1$, $i = 1, 2, \dots, r$; $\gamma_i = 0$, $r < i \leq p$.

3.3.3 O modelo EGARCH

O modelo exponencial GARCH de Nelson (1991) também ajusta o efeito assimetria através do coeficiente γ_k , mas tem como diferencial permitir que os coeficientes estimados sejam negativos devido a sua forma logarítmica, o que impede que a variância seja negativa.

$$\ln \sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j \ln \sigma_{t-j}^2 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \left| \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} - E \left(\frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right) \right| + \sum_{k=1}^r \gamma_k \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}}.$$

3.4 Critérios de Informação AIC, BIC e HQC

De forma a auxiliar na procura pelo modelo mais parcimonioso que represente com mais precisão o processo estocástico em questão, utilizaremos os três principais critérios de informação, são eles: Critério de Informação de Akaike (AIC), Critério Bayesiano de Schwarz ou Critério de Informação Bayesiano (BIC) e o Critério de Hannan-Quinn (HQC). Esse procedimento é importante, pois podemos encontrar mais de um modelo possível, sendo que o melhor será aquele mais parcimonioso. A ideia fundamental dos critérios de informação é encontrar o melhor balanço entre o número de variáveis e a soma dos resíduos. Quanto maior o número de parâmetros estimados, menor será a soma dos

resíduos, contudo, maior será a imprecisão das estimativas (BUENO, 2008). Desta forma, o cálculo dos critérios penaliza a inclusão de mais parâmetros, como fica claro nas estatísticas dos critérios a seguir:

Estatística do AIC:

$$AIC(p, q) = \ln \hat{\sigma}^2 + n \frac{2}{T}$$

onde, $n = p + q$, se o modelo não tem constante, ou $n = p + q + 1$, caso haja constante, e

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_t^2}{T}$$

Estatística do BIC:

$$BIC(p, q) = \ln \hat{\sigma}^2 + n \frac{\ln T}{T}$$

Estatística do HQC:

$$HQC(p, q) = \ln \hat{\sigma}^2 + n \frac{2}{T} \ln \ln T$$

Para finalizar, temos que, normalmente, para $T \geq 16$, $BIC \leq HQ \leq AIC$.

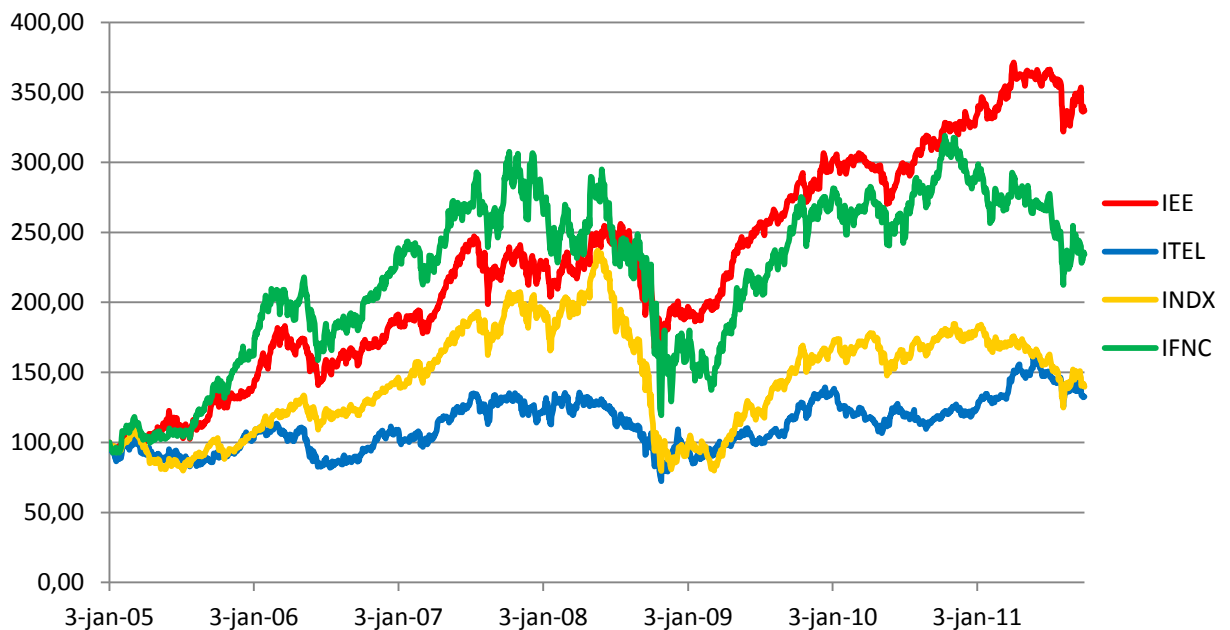
O melhor modelo é aquele que possui a menor estatística do critério de informação, que pode ser inclusive negativa, entre os modelos testados. Ocorre que o critério Schwarz penaliza mais a inclusão de parâmetros do que o critério de Akaike, pois $\ln T$ será maior que dois. Portanto, é possível dizer que o BIC funciona melhor em amostras grandes e leva a escolha de modelos mais parcimoniosos enquanto que o AIC, que tende a escolher modelos sobreparametrizados e funciona melhor em amostras pequenas, ENDERS (1995).

4 Análise dos dados

4.1 Coleta e transformação das séries

Para o nosso estudo selecionamos quatro índices setoriais da Bovespa, sejam eles: IEE, ITEL, INDX e IFNC. As séries temporais correspondem ao valor de fechamento diário dos índices e compreendem o período de 03/01/2005 até 30/09/2011, totalizando 1667 observações. Como pode ser visto no Gráfico 1, o índice que teve melhor desempenho no período foi o IEE, com quase 350% de retorno, e o pior desempenho foi do ITEL, seguido pelo INDX, com pouco mais de 30% de valorização. Também é notável a queda drástica dos índices frente à crise financeira de Setembro de 2008, seguida por uma recuperação rápida em 2009.

Gráfico 1 – Evolução dos Índices Setoriais da Bovespa (03/01/2005 – 30/09/2011)



Fonte: Elaboração própria a partir de dados da Bovespa

Nota: Base 100 na data 03/01/2005

Os dados foram transformados de uma série de números-índices para uma série de retornos compostos continuamente, ou seja, considerando tempo contínuo ao invés de tempo discreto. A razão de fazer uso dos retornos das séries financeiras é que estes

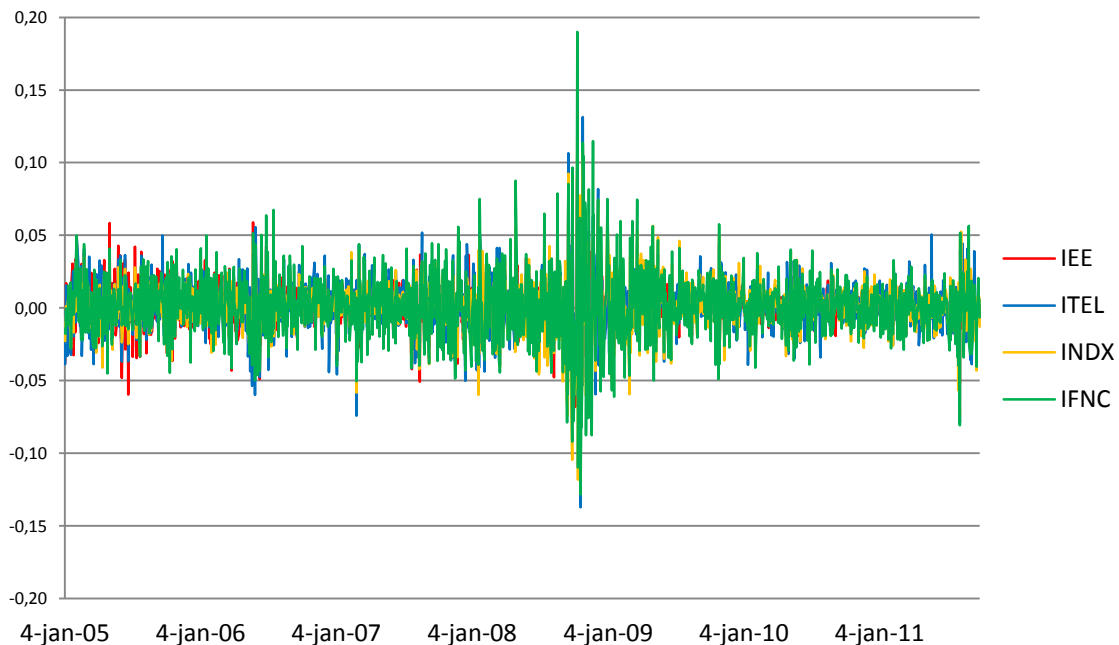
representam melhor as características de uma oportunidade de investimento. De fato, são os retornos dos ativos e seus momentos estatísticos que os investidores levam em conta ao tomar suas decisões de investimento. Outro motivo, este de ordem puramente estatística, é que as séries brutas dos dados apresentam tendência temporal enquanto que as séries transformadas são estacionárias, como será discutido nesta seção. Sendo assim, os retornos logarítmicos das séries são obtidos pela fórmula apresentada a seguir:

$$r_t = \ln(1 + R_t) = \ln \frac{P_t}{P_{t-1}},$$

onde R_t é o retorno em tempo discreto no período t e P_t é o preço ou número índice em t .

Assim, no Gráfico 2 é possível perceber grupamentos (ou clusters) de volatilidade na série de retornos, ou seja, períodos com ocorrência sucessiva de retornos de grande magnitude, tanto positivos quanto negativos. Desta forma fica claro que volatilidade se altera longo do tempo.

Gráfico 2 - Retornos dos Índices Setoriais da Bovespa (04/01/2005 – 30/09/2011)



Fonte: Elaboração própria a partir de dados da Bovespa

4.2 Estatísticas descritivas

Fazendo uma análise rápida das estatísticas descritivas das séries (Tabela 1) podemos ter alguns insights sobre o comportamento desses dados. Em primeiro lugar, as médias dos retornos são muito próximas à zero, diferindo apenas na quarta casa decimal, essa característica está presente na grande maioria dos retornos financeiros.

Observando os máximos e mínimos vemos que a maior amplitude de variação foi alcançada pelo IFNC, entre +18,9% e -12,8%. A menor amplitude foi do IEE, entre +11,5% e -7,2%. O INDX apresentou variação entre de +11,8% e -11,8% e o ITEL entre +13,1% e -13,7% no período estudado.

O que a amplitude parecia indicar é corroborado pelos desvios-padrão, o IEE apresenta o menor e o IFNC o maior, enquanto ITEL e INDX têm desvios semelhantes. Esse fato sugere que a volatilidade do IEE é a menor e a do IFNC a maior entre os quatro índices dentro período de tempo analisado.

Também convém assinalar que o enviesamento das séries dos índices foi significativo. Considerando que em uma distribuição normal o enviesamento, também chamado de assimetria, é zero ($A=0$), podemos observar os nossos dados não parecem seguir esse comportamento, em especial o INDX e o IFNC. A curtose observada nas séries também foi elevada. Para uma distribuição normal a curtose deve ser três ($K=3$), passado esse limite diz-se que há excesso de curtose. Dessa forma notamos um alto excesso de curtose em todas as séries de dados, em especial no IFNC.

Tabela 1 - Estatísticas descritivas dos retornos dos índices setoriais da Bovespa (03/01/2005 - 30/09/2011)

	IEE	ITEL	IFNC	INDX
MÉDIA	0,00084	0,00034	0,00076	0,00036
MEDIANA	0,00106	0,00025	0,00070	0,00132
MÍNIMO	-0,07216	-0,13710	-0,12848	-0,11815
MÁXIMO	0,11599	0,13150	0,18998	0,11830
DESVIA PADRÃO	0,01496	0,01828	0,02227	0,01807
ENVIASAMENTO	0,08533	0,08174	0,41232	-0,23861
CURTOSE	5,06620	5,51780	6,45000	5,85690
OBSERVAÇÕES	1669	1669	1669	1669

4.3 Teste de normalidade

O que a evidência empírica nos mostra é que as séries financeiras não seguem uma distribuição normal, entretanto, vamos examinar as séries de forma a verificar se esse fato se aplica ao nosso conjunto de dados. Uma primeira abordagem seria fazer uma análise visual via histogramas ou gráficos QxQ teóricos, conforme as figuras inclusas no Apêndice A. Observamos através dos histogramas contra a distribuição normal que todos os índices possuem caudas mais pesadas que esta distribuição. Já através dos gráficos QxQ observamos que os pontos se afastam da reta nos extremos, indicando a mesma conclusão que a análise anterior para todos os índices.

Para uma análise estatística mais precisa utilizamos o amplamente conhecido teste de normalidade de Jarque-Bera. Esse procedimento combina os testes de assimetria (A) e curtose (K) conforme a estatística:

$$S = \left(\frac{T}{6}\right)\hat{A}^2 + \left(\frac{T}{24}\right) \cdot \left(\hat{K} - 3\right)^2,$$

Em que a hipótese nula é que a série segue uma distribuição normal, e a estatística do teste segue uma distribuição qui-quadrado com dois graus de liberdade. Os resultados estão sintetizados na Tabela 2. Dado os p-valores dos testes, concluímos pela rejeição da hipótese nula para todas as séries. Isso implica que os retornos dos índices setoriais que estamos estudando não seguem uma distribuição normal, de acordo com o que a evidência empírica mostra.

Tabela 2 - Teste de normalidade de Jarque-Bera dos retornos dos índices setoriais da Bovespa

	IEE	ITEL	INDX	IFNC
p-valor	0,0000	0,0000	0,0000	0,000
Estatística do teste	1786,93	2119,13	2401,35	2940,41

4.4 Teste de estacionariedade

A maioria das séries temporais em economia apresenta tendência ao longo do tempo, contudo, com algumas exceções, as séries de retornos financeiros normalmente não apresentam essa característica. Para analisarmos essa questão é preciso primeiro entender o conceito de estacionariedade. Há duas formas de estacionariedade, fraca e forte. Diz-se que uma série temporal é fortemente estacionária quando a sua distribuição conjunta de probabilidade é invariante ao longo do tempo. Uma forma menos rígida de se definir esse conceito é a estacionariedade fraca, que ocorre quando uma série temporal apresenta uma variação constante em torno de uma média fixa ao longo do tempo. Adicionalmente, a existência dessa propriedade permite que se façam previsões sobre observações futuras.

Para testar a estacionariedade fraca das séries usamos o teste Dickey-Fuller Aumentado (ADF). O que se quer testar é se o polinômio autoregressivo tem ou não uma raiz sobre o círculo unitário. Para isso usa-se um modelo $AR(p)$, cuja regressão pode ser descrita como segue:

$$x_t = c_t + \beta x_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \phi_i \Delta x_{t-i} + e_t ,$$

onde c é uma função do tempo ou uma constante e Δx_{t-i} é a série diferenciada de x_t .

A estatística do teste ADF é dada por:

$$ADF = \frac{\hat{\beta} - 1}{dp(\hat{\beta})} ,$$

onde $\hat{\beta}$ representa o estimador de MQO de β . As hipóteses do teste são $H_0 : \beta = 1$ e $H_1 : \beta < 1$. Ocorre que sob a hipótese nula a distribuição do teste não é igual à distribuição t convencional, pois o processo é não estacionário. Então a distribuição do teste e os valores críticos devem ser encontrados a partir de experimentos de Monte Carlo (ENDERS, 1995).

Conforme expresso na Tabela 3, os resultados do teste ADF indicam que todas as séries são estacionárias em sua forma fraca.

Tabela 3 - Teste de Dickey-Fuller Aumentado dos retornos dos índices setoriais da Bovespa

Teste com constante				
	IEE	ITEL	INDX	IFNC
p-valor	1,97E-15	5,59E-16	1,13E-11	1,07E-15
Teste com constante e tendência				
p-valor	1,18E-15	7,64E-16	4,71E-11	1,56E-16

5 Procedimento econométrico

5.1 Metodologia econométrica

Seguindo Box e Jenkins (1970) e Sims (1980), o procedimento econométrico padrão de especificação, estimação e teste de diagnóstico foi implementado para cada modelo econométrico, partindo da especificação mais simples para a mais complexa e, posteriormente, avaliando, entre as especificações que “limparam” os resíduos, aquela que possuía o menor critério de informação.

Assim, na busca da especificação mais adequada, foram estimados diversos modelos da família GARCH com diferentes combinações de números de parâmetros. Mais especificamente, foram estimados modelos ARCH até ordem (4), modelos GARCH de ordem (1,1) até (3,3) e modelos TGARCH, PGARCH e EGARCH² de ordem (0,1) até (2,2). Não foram considerados modelos de ordem maior pelo entendimento de que estes não seriam parcimoniosos o bastante. Outro motivo é que quanto maior o número de parâmetros estimados maior a possibilidade de quebrar as restrições dos modelos, conforme discutido anteriormente. Então, nessa seção cada modelo será discutido separadamente de forma a achar a melhor especificação em cada uma das séries. Os resultados completos das estimações assim como a análise dos resíduos, estão no Apêndice B e aqui será apenas feita referência a esses resultados. Dito isso, aqui também será analisada a significância estatística³ e comportamento dos resíduos. Adicionalmente, serão apresentados os critérios de informação de cada especificação para cada modelo a fim de auxiliar a busca pela qual seja mais parcimoniosa.

5.2 Índice de Energia Elétrica (IEE)

Para o modelo ARCH foram estimadas as especificações até ordem (4), sendo que apenas o ARCH (3) e o ARCH (4) foram capazes de limpar a heterocedasticidade da série bem como a sua autocorrelação. Também é preciso dizer que em todas as especificações testadas os parâmetros estimados foram significativos. Abaixo segue a Tabela 4, que contém os critérios de informação do modelo ARCH até ordem (4) para a série do IEE:

² Na maioria das especificações do EGARCH a estimação não foi possível por questões de convergência.

³ Neste trabalho foi adotada como padrão a significância estatística ao nível de 5%.

Tabela 4 - Critérios de informação do modelo ARCH para a série do IEE

ARCH (q)	AIC	BIC	HQC
ARCH (1)	-9405,94	-9395,10	-9401,92
ARCH (2)	-9561,04	-9544,78	-9555,01
ARCH (3)	-9610,37	-9588,69	-9602,34
ARCH (4)	-9649,37	-9622,27	-9639,32

É possível observar que os critérios de informação indicam a escolha da especificação ARCH (4), o que confirma a necessidade de vários parâmetros para ajustar adequadamente a volatilidade no modelo ARCH.

Para o modelo GARCH foram estimadas as especificações até a ordem (3,3). Todas as especificações testadas apresentaram resíduos bem comportados, contudo, apenas no GARCH (1,1) todos os parâmetros foram significativos, por isso essa foi a especificação escolhida. Em seguida, na Tabela 5, estão os critérios de informação das especificações do modelo GARCH para a série do IEE:

Tabela 5 - Critérios de informação do modelo GARCH para a série do IEE

GARCH (p,q)	AIC	BIC	HQC
GARCH (1,1)	-9779,84	-9763,58	-9773,81
GARCH (1,2)	-9779,71	-9758,03	-9771,67
GARCH (2,1)	-9778,35	-9756,67	-9770,32
GARCH (2,2)	-9782,69	-9755,59	-9772,64
GARCH (2,3)	-9785,48	-9752,96	-9773,43
GARCH (3,2)	-9781,84	-9749,32	-9769,79
GARCH (3,3)	-9783,79	-9745,85	-9769,73

Como os dados da tabela sugerem, o critério de Akaike tende a escolher modelos sobreparametrizados, funcionando melhor em amostras menores, por isso foi dada preferência para o critério de Schwarz, que é assintoticamente consistente e sugere a escolha de modelos mais parcimoniosos que o AIC, (BUENO, 2008). Assim, a melhor especificação do modelo foi a GARCH (1,1).

Para o modelo TGARCH foram estimadas as especificações até a ordem (2,2). Dessas especificações a única que falhou em limpar os resíduos foi a TGARCH (0,1). Ainda, a especificação TGARCH (1,1) foi a única que apresentou todos os parâmetros significativos, o

que justifica a escolha dessa especificação. Na Tabela 6, estão os critérios de informação das especificações do modelo TGARCH para a série do IEE:

Tabela 6 - Critérios de informação do modelo TGARCH para a série do IEE

TGARCH (p,q)	AIC	BIC	HQC
TGARCH (0,1)	-9441,45	-9425,19	-9435,42
TGARCH (1,1)	-9805,94	-9784,26	-9797,90
TGARCH (1,2)	-9809,61	-9777,09	-9797,56
TGARCH (2,1)	-9804,02	-9776,92	-9793,98
TGARCH (2,2)	-9811,46	-9773,53	-9797,41

É possível observar que os critérios de informação corroboram a escolha da especificação TGARCH (1,1) com sendo a mais adequada. Como dito anteriormente, o AIC aponta a escolha de modelos com mais parâmetros.

Para o modelo PGARCH foram estimadas as especificações até a ordem (2,2). Para este modelo algumas especificações não puderam ser estimadas por problemas de convergência. Todas as especificações estimadas apresentaram resíduos livres de heterocedasticidade e autocorrelação. Dito isso, apenas no PGARCH (1,1) todos os parâmetros foram significativos, sendo essa a especificação escolhida. Os critérios de informação das especificações do modelo PGARCH para a série do IEE seguem na Tabela 7:

Tabela 7 - Critérios de informação do modelo PGARCH para a série do IEE

PGARCH (p,q)	AIC	BIC	HQC
PGARCH (0,1)	-	-	-
PGARCH (1,1)	-9805,44	-9778,34	-9795,40
PGARCH (1,2)	-	-	-
PGARCH (2,1)	-9803,58	-9771,06	-9791,53
PGARCH (2,2)	-9811,77	-9768,41	-9795,70

A especificação escolhida para o modelo também foi a sugerida pelo BIC, a PGARCH (1,1). A opção indicada pelo AIC e HQC apresentou coeficientes não significativos embora tenha resíduos bem comportados.

Para o modelo EGARCH foram estimadas as especificações até a ordem (2,2). De forma semelhante ao PGARCH, também para este modelo algumas especificações não

puderam ser estimadas por problemas de convergência. Os resultados dos testes indicaram que o modelo EGARCH (2,1) foi o único que conseguiu limpar a heterocedasticidade e a autocorrelação, contudo, essa especificação não tem todos os parâmetros estimados significativos. Por último, na Tabela 8 estão os critérios de informação para o modelo EGARCH até a ordem (2,2) para a série do IEE:

Tabela 8 - Critérios de informação do modelo EGARCH para a série do IEE

EGARCH (p,q)	AIC	BIC	HQC
EGARCH (0,1)	-9383,76	-9362,08	-9375,73
EGARCH (1,1)	-	-	-
EGARCH (1,2)	-	-	-
EGARCH (2,1)	-9807,17	-9774,65	-9795,12
EGARCH (2,2)	-	-	-

Desta forma, a especificação EGARCH (2,1) foi a escolhida para este modelo de acordo com o que os critérios de informação indicam.

5.3 Índice Setorial de Telecomunicações (ITEL)

Para o modelo ARCH foram estimadas as especificações até ordem (4), sendo que apenas o ARCH (4) foi o único capaz de limpar a heterocedasticidade da série, mas não a autocorrelação. Também é preciso dizer que em todas as especificações testadas os parâmetros estimados foram significativos. Abaixo segue a Tabela 9, que contém os critérios de informação do modelo ARCH para a série do ITEL.

Tabela 9 - Critérios de informação do modelo ARCH para a série do ITEL

ARCH (q)	AIC	BIC	HQC
ARCH (1)	-8698,95	-8688,11	-8694,93
ARCH (2)	-8824,82	-8808,56	-8818,79
ARCH (3)	-8845,57	-8823,89	-8837,54
ARCH (4)	-8917,22	-8890,12	-8907,18

Novamente, os critérios indicam que melhor especificação do modelo é a ARCH (4), contudo, essa não é válida devido à presença de autocorrelação nos resíduos.

Para o modelo GARCH foram estimadas as especificações até a ordem (3,3). Novamente, todas as especificações testadas apresentaram resíduos bem comportados, contudo, apenas no GARCH (1,1) todos os parâmetros foram significativos, o que justifica a escolha dessa especificação. Em seguida, na Tabela 10, estão os critérios de informação das especificações do modelo GARCH para a série do ITEL. Adicionalmente, como pode ser apreendido da tabela, a melhor especificação do modelo, indicada pelo critério BIC, também foi a GARCH (1,1) enquanto o AIC aponta a escolha de um modelo com mais parâmetros.

Tabela 10 - Critérios de informação do modelo GARCH para a série do ITEL

GARCH (p,q)	AIC	BIC	HQC
GARCH (1,1)	-8961,69	-8945,43	-8955,66
GARCH (1,2)	-8965,84	-8944,16	-8957,81
GARCH (2,1)	-8962,52	-8940,84	-8954,48
GARCH (2,2)	-8966,43	-8939,33	-8956,39
GARCH (2,3)	-8964,52	-8932,00	-8952,47
GARCH (3,2)	-8964,64	-8932,12	-8952,59
GARCH (3,3)	-8964,66	-8926,72	-8950,60

Para o modelo TGARCH foram estimadas as especificações até a ordem (2,2). Dessas especificações a única que falhou em limpar os resíduos foi a TGARCH (0,1), pois não eliminou a heterocedasticidade. Ainda, a especificação TGARCH (1,1) foi a única que apresentou todos os parâmetros significativos, sendo essa a especificação escolhida. Na Tabela 11, estão os critérios de informação das especificações do modelo TGARCH até a ordem (2,2) para a série do ITEL. Os critérios também indicam a especificação TGARCH (1,1) como a mais adequada.

Tabela 11 - Critérios de informação do modelo TGARCH para a série do ITEL

TGARCH (p,q)	AIC	BIC	HQC
TGARCH (0,1)	-8709,35	-8693,09	-8703,32
TGARCH (1,1)	-8982,39	-8960,71	-8974,36
TGARCH (1,2)	-8983,19	-8950,67	-8971,14
TGARCH (2,1)	-8981,11	-8954,01	-8971,06
TGARCH (2,2)	-8984,90	-8946,96	-8970,84

Para o modelo PGARCH foram estimadas as especificações até a ordem (2,2). Como já foi dito, para este modelo algumas especificações não puderam ser estimadas por problemas de convergência. Novamente, todas as especificações estimadas apresentaram resíduos livres de heterocedasticidade e autocorrelação. Dito isso, apenas no PGARCH (1,1) todos os parâmetros foram significativos, o que justifica a escolha dessa especificação. Os critérios de informação das especificações do modelo PGARCH para a série do ITEL seguem na Tabela 12. A especificação escolhida para o modelo também foi a sugerida pelo BIC e HQC, a PGARCH (1,1).

Tabela 12 - Critérios de informação do modelo PGARCH para a série do ITEL

PGARCH (p,q)	AIC	BIC	HQC
PGARCH (0,1)	-	-	-
PGARCH (1,1)	-8986,62	-8959,52	-8976,58
PGARCH (1,2)	-8985,75	-8947,81	-8971,69
PGARCH (2,1)	-8985,30	-8952,78	-8973,25
PGARCH (2,2)	-8987,41	-8944,05	-8971,34

Para o modelo EGARCH foram estimadas as especificações até a ordem (2,2). Também para este modelo algumas especificações não puderam ser estimadas por problemas de convergência. Os resultados dos testes indicaram que o modelo EGARCH (1,1) foi o único que conseguiu limpar a heterocedasticidade e a autocorrelação, além de ter todos os parâmetros estimados significativos, mostrando ser esta a especificação mais adequada. Finalmente, na Tabela 13 estão os critérios de informação do modelo EGARCH para a série do ITEL.

Tabela 13 - Critérios de informação do modelo EGARCH para a série do ITEL

EGARCH (p,q)	AIC	BIC	HQC
EGARCH (0,1)	-8685,21	-8663,53	-8677,17
EGARCH (1,1)	-8977,33	-8950,23	-8967,29
EGARCH (1,2)	-	-	-
EGARCH (2,1)	-	-	-
EGARCH (2,2)	-	-	-

5.4 Índice Financeiro (IFNC)

Para o modelo ARCH foram estimadas as especificações até ordem (4). Apenas a especificação ARCH (4) foi capaz de limpar a heterocedasticidade da série bem como a sua autocorrelação. Também é preciso dizer que em todas as especificações testadas os parâmetros estimados foram significativos. Com isso em mente, novamente, a melhor especificação do modelo é a ARCH (4). Abaixo segue a Tabela 14, que contém os critérios de informação das especificações do modelo ARCH para a série do IFNC.

Tabela 14 - Critérios de informação do modelo ARCH para a série do IFNC

ARCH (q)	AIC	BIC	HQC
ARCH (1)	-8145,16	-8134,32	-8141,14
ARCH (2)	-8265,18	-8248,92	-8259,15
ARCH (3)	-8297,64	-8275,96	-8289,60
ARCH (4)	-8350,22	-8323,12	-8340,17

Para o modelo GARCH foram estimadas as especificações até a ordem (3,3). Todas as especificações testadas apresentaram resíduos bem comportados, contudo, apenas no GARCH (1,1) e no GARCH (3,3) todos os parâmetros foram significativos. Em seguida, na Tabela 15, estão os critérios de informação das especificações do modelo GARCH para a série do IFNC. Como pode ser observado na tabela, a melhor especificação do modelo, indicada pelo critério BIC, foi a GARCH (1,1) enquanto novamente o AIC aponta a escolha de um modelo com mais parâmetros.

Tabela 15 - Critérios de informação do modelo GARCH para a série do IFNC

GARCH (p,q)	AIC	BIC	HQC
GARCH (1,1)	-8482,61	-8466,35	-8476,58
GARCH (1,2)	-8482,38	-8460,70	-8474,35
GARCH (2,1)	-8482,11	-8460,43	-8474,08
GARCH (2,2)	-8480,42	-8453,32	-8470,38
GARCH (2,3)	-8478,57	-8446,05	-8466,52
GARCH (3,2)	-8478,85	-8446,33	-8466,80
GARCH (3,3)	-8482,70	-8444,76	-8468,64

Para o modelo TGARCH foram estimadas as especificações até a ordem (2,2). Dessas especificações a única que falhou em limpar os resíduos foi a TGARCH (0,1), dada a persistência da heterocedasticidade nos resíduos. Também foi possível concluir que a especificação TGARCH (1,1) foi a única a apresentar todos os parâmetros significativos, por isso essa foi novamente a especificação escolhida. Na Tabela 16, estão os critérios de informação das especificações do modelo TGARCH para a série do IFNC.

Tabela 16 - Critérios de informação do modelo TGARCH para a série do IFNC

TGARCH (p,q)	AIC	BIC	HQC
TGARCH (0,1)	-8134,68	-8118,42	-8128,66
TGARCH (1,1)	-8506,24	-8484,56	-8498,21
TGARCH (1,2)	-8506,53	-8474,01	-8494,48
TGARCH (2,1)	-8505,58	-8478,48	-8495,54
TGARCH (2,2)	-8504,45	-8466,51	-8490,40

Para o modelo PGARCH foram estimadas as especificações até a ordem (2,2). Todas as especificações estimadas apresentaram resíduos livres de heterocedasticidade e autocorrelação. Além disso, apenas no PGARCH (1,1) todos os parâmetros foram significativos, sendo essa a especificação escolhida. Os critérios de informação das especificações do modelo PGARCH para a série do IFNC seguem na Tabela 17. A especificação escolhida para o modelo também foi a sugerida pelo BIC e HQC, a PGARCH (1,1).

Tabela 17 - Critérios de informação do modelo PGARCH para a série do IFNC

PGARCH (p,q)	AIC	BIC	HQC
PGARCH (0,1)	-	-	-
PGARCH (1,1)	-8510,09	-8482,99	-8500,05
PGARCH (1,2)	-8508,82	-8470,88	-8494,76
PGARCH (2,1)	-8509,31	-8476,79	-8497,26
PGARCH (2,2)	-8507,41	-8464,05	-8491,35

Para o modelo EGARCH foram estimadas as especificações até a ordem (2,2). Os resultados dos testes indicaram que todos os modelos conseguiram limpar a heterocedasticidade e a autocorrelação, contudo, a especificação EGARCH (2,1) não tem todos os parâmetros estimados significativos. Desta forma, a especificação EGARCH (1,1) é a mais adequada. Por último, na Tabela 18 estão os critérios de informação para o modelo EGARCH para a série do IFNC.

Tabela 18 - Critérios de informação do modelo EGARCH para a série do IFNC

EGARCH (p,q)	AIC	BIC	HQC
EGARCH (0,1)	-	-	-
EGARCH (1,1)	-8504,48	-8477,38	-8494,44
EGARCH (1,2)	-	-	-
EGARCH (2,1)	-8502,92	-8470,40	-8490,87
EGARCH (2,2)	-	-	-

5.5 Índice do Setor Industrial (INDX)

Para o modelo ARCH foram estimadas as especificações até ordem (4), sendo que todas as especificações foram capazes de limpar a autocorrelação da série, mas não a sua heterocedasticidade, por isso nenhuma das especificações é válida. Ainda, em todas as especificações testadas os parâmetros estimados foram significativos. Abaixo segue a Tabela 19, que contém os critérios de informação das especificações do modelo ARCH para a série do INDX. Como nas outras séries, aqui a melhor especificação do modelo seria a ARCH (4), mas essa não é capaz de limpar os resíduos.

Tabela 19 - Critérios de informação do modelo ARCH para a série do INDX

ARCH (q)	AIC	BIC	HQC
ARCH (1)	-8789,36	-8778,52	-8785,34
ARCH (2)	-8970,71	-8954,45	-8964,69
ARCH (3)	-9039,78	-9018,10	-9031,75
ARCH (4)	-9069,45	-9042,35	-9059,40

Para o modelo GARCH foram estimadas as especificações até a ordem (3,3). Novamente, todas as especificações testadas apresentaram resíduos bem comportados, contudo, apenas no GARCH (1,1) e no GARCH (3,3) todos os parâmetros foram significativos. Em seguida, na Tabela 20, estão os critérios de informação das especificações do modelo GARCH para a série do INDX. A melhor especificação do modelo, indicada pelo critério BIC, foi a GARCH (1,1) enquanto o AIC e o HQC apontam a escolha de modelos com mais parâmetros.

Tabela 20 - Critérios de informação do modelo GARCH para a série do INDX

GARCH (p,q)	AIC	BIC	HQC
GARCH (1,1)	-9189,66	-9173,40	-9183,64
GARCH (1,2)	-9193,17	-9171,49	-9185,14
GARCH (2,1)	-9190,92	-9169,24	-9182,89
GARCH (2,2)	-9192,14	-9165,04	-9182,10
GARCH (2,3)	-9190,53	-9158,01	-9178,48
GARCH (3,2)	-9193,14	-9160,62	-9181,09
GARCH (3,3)	-9193,37	-9155,43	-9179,31

Para o modelo TGARCH foram estimadas as especificações até a ordem (2,2). Novamente, a única especificação que falhou em limpar os resíduos foi a TGARCH (0,1). Adicionalmente, a especificação TGARCH (1,1) foi a única que apresentou todos os parâmetros significativos, sendo essa a mais adequada para o modelo. Na Tabela 21, estão os critérios de informação das especificações do modelo TGARCH para a série do INDX. Aqui também a especificação TGARCH (1,1) é a escolhida.

Tabela 21 - Critérios de informação do modelo TGARCH para a série do INDX

TGARCH (p,q)	AIC	BIC	HQC
TGARCH (0,1)	-8799,22	-8782,96	-8793,19
TGARCH (1,1)	-9225,96	-9204,28	-9217,93
TGARCH (1,2)	-9235,82	-9203,30	-9223,77
TGARCH (2,1)	-9224,71	-9197,61	-9214,66
TGARCH (2,2)	-	-	-

Para o modelo PGARCH foram estimadas as especificações até a ordem (2,2). Todas as especificações estimadas apresentaram resíduos livres de heterocedasticidade e autocorrelação. Contudo, apenas no PGARCH (1,1) todos os parâmetros foram significativos, o que justifica a escolha dessa especificação. Os critérios de informação das especificações do modelo PGARCH para a série do INDX seguem na Tabela 22. A especificação escolhida para o modelo foi a PGARCH (1,1).

Tabela 22 - Critérios de informação do modelo PGARCH para a série do INDX

PGARCH (p,q)	AIC	BIC	HQC
PGARCH (0,1)	-	-	-
PGARCH (1,1)	-9227,23	-9200,13	-9217,19
PGARCH (1,2)	-	-	-
PGARCH (2,1)	-9225,89	-9193,37	-9213,84
PGARCH (2,2)	-	-	-

Para o modelo EGARCH foram estimadas as especificações até a ordem (2,2). Os resultados dos testes indicaram que o modelo EGARCH (1,1) foi o único que conseguiu limpar a heterocedasticidade e a autocorrelação, mais além, essa especificação tem todos os parâmetros estimados significativos. Desta forma, a especificação EGARCH (1,1) é a mais adequada para esse modelo. Por último, na Tabela 23 estão os critérios de informação para o modelo EGARCH para a série do INDX.

Tabela 23 - Critérios de informação do modelo EGARCH para a série do INDX

EGARCH (p,q)	AIC	BIC	HQC
EGARCH (0,1)	-8750,03	-8728,35	-8742,00
EGARCH (1,1)	-9222,53	-9195,43	-9212,48
EGARCH (1,2)	-	-	-
EGARCH (2,1)	-	-	-
EGARCH (2,2)	-	-	-

6 Resultados e análise da volatilidade

Após encontrar a melhor especificação para cada modelo individualmente, é necessário compará-los a fim de encontrar o melhor modelo para cada série. Neste trabalho optou-se por escolher o modelo mais parcimonioso depois de verificada a sua validade pela análise dos resíduos.

Desta forma, nesta seção serão apresentados os modelos escolhidos, juntamente com uma interpretação quantitativa sobre a volatilidade de cada série. Em primeiro lugar foram novamente sistematizados os critérios de informação dos modelos estimados de forma a escolher o que melhor ajustasse a volatilidade condicional de cada série. Em seguida, cada modelo foi apresentado mais detalhadamente de forma a se observar a sua significância estatística⁴ e comportamento dos resíduos⁵. Para facilitar a exposição cada série será apresentada individualmente.

6.1 Índice de Energia Elétrica (IEE)

Abaixo segue a Tabela 24 contendo os critérios de informação dos modelos da estimados para a série do IEE:

Tabela 24 - Critérios de informação dos modelos estimados para a série do IEE

MODELO	AIC	BIC	HQC
ARCH (4)	-9649,37	-9622,27	-9639,32
GARCH (1,1)	-9779,84	-9763,58	-9773,81
TGARCH (1,1)	-9805,94	-9784,26	-9797,90
PGARCH (1,1)	-9805,44	-9778,34	-9795,40
EGARCH (2,1)	-9807,17	-9774,65	-9795,12

⁴ ** indica significância a 5%, *** indica significância a 1%.

⁵ Os resultados mais detalhados estão disponíveis no apêndice.

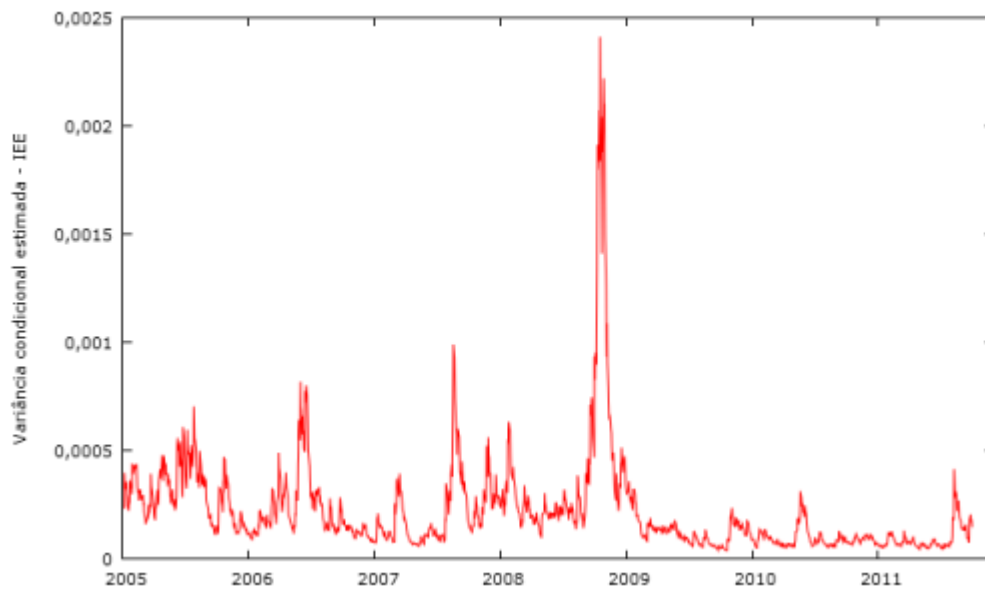
Como pode ser observado na tabela, o modelo TGARCH (1,1) é o que apresenta os menores valores dos critérios de Schwarz e de Hannan-Quinn, sendo o mais adequado para ajustar a série do IEE. O resultado da estimação pode ser conferido a seguir:

$$\sigma_t = 5,190 \times 10^{-6} + 0,102\varepsilon_{t-1} + 0,897\sigma_{t-1} + 0,507d_{(\varepsilon_{t-1} \leq 0)}|\varepsilon_{t-1}|$$

$(2,120 \times 10^{-6})^{**}$
 $(0,021)^{***}$
 $(0,024)^{***}$
 $(0,092)^{***}$

Pode-se perceber que o coeficiente do desvio-padrão defasado é alto, indicando que a persistência da volatilidade é grande. Já o coeficiente da assimetria também é elevado, indicando que a série reage mais intensamente a notícias negativas. O Gráfico 3 mostra a variância condicional estimada pelo modelo TGARCH (1,1) para a série do IEE.

Gráfico 3 – Variância condicional estimada para a série do IEE



O diagnóstico dos resíduos pode ser conferido na Tabela 25. Os resíduos padronizados da série não seguem a distribuição normal à semelhança da série original dos retornos. Ainda foi possível concluir que não há resquícios de heterocedasticidade nos resíduos, como sugere o teste ARCH-LM. Por fim, o teste de Ljung-Box não indicou a presença de autocorrelação significativa na série.

Tabela 25 – Análise dos resíduos do modelo TGARCH (1,1) para a série do IEE

Teste de Jarque-Bera	
Estatística do teste	165,7230
p-valor	0,0000
Teste ARCH-LM	
Estatística do teste	4,3717
p-valor	0,4972
Teste de Ljung-Box	
Q (5)	3,1429
p-valor	0,6780
Q (10)	11,3157
p-valor	0,3330

6.2 Índice Setorial de Telecomunicações (ITEL)

A Tabela 26 mostra os critérios de informação dos modelos estimados para a série do ITEL pode ser conferida abaixo:

Tabela 26 - Critérios de informação dos modelos estimados para a série do ITEL

MODELO	AIC	BIC	HQC
ARCH (4)	-8917,22	-8890,12	-8907,18
GARCH (1,1)	-8961,69	-8945,43	-8955,66
TGARCH (1,1)	-8982,39	-8960,71	-8974,36
PGARCH (1,1)	-8986,62	-8959,52	-8976,58
EGARCH (1,1)	-8977,33	-8950,23	-8967,29

Para a série do ITEL os critérios de informação sugerem dois modelos em potencial, o TGARCH (1,1) e o PGARCH (1,1), os resultados dos modelos foram os seguintes:

TGARCH (1,1):

$$\sigma_t = 1,094 \times 10^{-5} + 0,085\varepsilon_{t-1} + 0,900\sigma_{t-1} + 0,604d_{(\varepsilon_{t-1} \leq 0)}|\varepsilon_{t-1}|$$

$(3,647 \times 10^{-6})^{***}$
 $(0,020)^{***}$
 $(0,024)^{***}$
 $(0,148)^{***}$

Novamente, o parâmetro que indica a persistência da volatilidade é alto, assim como o que indica a assimetria da série. A análise dos resíduos padronizados está na Tabela 27, da

qual é possível apreender que os resíduos não seguem uma distribuição normal e que não há heterocedasticidade, nem autocorrelação, restantes.

Tabela 27 – Análise dos resíduos do modelo TGARCH (1,1) para a série do ITEL

Teste de Jarque-Bera	
Estatística do teste	126,2810
p-valor	0,0000
Teste ARCH-LM	
Estatística do teste	6,2313
p-valor	0,2844
Teste de Ljung-Box	
Q (5)	9,0951
p-valor	0,1050
Q (10)	13,2263
p-valor	0,2110

PGARCH (1,1):

$$\sigma_t^{1,659} = \underset{(3,424 \times 10^{-6})^{***}}{1,001 \times 10^{-5}} + \underset{(0,026)^{***}}{0,899} \sigma_{t-1}^{1,659} + \underset{(0,025)^{***}}{0,069} (|\varepsilon_{t-i}| - \underset{(0,187)^{***}}{0,519} \varepsilon_{t-1})^{1,659}$$

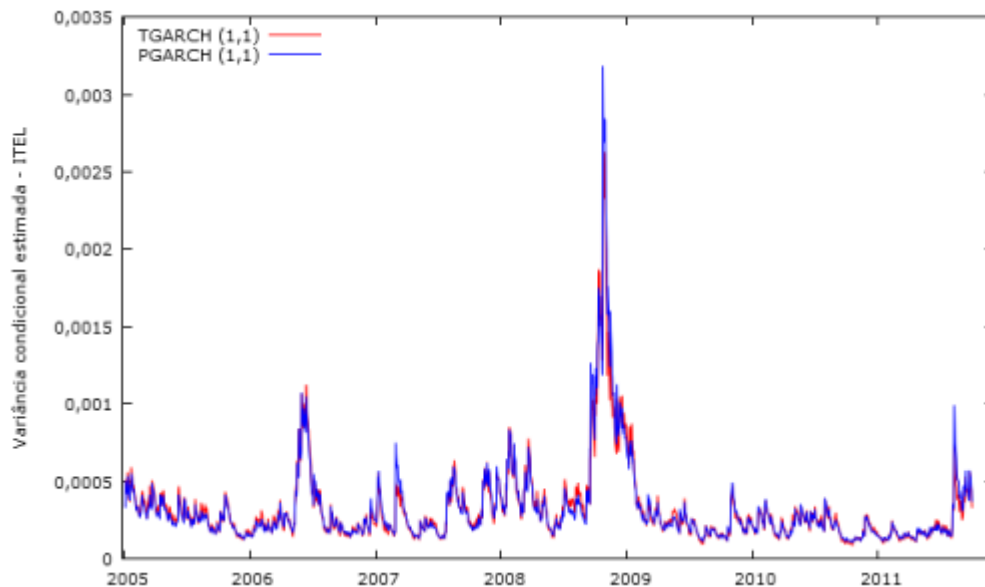
O parâmetro do desvio-padrão defasado é estatisticamente igual ao do modelo TGARCH (1,1), porém, o parâmetro da assimetria é inferior. O comportamento dos resíduos também é semelhante, valendo as mesmas conclusões. Contudo, a Tabela 28 sugere um comportamento melhor dos resíduos no modelo PGARCH (1,1), pois os p-valores dos testes ARCH-LM e Ljung-Box são maiores do que os p-valores do modelo TGARCH (1,1). Por essa razão foi escolhido o modelo PGARCH (1,1) para a série do ITEL.

Tabela 28 – Análise dos resíduos do modelo
PGARCH (1,1) para a série do ITEL

Teste de Jarque-Bera	
Estatística do teste	106,8020
p-valor	0,0000
Teste ARCH-LM	
Estatística do teste	5,1070
p-valor	0,4030
Teste de Ljung-Box	
Q (5)	8,1841
p-valor	0,1460
Q (10)	12,1736
p-valor	0,2740

A variância condicional estimada pelos dois modelos pode ser comparada no Gráfico 4. As duas estimativas são bastante próximas, mas é possível identificar que o modelo PGARCH (1,1) se sobressai em relação ao TGARCH (1,1) nos períodos de alta volatilidade.

Gráfico 4 – Variância condicional estimada para a série do ITEL



6.3 Índice Financeiro (IFNC)

Abaixo segue a Tabela 29 resume os critérios de informação dos modelos da família GARCH estimados para a série do IFNC:

Tabela 29 - Critérios de informação dos modelos estimados para a série do IFNC

MODELO	AIC	BIC	HQC
ARCH (4)	-8350,22	-8323,12	-8340,17
GARCH (1,1)	-8482,61	-8466,35	-8476,58
TGARCH (1,1)	-8506,24	-8484,56	-8498,21
PGARCH (1,1)	-8510,09	-8482,99	-8500,05
EGARCH (1,1)	-8504,48	-8477,38	-8494,44

Novamente temos dois modelos em potencial para estimar a variância condicional da série do IFNC, o TGARCH (1,1) e o PGARCH (1,1). Os resultados das estimações seguem abaixo:

TGARCH (1,1):

$$\sigma_t = 8,616 \times 10^{-6} + 0,077 \varepsilon_{t-1} + 0,922 \sigma_{t-1} + 0,513 d_{(\varepsilon_{t-1} \leq 0)} |\varepsilon_{t-1}|$$

(3,071 × 10⁻⁶)***
(0,014)***
(0,015)***
(0,109)***

O coeficiente do desvio-padrão defasado novamente é bastante elevado, assim como o coeficiente da assimetria. Isto indica que a série apresenta volatilidade altamente persistente e é mais sensível a choques negativos do que positivos.

Quanto aos resíduos da regressão, os testes indicaram não normalidade, ausência de heterocedasticidade e inexistência de autocorrelação na série de resíduos padronizados. A análise dos resíduos pode ser conferida na Tabela 30.

Tabela 30 - Análise dos resíduos do modelo
TGARCH (1,1) para a série do IFNC

Teste de Jarque-Bera	
Estatística do teste	21,6531
p-valor	0,0000
Teste ARCH-LM	
Estatística do teste	2,2218
p-valor	0,8177
Teste de Ljung-Box	
Q (5)	7,6626
p-valor	0,1760
Q (10)	19,5421
p-valor	0,0340

PGARCH (1,1):

$$\sigma_t^{1,795} = \underset{(2,932 \times 10^{-6})^{**}}{7,423 \times 10^{-6}} + \underset{(0,019)^{***}}{0,913} \sigma_{t-1}^{1,795} + \underset{(0,017)^{***}}{0,071} (|\varepsilon_{t-i}| - \underset{(0,123)^{***}}{0,399} \varepsilon_{t-1})^{1,795}$$

O parâmetro do desvio-padrão defasado é estatisticamente igual ao do modelo TGARCH (1,1), porém, o parâmetro da assimetria é menor. O comportamento dos resíduos também é semelhante, contudo, a Tabela 31 sugere um comportamento pior dos resíduos no modelo PGARCH (1,1). De fato, o p-valor do teste Ljung-Box no PGARCH (1,1) é menor do que o p-valor do modelo TGARCH (1,1), apesar de o Teste ARCH-LM ser ligeiramente favorável ao primeiro.

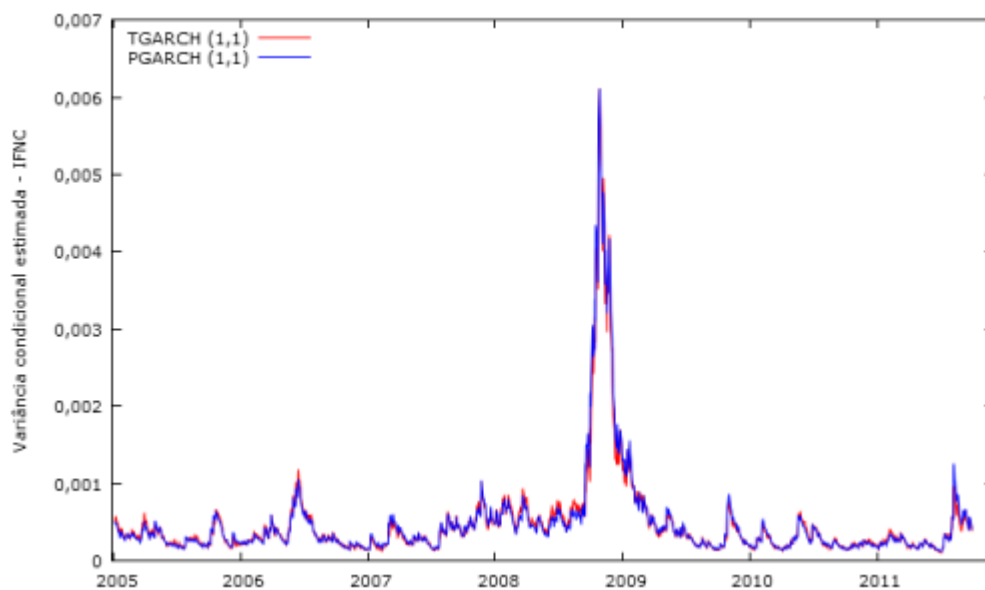
Também é possível afirmar que o TGARCH (1,1) é mais parcimonioso que o PGARCH (1,1), pois o primeiro estima menos parâmetros que o segundo. Por essas razões foi escolhido o modelo TGARCH (1,1) para a série do IFNC.

Tabela 31 - Análise dos resíduos do modelo
PGARCH (1,1) para a série do IFNC

Teste de Jarque-Bera	
Estatística do teste	25,3198
p-valor	0,0000
Teste ARCH-LM	
Estatística do teste	1,7333
p-valor	0,8847
Teste de Ljung-Box	
Q (5)	8,1377
p-valor	0,1490
Q (10)	19,2073
p-valor	0,0380

A variância condicional estimada para os dois modelos é representada no Gráfico 5. Como esperado, as estimativas são bastante próximas, sendo difícil diferenciar claramente cada uma.

Gráfico 5 – Variância condicional estimada para a série do IFNC



6.4 Índice do Setor Industrial (INDX)

Abaixo segue a Tabela 32, que resume dos critérios de informação dos modelos da família GARCH estimados para a série do INDX:

Tabela 32 - Critérios de informação dos modelos estimados para a série do INDX

MODELO	AIC	BIC	HQC
ARCH (4)	-9069,45	-9042,35	-9059,40
GARCH (1,1)	-9189,66	-9173,40	-9183,64
TGARCH (1,1)	-9225,96	-9204,28	-9217,93
PGARCH (1,1)	-9227,23	-9200,13	-9217,19
EGARCH (1,1)	-9222,53	-9195,43	-9212,48

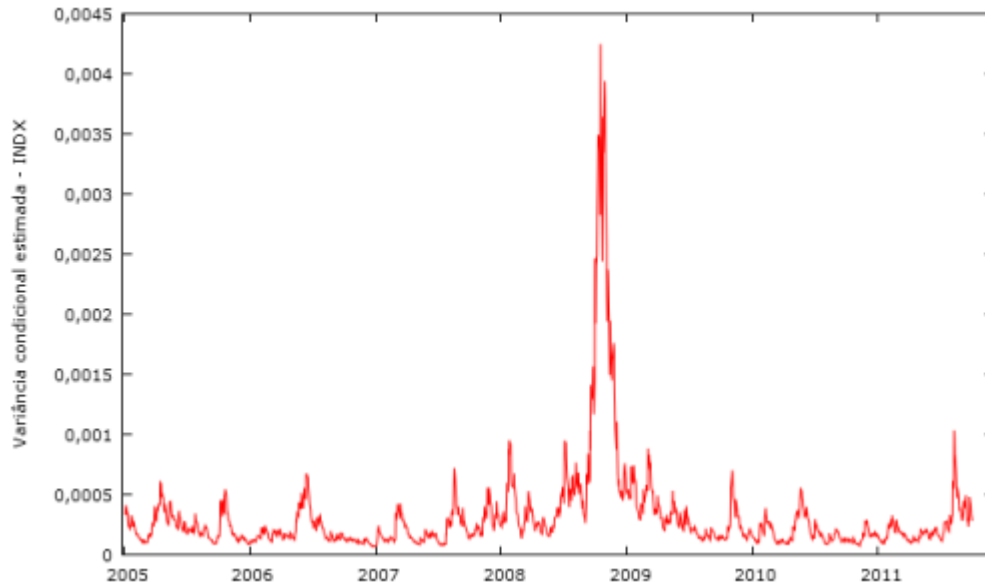
O modelo indicado pelo BIC e HQC foi o TGARCH (1,1), com o AIC novamente indicando a escolha do modelo PGARCH. O resultado da regressão foi:

$$\sigma_t = 9,138 \times 10^{-6} + 0,093 \varepsilon_{t-1} + 0,897 \sigma_{t-1} + 0,551 d_{(\varepsilon_{t-1} \leq 0)} |\varepsilon_{t-1}|$$

(2,889 × 10⁻⁶)***
(0,015)***
(0,019)***
(0,101)***

Os parâmetros estimados para a série do INDX são semelhantes aos estimados para as séries anteriores. Assim, a interpretação é a mesma, ou seja, alta persistência da volatilidade e significativa presença do efeito assimetria na série. A variância condicional estimada pelo modelo TGARCH (1,1) pode ser conferida no Gráfico 6, que segue abaixo:

Gráfico 6 – Variância condicional estimada para a série do INDX



O comportamento dos resíduos também segue o das séries anteriores, os testes indicaram a não normalidade e rejeitaram a presença de heterocedasticidade e autocorrelação na série dos resíduos padronizados do modelo. Os resultados estão sintetizados na Tabela 33.

Tabela 33 – Análise dos resíduos do modelo
TGARCH (1,1) para a série do INDX

Teste de Jarque-Bera	
Estatística do teste	55,8848
p-valor	0,0000
Teste ARCH-LM	
Estatística do teste	6,0801
p-valor	0,2985
Teste de Ljung-Box	
Q (5)	6,4426
p-valor	0,2650
Q (10)	10,2967
p-valor	0,4150

7 Conclusão

Este trabalho focou a análise da volatilidade dos índices setoriais da Bovespa a partir de modelos univariados da família ARCH-GARCH. Mais precisamente, o que se procurou analisar é se o comportamento da variância condicional apresentava diferenças entre os índices setoriais ou não, além de descobrir qual o melhor modelo para representar seu comportamento. Aqui estamos considerando com melhor desempenho o modelo que melhor ajusta a série usando menos variáveis, ou seja, o modelo mais parcimonioso, e considerando como ferramenta auxiliar de avaliação os critérios de informação.

O primeiro resultado a ser observado é que os modelos que levam em conta o efeito assimetria tiveram um desempenho melhor do que os outros. Em segundo lugar, entre os modelos assimétricos, o TGARCH foi quem obteve os melhores resultados, seguido pelo PGARCH. Concretamente falando, as séries do IEE, IFNC e INDX foram mais bem modeladas pelo TGARCH (1,1), ao passo que a série do ITEL foi mais adequadamente modelada pelo PGARCH (1,1). Quanto aos coeficientes estimados, esses foram bastante parecidos entre as séries, em especial o desvio-padrão defasado (beta) e o coeficiente de assimetria (gamma). Desta forma, foi observada uma alta-persistência da volatilidade em todas as séries, em especial na série do IFNC. Também foi observado a forte presença do efeito alavancagem nas séries estudadas, em especial na série do INDX. Assim sendo, os resultados da pesquisa apontam para a conclusão que o comportamento da variância condicional ao longo do tempo é extremamente parecido entre os índices estudados. Apesar disso, se mantém a conclusão inicial da seção 4 de que, dos índices estudados, o IEE apresenta a menor volatilidade na média, ao passo que o IFNC tem a maior volatilidade na média e que o ITEL e o INDX possuem volatilidades similares na média. Contudo, a média é um indicador pobre do comportamento das séries financeiras, sendo mais importante observar como as suas trajetórias evoluem ao longo do tempo.

Outra ilação que surge após as conclusões descritas acima é sobre a eficácia da diversificação do portfólio entre ativos de empresas de diferentes setores de atuação como forma de minimizar o risco. Como visto, apesar da volatilidade na média do período não ser igual entre as séries, a trajetória ao longo do tempo da variância condicional é bastante semelhante (ver Gráfico D1 e Tabela D3). Mais além, as correlações amostrais entre os retornos dos índices são positivas e elevadas (ver Tabela D4), o que corrobora esse argumento. Contudo, para embasar melhor essa ideia seria preciso analisar como as correlações variam ao longo do tempo, pois podem existir períodos de alta e baixa correlação em que a diversificação de portfólio seja oportuna. Essa análise porém vai além do escopo do atual estudo, ficando como uma questão para pesquisa futura.

Referências Bibliográficas

BLACK, F.; SCHOLES, M. The pricing of options and corporate liabilities. **Journal of Political Economy**, v. 81, n. 3, p. 637-654, 1973.

BOLLERSLEV, T. "Generalized autorregressive conditional heteroskedasticity". **Journal of Econometrics**, v. 31, p. 303-327, 1986.

BOLLERSLEV, T.; ENGLE, R. F. & WOOLDRIDGE, J. M. " A Capital Asset Pricing Model with Time-Varying Covariances". **Journal of Political Economy**, v. 96, p. 116-31, 1988.

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

BROOKS, C. **Introductory econometrics for finance**. Cambridge University Press, 2008.

BUENO, R. **Econometria de series temporais**. São Paulo: Cengage Learning, 2008.

CAVALERI, R. **Combinação de previsões aplicada à volatilidade**. 2008. UFRGS: Dissertação (Mestrado em Economia) – Faculdade de Ciências Econômicas, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2008.

DING, Z.; GRANGER, C.; ENGLE, R. F. A long-memory property of stock market returns and a new model. **Journal of Empirical Finance**, v. 1, p. 107-131, 1993.

ENDERS, W. **Applied Econometric Time Series**. New York: John Willey & Sons, 1995.

ENGLE, R. F. "Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation". **Econometrica**, v. 50, n. 4, p. 987-1007, 1982.

FAMA, E. Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. **The Journal of Finance**, v. 25, n. 2, p. 383-417, 1970.

HINTERHOLZ, E. M. **VaR como método de mensuração e gerenciamento de riscos de mercado: uma análise de modelos paramétricos**. 2010. UFRGS: Monografia (Graduação em Ciências Econômicas) – Faculdade de Ciências Econômicas, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2010.

HO, K; TSUI, A. K. C. **An Analysis of the Sectorial Indices of Tokyo Stock Exchange: A Multivariate GARCH Approach with Time-Varying Correlations**. 2004.

JUBERT, R.; DO MONTE, P.; PAIXÃO, M. & LIMA, W. Um Estudo do Padrão de Volatilidade dos Principais Índices Financeiros do Bovespa: uma Aplicação de Modelos ARCH. **Contabilidade, Gestão e Governança**, v. 11, n. 1-2, p. 221-239, 2009.

LOPES, D. C. **Análise quantitativa da volatilidade entre os índices Dow Jones, Ibovespa e S&P 500**. 2006. UFRGS: Dissertação (Mestrado em Economia) – Faculdade de Ciências Econômicas, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2006.

MACÊDO, G. **Análise da volatilidade de séries financeiras segundo a modelagem da família GARCH**. 2009. UFRGS: Dissertação (Mestrado em Administração) – Escola de Administração, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2009.

MARKOWITZ, H. Portfolio selection. **The journal of Finance**, v. 7, n.1, p. 77-91, 1952.

MORETTIN, P. A. **Econometria financeira – Um curso em séries temporais financeiras**. 2ª ed. – São Paulo: Blucher, 2011.

NELSON, D. B. Conditional heteroskedasticity in asset returns: a new approach. **Econometrica**, v. 59, p. 347-370, 1991.

PORTUGAL, M. S., UNE, M. Y. **Can fear beat hope? A story of GARCH-in-mean-level effect for emerging market country risk**. 2005.

RIBEIRO, B. P. S. **Modelagem e previsão de volatilidade para o setor siderúrgico brasileiro: volatilidade estocástica versus determinística**. 2009. UFRGS: Dissertação (Mestrado em Economia) – Faculdade de Ciências Econômicas, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2009.

SCHWERT, W. Why does stock market volatility change over time? **Journal of Finance**, v. 44, p. 1115-1153, 1989.

SHARPE, W. F. Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. **The Journal of Finance**, v. 19, n. 3, p. 425-442, 1964.

SIMS, C. A. Macroeconomics and reality. **Econometrica** v. 48, p. 1-48, 1980.

TAYLOR, S. J. Conjectured models for trend in financial prices, tests and forecast. **Journal of the Royal Statistical Society**, v. 143, p. 338-362, 1980.

TSAY, R. **Analysis of financial time series**. Hoboken: J Wiley, 2005.

ZAKOIAN, J. M. Threshold heteroskedastic models. **Journal of Economic Dynamics and Control**, v. 18, p. 931-955, 1994.

APÊNDICE A – Características dos dados

Este apêndice contém os histogramas e gráficos QxQ das séries temporais dos retornos dos índices setoriais da Bovespa estudados aqui. Observamos através dos histogramas contra a distribuição normal que todos os índices possuem caudas mais pesadas que esta distribuição. Já através dos gráficos QxQ verificamos que os pontos se afastam da reta nos extremos, indicando a mesma conclusão que a análise anterior para todos os índices.

Figura A1 – Histograma e gráfico QxQ para a série dos retornos do IEE

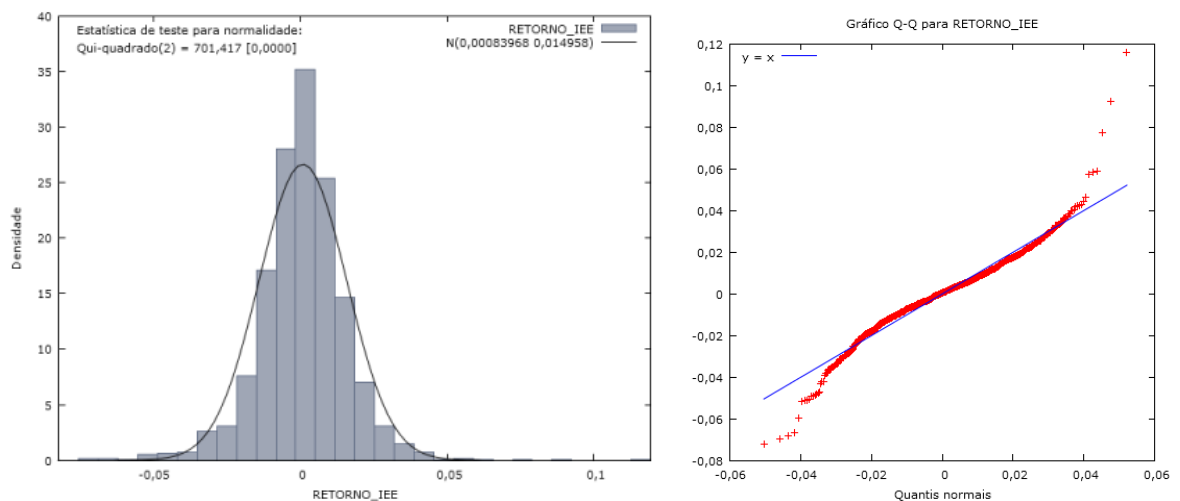


Figura A2 – Histograma e gráfico QxQ para a série dos retornos do ITEL

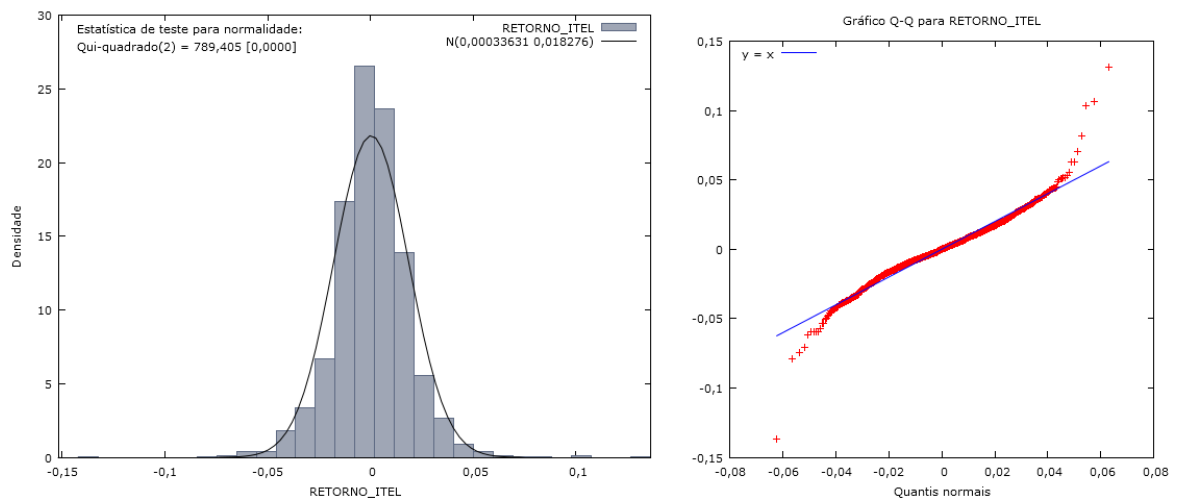


Figura A3 – Histograma e gráfico QxQ para a série dos retornos do IFNC

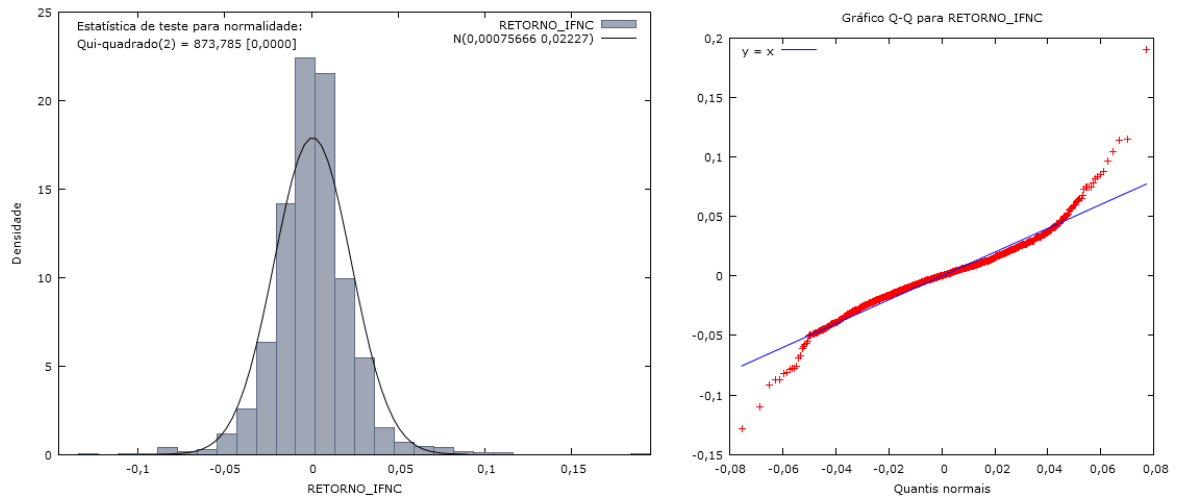
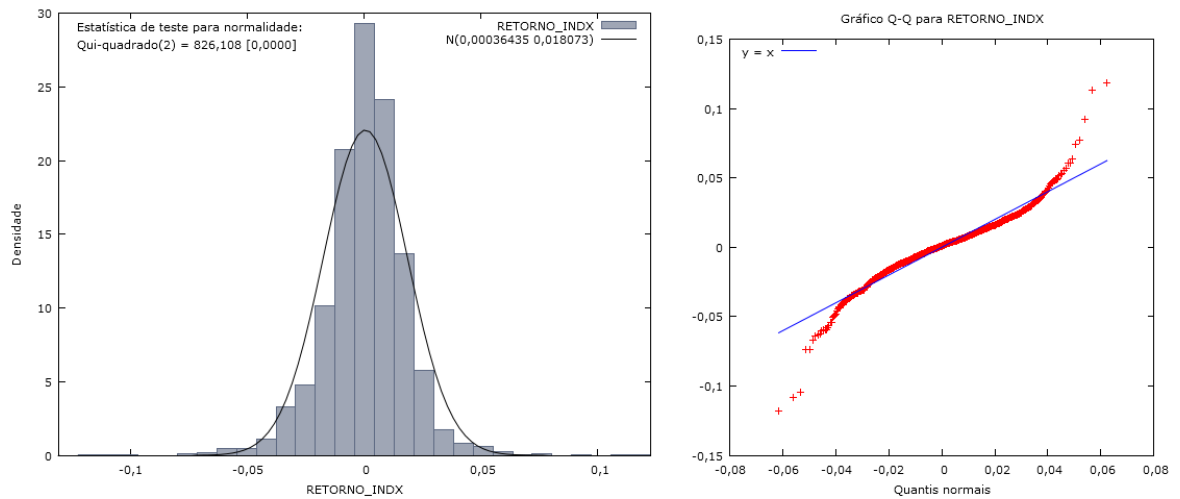


Figura A4 – Histograma e gráfico QxQ para a série dos retornos do INDX



APÊNDICE B – Resultados das estimações e análise dos resíduos

APÊNDICE B1 – Índice de Energia Elétrica (IEE)

Este apêndice apresenta os resultados das estimações dos modelos ARCH, GARCH, TGARCH, PGARCH e EGARCH para a série do IEE. Também são exibidos os resultados dos testes de normalidade, heterocedasticidade e autocorrelação sobre os resíduos padronizados para cada especificação dos modelos.

Tabela B 1.1 – Resultados do modelo ARCH para a série do IEE

Parâmetros estimados				
ARCH (q)	ARCH (1)	ARCH (2)	ARCH (3)	ARCH (4)
omega	0,0002 0,0000	0,0001 0,0000	0,0001 0,0000	0,0001 0,0000
alpha (1)	0,3286 0,0839	0,2127 0,0650	0,1393 0,0423	0,1302 0,0398
alpha (2)	- -	0,3193 0,0535	0,2845 0,0494	0,2436 0,0486
alpha (3)	- -	- -	0,1589 0,0431	0,1111 0,0364
alpha (4)	- -	- -	- -	0,1979 0,0617
Teste de Jarque-Bera				
Estat. Do teste	800,7390	381,3280	315,9460	265,0180
p-valor	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Teste ARCH-LM				
Estat. Do teste	148,6190	27,2718	8,3903	4,3741
p-valor	0,0000	0,0001	0,1360	0,4969
Teste de Ljung-Box				
Q (5)	5,0376	6,7633	7,1560	7,0165
p-valor	0,4110	0,2390	0,2090	0,2190
Q (10)	21,6893	15,6466	16,6026	17,3801
p-valor	0,0170	0,1100	0,0840	0,0660

Tabela B 1.2 – Resultados do modelo GARCH para a série do IEE

Parâmetros estimados							
GARCH (p,q)	GARCH (1,1)	GARCH (1,2)	GARCH (2,1)	GARCH (2,2)	GARCH (2,3)	GARCH (3,2)	GARCH (3,3)
omega	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000
alpha (1)	0,0951 0,0218	0,0581 0,0338	0,0847 0,0206	0,0516 0,0389	0,0576 0,0321	0,0511 0,0304	0,0584 0,0344
alpha (2)	- -	0,0450 0,0419	- -	0,1189 0,0331	0,1128 0,0604	0,1296 0,0460	0,0996 0,1173
alpha (3)	- -	- -	- -	- -	-0,1083 0,0492	- -	-0,0790 0,1719
beta (1)	0,8964 0,0232	0,8873 0,0288	1,0302 0,1177	0,1303 0,4313	1,0393 0,2866	0,2350 0,4450	1,1382 0,4901
beta (2)	- -	- -	-0,1227 0,1088	0,6841 0,3991	-0,1061 0,2559	0,3458 0,4694	-0,4868 1,6447
beta (3)	- -	- -	- -	- -	- -	0,2241 0,1387	0,2638 1,1158
Teste de Jarque-Bera							
Estat. Do teste	187,6070	174,4090	184,4700	163,7220	151,2030	155,6250	145,8830
p-valor	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Teste ARCH-LM							
Estat. Do teste	11,3751	9,4609	10,9081	5,3963	1,5084	4,6952	2,1522
p-valor	0,0444	0,0920	0,0532	0,3695	0,9121	0,4542	0,8277
Teste de Ljung-Box							
Q (5)	3,8611	4,0592	3,9171	4,0780	4,0736	3,9510	4,0199
p-valor	0,5700	0,5410	0,5610	0,5380	0,5390	0,5560	0,5470
Q (10)	11,3247	11,4631	11,3584	11,6233	11,6343	11,2769	11,4573
p-valor	0,3330	0,3230	0,3300	0,3110	0,3100	0,3360	0,3230

Tabela B 1.3 – Resultados do modelo TGARCH para a série do IEE

Parâmetros estimados					
TGARCH (p,q)	TGARCH (0,1)	TGARCH (1,1)	TGARCH (1,2)	TGARCH (2,1)	TGARCH (2,2)
omega	0,0002 0,0000	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000
alpha (1)	0,3021 0,0539	0,1024 0,0208	0,0452 0,0313	0,0993 0,0194	0,0751 0,0244
alpha (2)	- -	- -	0,0680 0,0373	- -	0,1266 0,0302
beta (1)	- -	0,8973 0,0238	0,8845 0,0304	0,9399 0,1074	0,0278 0,0474
beta (2)	- -	- -	- -	-0,0396 0,1039	0,7693 0,0562
gamma (1)	0,4344 0,1192	0,5069 0,0924	1,8212 1,2773	0,5038 0,0929	0,4616 0,2204
gamma (2)	- -	- -	-0,3844 0,4435	- -	0,5412 0,1235
Teste de Jarque-Bera					
Estat. Do teste	702,2010	165,7230	146,7120	165,1870	131,7340
p-valor	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Teste ARCH-LM					
Estat. Do teste	132,7730	4,3717	3,1690	4,0943	1,9202
p-valor	0,0000	0,4972	0,6739	0,5359	0,8601
Teste de Ljung-Box					
Q (5)	2,6354	3,1429	2,9682	3,1914	3,9350
p-valor	0,7560	0,6780	0,7050	0,6700	0,5590
Q (10)	19,4301	11,3157	10,8156	11,3462	12,2927
p-valor	0,0350	0,3330	0,3720	0,3310	0,2660

Tabela B 1.4 – Resultados do modelo PGARCH para a série do IEE

Parâmetros estimados					
PGARCH (p,q)	PGARCH (0,1)	PGARCH (1,1)	PGARCH (1,2)	PGARCH (2,1)	PGARCH (2,2)
omega	-	0,0000	-	0,0000	0,0000
	-	0,0000	-	0,0000	0,0000
alpha (1)	-	0,1012	-	0,0970	0,0722
	-	0,0229	-	0,0210	0,0253
alpha (2)	-	-	-	-	0,1276
	-	-	-	-	0,0345
beta (1)	-	0,8962	-	0,9534	0,0262
	-	0,0254	-	0,0701	0,0387
beta (2)	-	-	-	-0,0532	0,7667
	-	-	-	0,0698	0,0567
gamma (1)	-	0,4327	-	0,4275	0,3645
	-	0,1345	-	0,1342	0,2294
gamma (2)	-	-	-		0,4687
	-	-	-		0,1385
delta	-	1,2947	-	1,3006	1,3391
	-	0,3366	-	0,3357	0,2969
Teste de Jarque-Bera					
Estat. Do teste	-	162,4470	-	161,7730	127,8560
p-valor	-	0,0000	-	0,0000	0,0000
Teste ARCH-LM					
Estat. Do teste	-	4,9138	-	4,5691	2,1009
p-valor	-	0,4265	-	0,4707	0,8350
Teste de Ljung-Box					
Q (5)	-	3,2155	-	3,2745	4,0010
p-valor	-	0,6670	-	0,6580	0,5490
Q (10)	-	11,4044	-	11,4488	12,3584
p-valor	-	0,3270	-	0,3240	0,2620

Nota: As especificações PGARCH (0,1) e PGARCH (1,2) não puderam ser estimadas por problemas de convergência.

Tabela B 1.5 - Resultados do modelo EGARCH para a série do IEE

Parâmetros estimados					
EGARCH (p,q)	EGARCH (0,1)	EGARCH (1,1)	EGARCH (1,2)	EGARCH (2,1)	EGARCH (2,2)
omega	-8,6784	-	-	-0,3245	-
	0,0747	-	-	0,0911	-
alpha (1)	0,2891	-	-	0,1716	-
	0,0558	-	-	0,0328	-
alpha (2)	-	-	-	-	-
	-	-	-	-	-
beta (1)	-	-	-	1,0543	-
	-	-	-	0,0147	-
beta (2)	-	-	-	-0,0763	-
	-	-	-	0,0175	-
gamma (1)	-0,1528	-	-	0,0004	-
	0,0498	-	-	0,3060	-
gamma (2)	-	-	-	-	-
	-	-	-	-	-
Teste de Jarque-Bera					
Estat. do teste	977,3120	-	-	162,4760	-
p-valor	0,0000	-	-	0,0000	-
Teste ARCH-LM					
Estat. do teste	201,8720	-	-	4,5714	-
p-valor	0,0000	-	-	0,4704	-
Teste de Ljung-Box					
Q (5)	4,7571	-	-	3,6003	-
p-valor	0,4460	-	-	0,6080	-
Q (10)	22,7299	-	-	11,5942	-
p-valor	0,0120	-	-	0,3130	-

Nota: As especificações EGARCH (1,1), EGARCH (1,2) e EGARCH (2,2) não puderam ser estimadas por problemas de convergência.

APÊNDICE B2 – Índice Setorial de Telecomunicações (ITEL)

Este apêndice apresenta os resultados das estimações dos modelos ARCH, GARCH, TGARCH, PGARCH e EGARCH para a série do ITEL. Também são exibidos os resultados dos testes de normalidade, heterocedasticidade e autocorrelação sobre os resíduos padronizados para cada especificação dos modelos.

Tabela B 2.1 – Resultados do modelo ARCH para a série do ITEL

Parâmetros estimados				
ARCH (q)	ARCH (1)	ARCH (2)	ARCH (3)	ARCH (4)
omega	0,0003 0,0000	0,0002 0,0000	0,0002 0,0000	0,0001 0,0000
alpha (1)	0,2480 0,0762	0,1961 0,0574	0,1436 0,0578	0,0772 0,0348
alpha (2)	- -	0,2904 0,0694	0,2758 0,0743	0,1793 0,0506
alpha (3)	- -	- -	0,1073 0,0360	0,1119 0,0347
alpha (4)	- -	- -	- -	0,1960 0,0512
Teste de Jarque-Bera				
Estat. do teste	1129,0400	265,1110	310,5830	86,2582
p-valor	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Teste ARCH-LM				
Estat. do teste	138,5810	92,1792	66,1594	11,0164
p-valor	0,0000	0,0000	0,0000	0,0511
Teste de Ljung-Box				
Q (5)	8,2674	12,9793	11,3455	11,7993
p-valor	0,1420	0,0240	0,0450	0,0380
Q (10)	16,6692	20,0697	19,1314	18,0198
p-valor	0,0820	0,0290	0,0390	0,0550

Tabela B 2.2 – Resultados do modelo GARCH para a série do ITEL

Parâmetros estimados							
GARCH (p,q)	GARCH (1,1)	GARCH (1,2)	GARCH (2,1)	GARCH (2,2)	GARCH (2,3)	GARCH (3,2)	GARCH (3,3)
omega	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000
alpha (1)	0,0915 0,0255	0,0370 0,0256	0,0697 0,0202	0,0379 0,0237	0,0399 0,0249	0,0437 0,0424	0,0387 0,0260
alpha (2)	- -	0,0784 0,0462	- -	0,1217 0,0448	0,1226 0,0456	0,1341 0,0671	0,1622 0,0467
alpha (3)	- -	- -	- -	- -	-0,0144 0,0517	- -	0,1078 0,0411
beta (1)	0,8713 0,0347	0,8319 0,0600	1,2267 0,1396	0,2807 0,1335	0,3368 0,1816	0,1235 0,8729	-0,6968 0,5065
beta (2)	- -	- -	-0,3274 0,1389	0,4886 0,1344	0,4500 0,1429	0,4767 0,1065	0,6297 0,1024
beta (3)	- -	- -	- -	- -	- -	0,1445 0,7259	0,6224 0,4317
Teste de Jarque-Bera							
Estat. do teste	130,2960	97,4627	117,3280	83,6877	82,2791	80,0963	73,9205
p-valor	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Teste ARCH-LM							
Estat. do teste	7,2571	3,0846	4,9212	1,7922	2,0387	2,4228	1,8858
p-valor	0,2022	0,6870	0,4256	0,8771	0,8438	0,7881	0,8647
Teste de Ljung-Box							
Q (5)	8,3519	8,8199	8,5187	9,2147	9,2114	9,2014	9,3490
p-valor	0,1380	0,1160	0,1300	0,1010	0,1010	0,1010	0,0960
Q (10)	12,0661	12,6022	12,1693	13,1029	13,1042	13,0751	13,2729
p-valor	0,2810	0,2470	0,2740	0,2180	0,2180	0,2200	0,2090

Tabela B 2.3 – Resultados do modelo TGARCH para a série do ITEL

Parâmetros estimados					
TGARCH (p,q)	TGARCH (0,1)	TGARCH (1,1)	TGARCH (1,2)	TGARCH (2,1)	TGARCH (2,2)
omega	0,0003 0,0000	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000
alpha (1)	0,2053 0,0503	0,0848 0,0199	0,0343 0,0242	0,0761 0,0179	0,0337 0,0265
alpha (2)	- -	- -	0,0661 0,0255	- -	0,1179 0,0344
beta (1)	- -	0,8998 0,0237	0,8806 0,0176	1,0541 0,1152	0,2841 0,1072
beta (2)	- -	- -		-0,1443 0,1125	0,5346 0,0994
gamma (1)	0,4368 0,1585	0,6038 0,1476	1,6123 1,0841	0,5822 0,1482	1,3334 1,1098
gamma (2)	- -	- -	-0,0356 0,2619	- -	0,3306 0,1668
Teste de Jarque-Bera					
Estat. do teste	890,8440	126,2810	106,5810	124,7370	86,8796
p-valor	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Teste ARCH-LM					
Estat. do teste	135,2330	6,2313	3,8680	5,3003	2,8484
p-valor	0,0000	0,2844	0,5686	0,3803	0,7234
Teste de Ljung-Box					
Q (5)	8,282	9,0951	9,5281	9,2057	10,1466
p-valor	0,1410	0,1050	0,0900	0,1010	0,0710
Q (10)	15,6533	13,2263	13,6188	13,3390	14,3324
p-valor	0,1100	0,2110	0,1910	0,2050	0,1580

Tabela B 2.4 – Resultados do modelo PGARCH para a série do ITEL

Parâmetros estimados					
PGARCH (p,q)	PGARCH (0,1)	PGARCH (1,1)	PGARCH (1,2)	PGARCH (2,1)	PGARCH (2,2)
omega	-	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
	-	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
alpha (1)	-	0,0686	0,0300	0,0610	0,0244
	-	0,0254	0,0198	0,0218	0,0175
alpha (2)	-	-	0,0486	-	0,0998
	-	-	0,0342	-	0,0386
beta (1)	-	0,8987	0,8785	1,0687	0,2839
	-	0,0264	0,0433	0,1118	0,1047
beta (2)	-	-	-	-0,1579	0,5341
	-	-	-	0,1098	0,0992
gamma (1)	-	0,5191	0,9962	0,4949	0,9885
	-	0,1868	0,0217	0,1823	0,0805
gamma (2)	-	-	0,1904	-	0,3689
	-	-	0,2572	-	0,1651
delta	-	1,6595	1,6098	1,6579	1,5945
	-	0,3532	0,3716	0,3477	0,3955
Teste de Jarque-Bera					
Estat. do teste	-	106,8020	97,4447	105,7000	80,7805
p-valor	-	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Teste ARCH-LM					
Estat. do teste	-	5,1070	2,8725	4,2501	1,7775
p-valor	-	0,4030	0,7196	0,5140	0,8790
Teste de Ljung-Box					
Q (5)	-	8,1841	8,5373	8,2654	9,0153
p-valor	-	0,1460	0,1290	0,1420	0,1080
Q (10)	-	12,1736	12,5322	12,2542	13,1818
p-valor	-	0,2740	0,2510	0,2680	0,2140

Nota: A especificação PGARCH (0,1) não pode ser estimada por problemas de convergência.

Tabela B 2.5 – Resultados do modelo EGARCH para a série do ITEL

Parâmetros estimados					
EGARCH (p,q)	EGARCH (0,1)	EGARCH (1,1)	EGARCH (1,2)	EGARCH (2,1)	EGARCH (2,2)
omega	-8,2350 0,0750	-0,3690 0,1082	- -	- -	- -
alpha (1)	0,2544 0,0582	0,1554 0,0349	- -	- -	- -
alpha (2)	- -	- -	- -	- -	- -
beta (1)	- -	0,9697 0,0113	- -	- -	- -
beta (2)	- -	- -	- -	- -	- -
gamma (1)	-0,1391 0,0598	-0,0865 0,0215	- -	- -	- -
gamma (2)	- -	- -	- -	- -	- -
Teste de Jarque-Bera					
Estat. do teste	1063,6400	131,6090	-	-	-
p-valor	0,0000	0,0000	-	-	-
Teste ARCH-LM					
Estat. do teste	164,2100	6,3416	-	-	-
p-valor	0,0000	0,2744	-	-	-
Teste de Ljung-Box					
Q (5)	8,9873	8,8257	-	-	-
p-valor	0,1100	0,1160	-	-	-
Q (10)	17,8643	13,0751	-	-	-
p-valor	0,0570	0,2200	-	-	-

Nota: As especificações EGARCH (1,2), EGARCH (2,1) e EGARCH (2,2) não puderam ser estimadas por problemas de convergência.

APÊNDICE B3 – Índice Financeiro (IFNC)

Este apêndice apresenta os resultados das estimações dos modelos ARCH, GARCH, TGARCH, PGARCH e EGARCH para a série do IFNC. Também são exibidos os resultados dos testes de normalidade, heterocedasticidade e autocorrelação sobre os resíduos padronizados para cada especificação dos modelos.

Tabela B 3.1 – Resultados do modelo ARCH para a série do IFNC

Parâmetros estimados				
ARCH (q)	ARCH (1)	ARCH (2)	ARCH (3)	ARCH (4)
omega	0,0003 0,0000	0,0003 0,0000	0,0002 0,0000	0,0002 0,0000
alpha (1)	0,2860 0,0720	0,1817 0,0417	0,1564 0,0469	0,1349 0,0448
alpha (2)	- -	0,2428 0,0587	0,2231 0,0607	0,1951 0,0579
alpha (3)	- -	- -	0,1466 0,0420	0,1352 0,0406
alpha (4)	- -	- -	- -	0,2015 0,0486
Teste de Jarque-Bera				
Estat. do teste	811,7410	289,0210	324,5340	257,4030
p-valor	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Teste ARCH-LM				
Estat. do teste	147,3950	31,9514	11,6513	10,0915
p-valor	0,0000	0,0000	0,0399	0,0727
Teste de Ljung-Box				
Q (5)	7,6245	9,7302	7,8505	8,8435
p-valor	0,1780	0,0830	0,1650	0,1150
Q (10)	23,7838	23,4245	20,2084	19,5245
p-valor	0,0080	0,0090	0,0270	0,0340

Tabela B 3.2 – Resultados do modelo GARCH para a série do IFNC

Parâmetros estimados							
GARCH (p,q)	GARCH (1,1)	GARCH (1,2)	GARCH (2,1)	GARCH (2,2)	GARCH (2,3)	GARCH (3,2)	GARCH (3,3)
omega	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000
alpha (1)	0,0757 0,0144	0,0452 0,0258	0,0533 0,0164	0,0448 0,0258	0,0444 0,0259	0,0418 0,0245	0,0510 0,0232
alpha (2)	- -	0,0387 0,0327	- -	0,0310 0,0441	0,0429 0,0378	0,0179 0,0407	0,0571 0,0193
alpha (3)	- -	- -	- -	- -	0,0259 0,0414	- -	0,0890 0,0264
beta (1)	0,9112 0,0161	0,9011 0,0218	1,2825 0,2361	1,0107 0,4182	0,5987 0,3535	1,5592 0,8456	0,3549 0,0624
beta (2)	- -	- -	-0,3455 0,2212	-0,1002 0,3824	0,2677 0,3254	-1,0021 1,5418	-0,3991 0,1008
beta (3)	- -	- -	- -	- -	- -	0,3730 0,7413	0,8092 0,1304
Teste de Jarque-Bera							
Estat. do teste	39,2575	40,6359	40,0605	40,7036	40,8786	40,9577	32,2631
p-valor	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Teste ARCH-LM							
Estat. do teste	1,3653	0,5426	0,7295	0,5652	0,5770	0,2274	0,4894
p-valor	0,9281	0,9905	0,9813	0,9895	0,9890	0,9988	0,9925
Teste de Ljung-Box							
Q (5)	8,6874	8,9255	8,8511	8,9148	8,8509	8,7828	9,0796
p-valor	0,1220	0,1120	0,1150	0,1130	0,1150	0,1180	0,1060
Q (10)	21,8622	22,1004	21,9572	22,0750	22,0027	22,1341	21,5663
p-valor	0,0160	0,0150	0,0150	0,0150	0,0150	0,0140	0,0170

Tabela B 3.3 – Resultados do modelo TGARCH para a série do IFNC

Parâmetros estimados					
TGARCH (p,q)	TGARCH (0,1)	TGARCH (1,1)	TGARCH (1,2)	TGARCH (2,1)	TGARCH (2,2)
omega	0,0004 0,0000	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000
alpha (1)	0,2549 0,0451	0,0771 0,0137	0,0289 0,0231	0,0627 0,0126	0,0493 0,0364
alpha (2)	- -	- -	0,0573 0,0240	- -	0,0908 0,0251
beta (1)	- -	0,9221 0,0151	0,9119 0,0115	1,1740 0,1711	0,1886 0,4315
beta (2)	- -	- -	- -	-0,2379 0,1655	0,6688 0,4048
gamma (1)	0,3244 0,1330	0,5126 0,1093	1,3241 1,0231	0,4964 0,1099	0,5858 0,5383
gamma (2)	- -	- -	0,0769 0,2554	- -	0,4909 0,2777
Teste de Jarque-Bera					
Estat. do teste	685,5650	21,6531	25,7782	22,7458	21,9141
p-valor	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Teste ARCH-LM					
Estat. do teste	169,6420	2,2218	1,6321	1,2513	2,0949
p-valor	0,0000	0,8177	0,8973	0,9399	0,8359
Teste de Ljung-Box					
Q (5)	7,9461	7,6626	8,1527	7,7612	8,1844
p-valor	0,1590	0,1760	0,1480	0,1700	0,1460
Q (10)	24,5895	19,5421	20,1186	19,5195	19,8909
p-valor	0,0060	0,0340	0,0280	0,0340	0,0300

Tabela B 3.4 – Resultados do modelo PGARCH para a série do IFNC

Parâmetros estimados					
PGARCH (p,q)	PGARCH (0,1)	PGARCH (1,1)	PGARCH (1,2)	PGARCH (2,1)	PGARCH (2,2)
omega	-	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
	-	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
alpha (1)	-	0,0710	0,0308	0,0568	0,0600
	-	0,0167	0,0670	0,0152	0,0377
alpha (2)	-	-	0,0475	-	0,0755
	-	-	0,0416	-	0,0405
beta (1)	-	0,9130	0,9030	1,1865	0,0605
	-	0,0194	0,0284	0,1860	0,4012
beta (2)	-	-	-	-0,2559	0,7728
	-	-	-	0,1800	0,3650
gamma (1)	-	0,3986	0,7738	0,3896	0,3232
	-	0,1231	2,4408	0,1175	0,3225
gamma (2)	-	-	0,2062	-	0,4980
	-	-	0,4757	-	0,2193
delta	-	1,7947	1,6546	1,7811	1,7579
	-	0,5488	0,6382	0,5367	0,7717
Teste de Jarque-Bera					
Estat. do teste	-	25,3198	28,2833	26,9647	23,3247
p-valor	-	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Teste ARCH-LM					
Estat. do teste	-	1,7333	0,6337	0,8565	1,6488
p-valor	-	0,8847	0,9864	0,9733	0,8953
Teste de Ljung-Box					
Q (5)	-	8,1377	8,3929	8,1615	8,4133
p-valor	-	0,1490	0,1360	0,1480	0,1350
Q (10)	-	19,2073	19,5690	19,1389	19,3289
p-valor	-	0,0380	0,0340	0,0390	0,0360

Nota: A especificação PGARCH (0,1) não pode ser estimada por problemas de convergência.

Tabela B 3.5 – Resultados do modelo EGARCH para a série do IFNC

Parâmetros estimados					
EGARCH (p,q)	EGARCH (0,1)	EGARCH (1,1)	EGARCH (1,2)	EGARCH (2,1)	EGARCH (2,2)
omega	-	-0,2385	-	-0,2280	-
	-	0,0603	-	0,0577	-
alpha (1)	-	0,1464	-	0,1393	-
	-	0,0260	-	0,0246	-
alpha (2)	-	-	-	-	-
	-	-	-	-	-
beta (1)	-	0,9841	-	1,0489	-
	-	0,0061	-	0,0128	-
beta (2)	-	-	-	-0,0641	-
	-	-	-	0,0141	-
gamma (1)	-	-0,0675	-	0,0000	-
	-	0,0157	-	0,2705	-
gamma (2)	-	-	-	-	-
	-	-	-	-	-
Teste de Jarque-Bera					
Estat. do teste	-	22,6618	-	22,8307	-
p-valor	-	0,0000	-	0,0000	-
Teste ARCH-LM					
Estat. do teste	-	2,0131	-	1,6614	-
p-valor	-	0,8473	-	0,8937	-
Teste de Ljung-Box					
Q (5)	-	8,0103	-	8,0545	-
p-valor	-	0,1560	-	0,1530	-
Q (10)	-	20,2092	-	20,2062	-
p-valor	-	0,0270	-	0,0270	-

Nota: As especificações EGARCH (0,1), EGARCH (1,2) e EGARCH (2,2) não puderam ser estimadas por problemas de convergência.

APÊNDICE B4 – Índice do Setor Industrial (INDX)

Este apêndice apresenta os resultados das estimações dos modelos ARCH, GARCH, TGARCH, PGARCH e EGARCH para a série do INDX. Também são exibidos os resultados dos testes de normalidade, heterocedasticidade e autocorrelação sobre os resíduos padronizados para cada especificação dos modelos.

Tabela B 4.1 – Resultados do modelo ARCH para a série do INDX

Parâmetros estimados				
ARCH (q)	ARCH (1)	ARCH (2)	ARCH (3)	ARCH (4)
omega	0,0002 0,0000	0,0002 0,0000	0,0001 0,0000	0,0001 0,0000
alpha (1)	0,2991 0,0746	0,1481 0,0457	0,1353 0,0484	0,0749 0,0322
alpha (2)	- -	0,2830 0,0561	0,2389 0,0484	0,2030 0,0470
alpha (3)	- -	- -	0,1712 0,0382	0,1405 0,0336
alpha (4)	- -	- -	- -	0,1618 0,0469
Teste de Jarque-Bera				
Estat. do teste	1326,0800	290,7850	277,7810	233,2230
p-valor	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Teste ARCH-LM				
Estat. do teste	340,8690	76,0377	23,4984	18,8742
p-valor	0,0000	0,0000	0,0003	0,0020
Teste de Ljung-Box				
Q (5)	8,2256	8,0161	6,9920	7,4170
p-valor	0,1440	0,1550	0,2210	0,1910
Q (10)	14,5491	11,9382	10,9790	11,3893
p-valor	0,1490	0,2890	0,3590	0,3280

Tabela B 4.2 – Resultados do modelo GARCH para a série do INDX

Parâmetros estimados							
GARCH (p,q)	GARCH (1,1)	GARCH (1,2)	GARCH (2,1)	GARCH (2,2)	GARCH (2,3)	GARCH (3,2)	GARCH (3,3)
omega	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000	0,0000 0,0000
alpha (1)	0,1008 0,0181	0,0436 0,0266	0,0671 0,0242	0,0417 0,0251	0,0426 0,0255	0,0451 0,0249	0,0734 0,0243
alpha (2)	- -	0,0766 0,0365	- -	0,1104 0,0424	0,1092 0,0506	0,1383 0,0379	0,1028 0,0243
alpha (3)	- -	- -	- -	- -	-0,0423 0,0637	- -	0,0701 0,0272
beta (1)	0,8777 0,0212	0,8520 0,0305	1,32502 0,2955	0,5309 0,2380	0,8373 0,3277	0,5641 0,1594	0,3628 0,0572
beta (2)	- -	- -	-0,4074 0,2714	0,2816 0,2087	0,0281 0,2629	-0,2596 0,2157	-0,4424 0,0654
beta (3)	- -	- -	- -	- -	- -	0,4723 0,2046	0,7785 0,0594
Teste de Jarque-Bera							
Estat. do teste	55,6771	49,0389	52,3517	45,7590	44,7304	43,9583	52,8231
p-valor	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Teste ARCH-LM							
Estat. do teste	7,3558	3,0583	5,5902	1,9307	1,3421	0,3368	1,6997
p-valor	0,1955	0,6910	0,3482	0,8586	0,9305	0,9969	0,8889
Teste de Ljung-Box							
Q (5)	6,5932	6,7151	6,7073	6,7340	6,7174	6,7237	7,0319
p-valor	0,2530	0,2430	0,2430	0,2410	0,2430	0,2420	0,2180
Q (10)	11,1564	11,1923	11,2585	11,2406	11,1911	10,9605	11,3127
p-valor	0,3450	0,3430	0,3380	0,3390	0,3430	0,3610	0,3340

Tabela B 4.3 – Resultados do modelo TGARCH para a série do INDX

Parâmetros estimados					
TGARCH (p,q)	TGARCH (0,1)	TGARCH (1,1)	TGARCH (1,2)	TGARCH (2,1)	TGARCH (2,2)
omega	0,0003	0,0000	0,0000	0,0000	-
	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	-
alpha (1)	0,2516	0,0926	0,0112	0,0829	-
	0,0518	0,0154	0,0268	0,0137	-
alpha (2)	-	-	0,0965	-	-
	-	-	0,0364	-	-
beta (1)	-	0,8974	0,8780	1,0553	-
	-	0,0191	0,0291	0,1330	-
beta (2)	-	-	-	-0,1474	-
	-	-	-	0,1293	-
gamma (1)	0,3526	0,5512	7,1945	0,5336	-
	0,1822	0,1011	16,5310	0,1032	-
gamma (2)	-	-	-0,2470	-	-
	-	-	0,3293	-	-
Teste de Jarque-Bera					
Estat. do teste	1350,3700	55,8848	43,9180	53,9276	-
p-valor	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	-
Teste ARCH-LM					
Estat. do teste	319,1080	6,0801	2,3027	4,8244	-
p-valor	0,0000	0,2985	0,8059	0,4377	-
Teste de Ljung-Box					
Q (5)	8,0908	6,4426	7,6208	6,5227	-
p-valor	0,1510	0,2650	0,1780	0,2590	-
Q (10)	14,3596	10,2967	11,1992	10,4069	-
p-valor	0,1570	0,4150	0,3420	0,4060	-

Nota: A especificação TGARCH (2,2) não pode ser estimada por problemas de convergência.

Tabela B 4.4 – Resultados do modelo PGARCH para a série do INDX

Parâmetros estimados					
PGARCH (p,q)	PGARCH (0,1)	PGARCH (1,1)	PGARCH (1,2)	PGARCH (2,1)	PGARCH (2,2)
omega	-	0,0000	-	0,0000	-
	-	0,0000	-	0,0000	-
alpha (1)	-	0,0902	-	0,0810	-
	-	0,0176	-	0,0168	-
alpha (2)	-	-	-	-	-
	-	-	-	-	-
beta (1)	-	0,8858	-	1,0503	-
	-	0,0235	-	0,1914	-
beta (2)	-	-	-	-0,1521	-
	-	-	-	0,1813	-
gamma (1)	-	0,4866	-	0,4673	-
	-	0,1230	-	0,1281	-
gamma (2)	-	-	-	-	-
	-	-	-	-	-
delta	-	1,4716	-	1,4634	-
	-	0,3572	-	0,3547	-
Teste de Jarque-Bera					
Estat. do teste	-	49,7078	-	48,0238	-
p-valor	-	0,0000	-	0,0000	-
Teste ARCH-LM					
Estat. do teste	-	5,5991	-	4,5425	-
p-valor	-	0,3472	-	0,4742	-
Teste de Ljung-Box					
Q (5)	-	6,6428	-	6,6896	-
p-valor	-	0,2490	-	0,2450	-
Q (10)	-	10,6291	-	10,7066	-
p-valor	-	0,3870	-	0,3810	-

Nota: As especificações PGARCH (0,1), PGARCH (1,2) e PGARCH (2,2) não puderam ser estimadas por problemas de convergência.

Tabela B 4.5 – Resultados do modelo EGARCH para a série do INDX

Parâmetros estimados					
EGARCH (p,q)	EGARCH (0,1)	EGARCH (1,1)	EGARCH (1,2)	EGARCH (2,1)	EGARCH (2,2)
omega	-8,2491 0,0726	-0,3664 0,0949	- -	- -	- -
alpha (1)	0,2288 0,0374	0,1788 0,0300	- -	- -	- -
alpha (2)	- -	- -	- -	- -	- -
beta (1)	- -	0,9729 0,0096	- -	- -	- -
beta (2)	- -	- -	- -	- -	- -
gamma (1)	-0,1712 0,0576	-0,0844 0,0184	- -	- -	- -
gamma (2)	- -	- -	- -	- -	- -
Teste de Jarque-Bera					
Estat. do teste	1856,5600	60,4543	-	-	-
p-valor	0,0000	0,0000	-	-	-
Teste ARCH-LM					
Estat. do teste	417,4890	6,4302	-	-	-
p-valor	0,0000	0,2666	-	-	-
Teste de Ljung-Box					
Q (5)	8,5791	6,4333	-	-	-
p-valor	0,1270	0,2660	-	-	-
Q (10)	15,9326	9,9030	-	-	-
p-valor	0,1020	0,4490	-	-	-

Nota: As especificações EGARCH (1,2), EGARCH (2,1) e EGARCH (2,2) não puderam ser estimadas por problemas de convergência.

APÊNDICE C – FAC e FACP dos modelos selecionados

Este apêndice apresenta os gráficos das funções de autocorrelação e funções de autocorrelação parcial dos resíduos padronizados dos modelos selecionados na seção 6. Relembrando, as séries do IEE, IFNC e INDX foram mais bem modeladas pelo TGARCH (1,1), enquanto que a série do ITEL foi mais bem modelada pelo PGARCH (1,1).

Figura C1 – FAC e FACP dos resíduos padronizados do modelo TGARCH (1,1) para o IEE

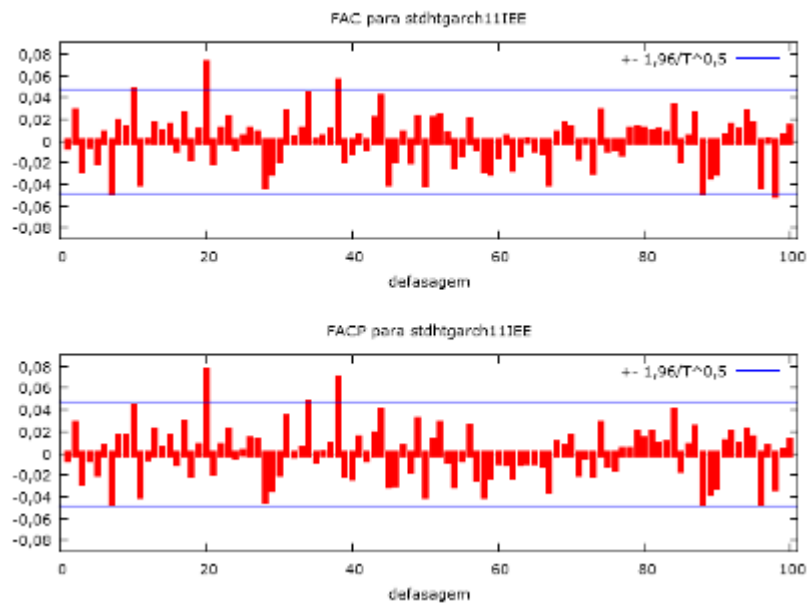


Figura C2 – FAC e FACP dos resíduos padronizados do modelo PGARCH (1,1) para o ITEL

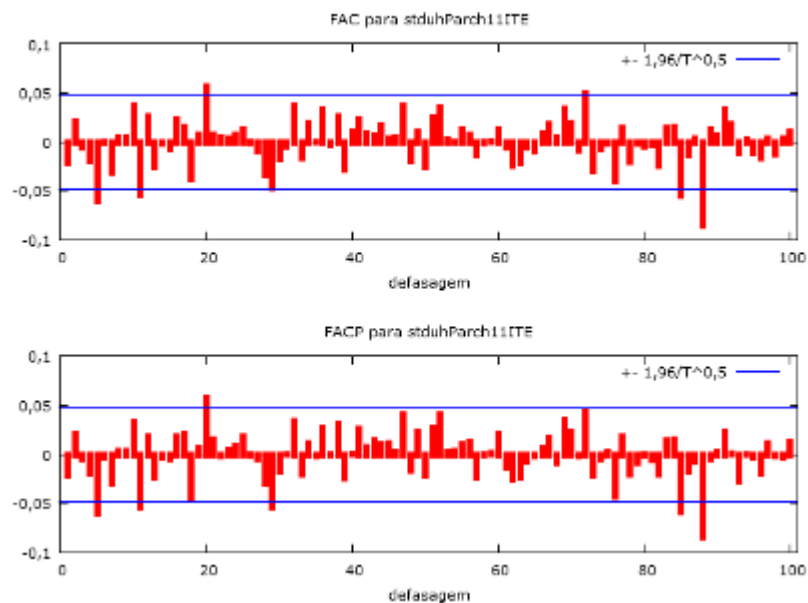


Figura C3 – FAC e FACP dos resíduos padronizados do modelo TGARCH (1,1) para o IFNC

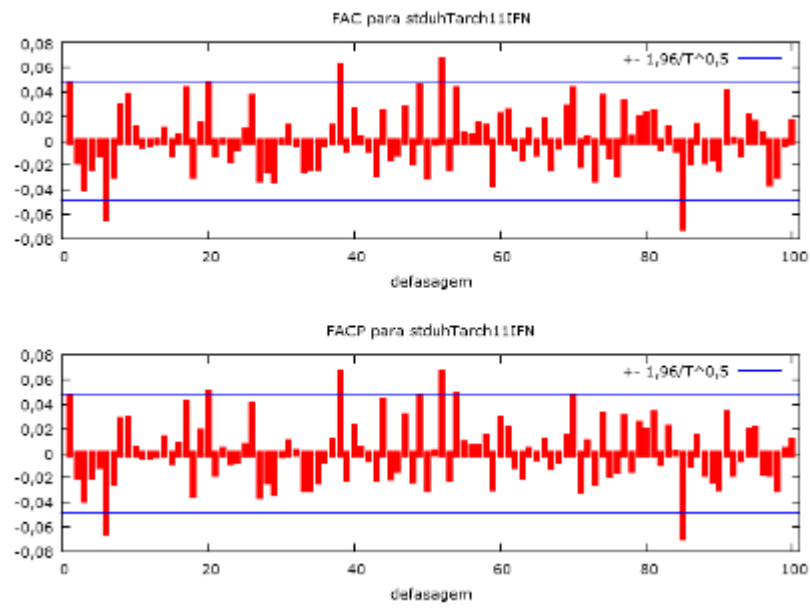
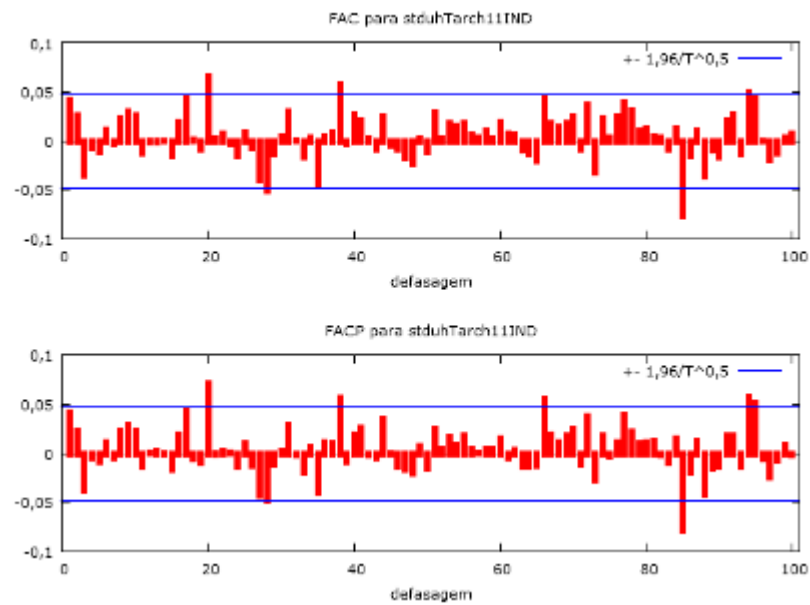


Figura C4 – FAC e FACP dos resíduos padronizados do modelo TGARCH (1,1) para o INDX



APÊNDICE D - Comparação entre os índices

Os resultados das estimações sugeriram a escolha de modelos muito parecidos para as séries, mais do que isso, os coeficientes estimados foram bastante semelhantes. A Tabela D1 sistematiza os parâmetros estimados para cada uma das séries segundo os modelos que melhor ajustam a variância condicional, vistos anteriormente.

Tabela D1 - Parâmetros estimados dos modelos econométricos para as séries dos índices setoriais da Bovespa

	IEE	ITEL	IFNC	INDX
CONST	0,00001	0,00001	0,00001	0,00001
ALPHA (1)	0,10239	0,06865	0,07706	0,09257
BETA (1)	0,89733	0,89869	0,92205	0,89743
GAMMA (1)	0,50695	0,51907	0,51260	0,55123
DELTA	-	1,65953	-	-

É possível visualizar que o IFNC apresenta o maior parâmetro estimado para a variância defasada, indicando ser o índice setorial com maior persistência na volatilidade entre os analisados. No caso do parâmetro estimado para a assimetria, o INDX foi quem apresentou o maior coeficiente. Isso indica que o INDX é o índice setorial em que mais está presente o efeito de oscilar mais intensamente em reação a choques negativos do que positivos.

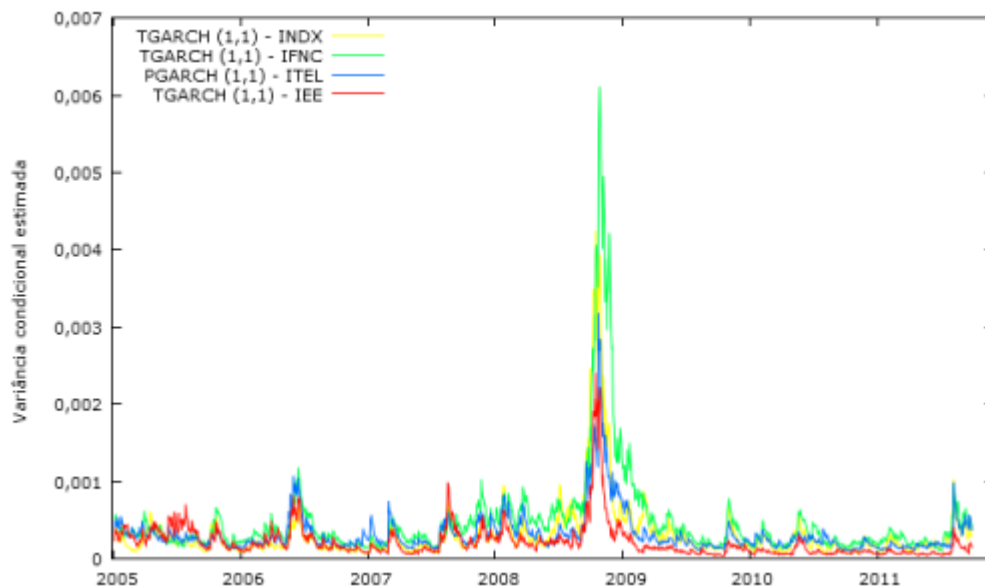
Tabela D2 - Estatísticas descritivas das variâncias estimadas para índices setoriais da Bovespa

	IEE	ITEL	IFNC	INDX
MÉDIA	0,00022	0,00032	0,00048	0,00032
MEDIANA	0,00015	0,00024	0,00032	0,00021
MÍNIMO	0,00004	0,00011	0,00011	0,00007
MÁXIMO	0,00241	0,00318	0,00611	0,00425
DESVIA PADRÃO	0,00023	0,00028	0,00062	0,00042
ENVIESAMENTO	4,64710	4,52920	5,33580	5,42960
CURTOSE	30,12300	29,55800	33,27200	34,93500

Quando analisamos os momentos estatísticos das variâncias condicionais estimadas pelos modelos, observamos que a média é bastante próxima do valor da variância amostral das séries. Já o desvio-padrão é muito alto, o que indica que a variância condicional se modifica significativamente ao longo do tempo.

O Gráfico D1 representa a evolução da variância condicional ao longo do período estudado para as séries dos índices setoriais da Bovespa. De fato, é notável a existência de clusters onde a volatilidade é bastante superior à média.

Gráfico D1 – Variância condicional estimada para a todas as séries



Dessa análise é possível inferir que a volatilidade dos índices setoriais estudados não apresenta diferenças significativas quanto ao sentido de variação no período selecionado, embora diverjam em alguns momentos na intensidade dos movimentos (ver tabela D3). Isto pode implicar que estratégias de investimento que envolvam diversificação do portfólio entre ativos de empresas de diferentes setores de atuação não conduzam, necessariamente, a diminuição do risco. Apontando para essa mesma conclusão, as correlações entre os retornos índices são positivas e significativamente elevadas, como mostra a Tabela D4. Contudo, para fundamentar melhor esta suposição seria preciso entender como variam as correlações entre os índices setoriais ao longo do tempo, o que foge do escopo deste trabalho.

Tabela D3 - Correlações amostrais entre as variâncias condicionais estimadas dos índices setoriais da Bovespa

	IEE	ITEL	INDX	IFNC
IEE	1,0000	0,8453	0,8594	0,7604
ITEL	0,8453	1,0000	0,8826	0,8986
INDX	0,8594	0,8826	1,0000	0,8978
IFNC	0,7604	0,8986	0,8978	1,0000

Tabela D4 - Correlações amostrais entre retornos dos índices setoriais da Bovespa

	IEE	ITEL	INDX	IFNC
IEE	1,00	0,74	0,75	0,70
ITEL	0,74	1,00	0,75	0,68
INDX	0,75	0,75	1,00	0,83
IFNC	0,70	0,68	0,83	1,00