

MODELAGEM DA VOLATILIDADE EM PERÍODOS DE CRISE PARA O RETORNO DAS AÇÕES DA VALE DO RIO DOCE

GUSTAVO CORREIA XAVIER

Universidade Federal da Paraíba - UFPB
gustavocx@outlook.com

MARIANE BEZERRA NÓBREGA

Universidade Federal da Paraíba - UFPB
marianenobrega1@gmail.com

LEANDRO CORREIA XAVIER

Universidade Federal da Paraíba - UFPB
leandrocx@gmail.com

SINÉZIO FERNANDES MAIA

Universidade Federal da Paraíba - UFPB
sineziomaia@yahoo.com

MODELAGEM DA VOLATILIDADE EM PERÍODOS DE CRISE PARA O RETORNO DAS AÇÕES DA VALE DO RIO DOCE

RESUMO

Este trabalho tem por objetivo analisar a volatilidade da série de retornos dos últimos 11 anos das ações preferenciais da Vale do Rio Doce. Para este fim, optou-se por utilizar os modelos da família ARCH, tanto para o período inteiro como para três subdivisões da amostra que envolve o período da crise financeira de 2008. A partir de estimativas com os modelos ARCH, GARCH e TGARCH com diferentes defasagens, observou-se a existência de persistência da volatilidade na série dos retornos da VALE5, bem como um efeito alavancagem referente à assimetria dos efeitos positivos e negativos dos retornos. Concluiu-se que o modelo TGARCH (1, 2, 2), encontrado em relação ao período mais recente (pós-crise), é o mais eficiente para modelagem da volatilidade condicional da ação da VALE atualmente, sobretudo porque o mesmo incorpora os efeitos ocorridos sobre a volatilidade nos períodos anteriores.

Palavras-chave: Volatilidade. Modelos Autoregressivos. Crise Financeira.

1. INTRODUÇÃO

Ao longo do desenvolvimento de medidas de risco para o mercado financeiro, destaca-se a volatilidade dos retornos das ações, medida não diretamente observável que tem sido modelada de diversas formas por estudiosos de finanças, dada a importância de sua previsão, sobretudo para análise de risco de investimentos e precificação de ativos.

Contudo, no que se refere a séries de dados financeiros, modelagens de volatilidade apresentam algumas particularidades quando comparadas às modelagens tradicionais de séries temporais. As características dos retornos financeiros possuem fatos estilizados que fizeram com que diversos autores utilizassem métodos alternativos, principalmente para modelar uma variância condicional tempo variante.

Neste sentido, uma série de modelos autoregressivos e com heterocedasticidade condicionada foram introduzidos na literatura. Iniciando-se pelo modelo ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroskedastic*), proposto por Engle (1982), destaca-se também o modelo GARCH (*generalized autoregressive conditional heteroscedasticity*), proposto por Bollerslev (1986), e suas extensões, amplamente aplicados para modelagem da volatilidade de séries financeiras (Bollerslev 1990; Bollerslev *et al.*, 1992; Engle 2001). Esses modelos destacam-se por sua variedade de aplicações e utilizações, na busca pelo aperfeiçoamento da descrição do comportamento das séries financeiras.

Uma série de estudos empíricos têm testado o comportamento da volatilidade através dos modelos da família ARCH, desde sua introdução até recentemente, tanto internacionalmente (GLOSTEN; JAGANNATHAN; RUNKLE, 1993; HERWARTZ; LÜTKEPOHL, 2000; ENGLE, 2001; BOLLERSLEV; XU; ZHOU, 2012), quanto no Brasil (SANTANA; BUENO, 2008; OLIVEIRA; PEREIRA, 2011; ARAUJO; LEITE, 2012). No mercado brasileiro, com o aumento de negociações de contratos futuros derivados dos preços das ações, torna-se interessante o estudo da volatilidade de ações, principalmente as mais negociadas. Neste contexto as ações preferenciais da Companhia Vale do Rio Doce, está entre as mais representativas no índice Bovespa composto pelas ações mais negociadas da bolsa (BM&FBOVESPA, 2014), sendo, portanto um ativo relevante para estudos de volatilidade. Ademais, a Companhia Vale do Rio Doce é uma empresa relativamente estável e suas ações apresentam historicamente um baixo risco idiossincrático (SORANCO, 2014), e portanto, esse estudo contribui para a literatura da análise de risco no mercado brasileiro, ao examinar o comportamento da volatilidade em períodos estáveis e de crise especificamente de um ativo de baixo risco idiossincrático.

Face ao exposto, a relevância da modelagem de risco através dos modelos da família ARCH e a busca pela melhor descrição do comportamento de séries de preços de ações brasileiras surge a seguinte questão: Como modelos autoregressivos com heterocedasticidade condicional estimam a volatilidade das ações preferenciais da Companhia Vale do Rio Doce? Assim, o objetivo geral deste estudo é analisar o comportamento dos retornos das ações preferenciais da empresa Vale do Rio Doce, através da estimação de modelos GARCH para uma série de seus preços.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

Um dos objetivos em finanças é a avaliação de riscos de uma carteira ou de ativos financeiros, que é feito usualmente em termos da variação dos preços ou mais especificamente dos retornos. Neste contexto, a variação dos preços é medida pelo que se convencionou chamar de volatilidade, que é uma característica presente nos retornos mas que não é diretamente observável. Para estudar o comportamento desta característica, é necessário recorrer ao uso de modelos econométricos (MORETTIN, 2008).

Os estudos econométricos de séries temporais tradicionalmente eram utilizados para previsões de determinadas trajetória temporal, com o avanço do conhecimento sobre os componentes estocásticos que influenciam as séries, o estudo de séries temporais tem tido uma nova ênfase, relacionada ao desenvolvimento de modelos que gerem melhores estimativas para fins de interpretação de dados econômicos e teste de hipóteses (ENDERS, 2008).

Por existir um conjunto de componentes estocásticos que influenciam as séries, a volatilidade pode se comportar de várias maneiras. Entre as características da volatilidade Peña *et al.* (2001) discorre que a variância do retorno pode se manifestar aparecendo em grupos (clusters) de maior ou menor variabilidade, evoluindo continuamente no tempo ou sendo estacionária e por fim reagindo de forma diferente a valores positivos ou negativos da série.

No que se refere a presença de grupos em séries de ativos financeiros Morettin (2008) afirma ser necessário fazer uso dos modelos ditos heteroscedásticos condicionais, pois a volatilidade (variância) de um retorno num dado instante de tempo, depende dos retornos passados e de outras informações disponíveis até aquele momento, de tal forma que temos que considerar uma variância condicional que não coincide com a variância global da série por não ser constante. Da mesma forma é possível que tanto a média como a distribuição dos retornos variem com o tempo.

Em geral, as séries financeiras possuem características comuns a outras séries como tendências, sazonalidade, pontos atípicos, heterocedasticidade condicional e não linearidade. Mas uma característica marcante presente na maioria das séries financeiras é que elas não são serialmente correlacionadas, mas são dependentes. Para Morettin (2008) a não-autocorrelação dos retornos, a autocorrelação dos quadrados dos retornos, a distribuição leptocúrtica (caldas pesadas) e a não-linearidade da série compõe os chamados fatos estilizados.

Para se calcular a volatilidade existem três abordagens segundo Morettin (2008). A primeira equacionando um preço de mercado observado com o preço modelado de uma opção, obtendo a chamada volatilidade implícita normalmente baseada na fórmula de Black-Scholes (1973). Outra forma é modelar a volatilidade histórica, obtida por meio de uma média de uma função dos últimos retornos, podendo considerar tanto os quadrados dos retornos como os valores absolutos na média móvel. Outra alternativa é modelar a volatilidade estatística através de alguma família como a dos modelos ARCH, foco deste trabalho.

Os modelos ARCH, ou modelos autorregressivos com heteroscedasticidade condicional, que de acordo com Morettin e Tolo (2006) foram introduzidos inicialmente por Engle (1982) num estudo seminal que objetivava estimar a variância da inflação. O modelo considera uma variância condicional dinâmica ao longo do tempo, capturando agrupamentos de volatilidade a partir da premissa de que os retornos não estão correlacionados serialmente, mas a volatilidade depende de retornos passados através de uma função quadrática. A construção do modelo permite que a média varie com o tempo, de modo que um grande movimento de capitais no mercado financeiro em períodos passados aumenta a variância condicional no período corrente.

Apesar de sua contribuição, os modelos ARCH foram amplamente criticados, principalmente no que se refere ao extenso período de defasagem necessária para estimar a equação da variância condicional, bem como problemas com parâmetros negativos e estrutura de defasagem fixa tipicamente imposta por estes modelos.

No intuito de obter um melhor ajuste dos modelos ARCH, foram desenvolvidos modelos como: GARCH (Bollerslev, 1986, 1987, 1988) e suas extensões, como EGARCH (Nelson, 1991), TGARCH (Zakoian, 1994), IGARCH (Engle e Bollerslev, 1986), TGARCH (Glosten, Jagannathan e Runkle, 1993; Zakoian, 1994), MVE (Taylor, 1980, 1986) e EWMA.

Estes modelos possibilitaram avanços como o uso de uma memória mais longa, uma estrutura mais flexível de determinação de defasagem, e a modelagem de efeitos assimétricos.

Morettin e Toloí (2008) argumenta que a identificação de um modelo GARCH a ser ajustada a uma série real, é usualmente difícil, portanto é recomendada a utilização de modelos de ordem baixa, tais como (1,1), (1,2) ou (2,1) para então se escolher o modelo com base nos critérios AIC ou BIC que referem-se a valores de assimetria e curtose, do log-verossimilhança e de alguma função de perda (MORETTIN e TOLOI, 2006).

A persistência observada na volatilidade dos retornos das bolsas levou Engle e Bollerslev (1986) a desenvolverem o modelo GARCH Integrado, o IGARCH (*Integrated GARCH*). Neste modelo, um choque na variância (ou na série temporal) em um instante no tempo influencia ou permanece por um período longo de previsão. Muitas séries financeiras apresentam esta característica.

Nos modelos ARCH e GARCH a volatilidade é uma função quadrática dos retornos, portanto estes são tratados simetricamente, entretanto sabe-se que a volatilidade reage de forma assimétrica aos retornos, tendendo a aumentar nos retornos negativos. Neste contexto, Nelson (1991) introduziu o modelo EGARCH (*Exponential GARCH*), que permite que os coeficientes das ordens p e q sejam negativos, eliminando a restrição de positividade do modelo GARCH original e permitindo respostas assimétricas a choques.

O Modelo TGARCH (*Threshold GARCH*), também conhecido como GJR, assim como o EGARCH, permite lidar com assimetrias no comportamento das volatilidades dos ativos financeiros diante de choques negativos através de uma variável *dummy*, captando “efeitos alavancagem” das séries financeiras.

O modelo de volatilidade estocástica (MVE), ao contrário dos modelos da família ARCH, não supõe que a variância condicional depende dos retornos passados, portanto sua premissa básica é a de que a volatilidade é dependente de valores passados, entretanto independente dos retornos passados (MORETTIN e TOLOI, 2006).

Morettin (2008) destaca algumas outras formulações do MVE apresentadas na literatura, dentre as quais a forma canônica de Kim *et al.* (1998), a formulação de Jaquier *et al.* (1994) e uma abordagem mais prática de Durbin e Koopman (1997a, 1997b, 2000) que faz uso de um procedimento de quase-verossimilhança, por meio do Filtro de Kalman (1960).

Tem-se, ainda, o Modelo de Alisamento/Suavização Exponencial (EWMA), técnica introduzida, sobretudo pelo banco JPMorgan, através do “*Riskmetrics Technical Manual*”, cujo principal objetivo é distribuir de forma ponderada pesos para todos os eventos da amostra, dando maiores pesos aos eventos mais recentes, o que faz com que seja indicada com rapidez as mudanças extremas ocorridas nos valores das séries financeiras.

3. METODOLOGIA

3.1. Dados e Modelos Estimados

A ação VALE5 PNA é atualmente o ativo de maior representatividade no índice IBOVESPA, que envolve o desempenho médio das cotações dos ativos de maior negociabilidade e representatividade do mercado de ações brasileiro (BM&FBOVESPA, 2014). Desta forma, a escolha deste ativo é justificada pela significância do mesmo em relação às principais ações cotadas na Bolsa de Valores de São Paulo.

Foram coletados os preços diários na base de dados Economatica[®], compreendendo o período de 2003 até 2013, cinco anos antes da crise de 2008 e cinco anos depois. Desta forma, foram calculados os retornos diários na forma de $R_t = \ln(P_t/P_{t-1})$, sendo R_t o retorno no tempo t , P_t o valor do preço ajustado no tempo t e P_{t-1} o preço no período anterior, e, para os dias que não havia cotações, foi feito interpolação.

As análises foram feitas em quatro etapas, abrangendo: i) período total, de janeiro de 2003 a dezembro de 2013; ii) período antes da crise, de janeiro de 2003 a 06 de agosto de 2007; iii) período durante a crise, a partir de 13 de agosto de 2007 a 20 de outubro de 2008; iv) período pós-crise, de 27 de outubro de 2008 até dezembro de 2013. A determinação do início do período de crise foi utilizada conforme Baba e Packer (2009), enquanto para o fim do período de crise baseou-se em Bartram e Bodnar (2009).

Para se encontrar o modelo que melhor se ajusta a cada série de dados foram estimados os modelos ARCH, o GARCH e o TGARCH que serão descritos com maiores detalhes nas subseções seguintes. Para escolha do melhor modelo foram utilizados os critérios *Akaike Information Criterion* (AIC) e *Schwartz Bayesian Criterion* (SBC), significância dos coeficientes, dada a estatística-Z, e maior valor do log da verossimilhança. Morettin e Toloi (2006) afirmam que quanto menor os critérios AIC e SBC melhor o ajustamento do modelo aos dados da série.

3.2. Modelo ARCH

O modelo ARCH é composto por uma equação da média condicional, descrita pela equação (1) e outra da variância condicional.

$$R_t = c + \varepsilon_t \quad (1)$$

Onde:

ε_t = retorno não esperado, desvio-padrão médio dos retornos;
 c = constante que representa a média dos retornos.

$$\varepsilon_t = \sqrt{h_t} z_t \quad (2)$$

Onde z é ruído-branco $z \sim (0,1)$ com variância condicionada sendo uma função do passado dos resíduos dos retornos ao quadrado (Engle, 1982).

$$h_t = w + \sum_{j=1}^q \alpha_j \varepsilon_{t-j}^2 \quad (3)$$

Isto sob a hipótese de que $w > 0$, $\alpha_j \geq 0$ e sua soma em j é menor que 1, de forma que a covariância seja estacionária, a variância seja positiva e decaia exponencialmente. Os k passos à frente na previsão são formulados assumindo que $E[\varepsilon_{t-j}^2] = h_{t+k}$.

3.3. Modelo GARCH

Sugerida por Bollerslev (1986, 1987, 1988), o modelo GARCH (*Genarilazed ARCH*) busca descrever a volatilidade de forma mais parcimoniosa, com menos parâmetros. Este modelo pode ser definido por:

$$X_t = \sqrt{h_t} \varepsilon_t, \quad (4)$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^r \alpha_i X_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^s \beta_j h_{t-j}, \quad (5)$$

Onde ε_t i.i.d. $(0,1)$, $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$, $\beta_j \geq 0$, $\sum_{i=1}^q (\alpha_i + \beta_i) > 1$, $q = \max(r,s)$.

Neste modelo, assim como no ARCH, usualmente supõe-se que os ε_t seguem uma distribuição normal ou t de *Student*.

A partir do modelo GARCH pode-se obter a persistência a choques na volatilidade a partir da soma dos coeficientes ARCH e GARCH da equação (5) ($\lambda = \alpha_1 + \beta_1$), quanto mais próximo de 1 for o valor do λ , mais duradoura é a influência do choque sobre a variância da série, ou seja, a persistência dos choques são muito forte. Uma maneira de se medir a dimensão desta persistência é através do cálculo da meia-vida, que consiste no tempo necessário para que seu efeito se reduza pela metade e pode ser obtido pela equação (6) conforme utilizado por Santana e Bueno (2008).

$$MV = 1 - \frac{\ln(2)}{\ln(\lambda)} \quad (6)$$

3.3. Modelo TGARCH

O TGARCH, modelo proposto por Glosten, Jagannathan e Runkle (1993) é formulado do seguinte modo:

$$h_t = w + \sum_{i=1}^p \beta_j h_{t-i} + \sum_{j=1}^q (\alpha_j \varepsilon_{t-j}^2 + \delta_j D_{j,t-1} \varepsilon_{t-j}^2) \quad (7)$$

com

$$D_{t-1} = \begin{cases} 1 & \text{se } \varepsilon_{t-1} < 0 \\ 0 & \text{se } \varepsilon_{t-1} \geq 0 \end{cases}$$

Onde D_{t-1} é uma variável *dummy* e a volatilidade condicional é positiva quando os parâmetros satisfazem $\alpha_0 > 0$, $\alpha_j > 0$, $(\alpha_j + \gamma_j) \geq 0$, para $i = 1, \dots, p$ e $j = 1, \dots, q$.

O processo tem a covariância estacionária se:

$$\sum_{i=1}^p \beta_j + \sum_{j=1}^q \left(\alpha_j + \frac{1}{2} \gamma_j \right) < 1 \quad (8)$$

A previsão um passo à frente com o modelo TGARCH possui a seguinte especificação:

$$\hat{h}_{t+1} = w + \beta_1 h_t + \alpha_1 \varepsilon_t^2 + \delta_1 D_t \varepsilon_t^2 \quad (9)$$

Generalizando, tem-se:

$$\hat{h}_{t+1} = w + \left[\frac{1}{2} (\alpha_1 + \gamma_1) + \beta_1 \right] h_{t+\tau-1} \quad (10)$$

Conforme Zakoian (1994), o modelo é formulado da seguinte maneira:

$$\sigma_t = \alpha_0 + \left[\sum_{i=1}^p \alpha_i |\varepsilon_{t-i}| + \gamma_i D_{i,t-i} |\varepsilon_{t-i}| \right] + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j} \quad (11)$$

A volatilidade condicional é positiva quando os parâmetros satisfazem as condições: $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$, $(\alpha_i + \gamma_i) \geq 0$ e $\beta_i \geq 0$ para $i = 1, \dots, p$ e $j = 1, \dots, q$.

O processo tem a covariância estacionária no caso de $p = q = 1$, se, e somente se:

$$\beta_1^2 + \frac{1}{2} [\alpha_1^2 + (\alpha_1 + \gamma_1)^2] + \frac{2}{\sqrt{2\pi}} \beta_1 (\alpha_1 + \gamma_1) < 1 \quad (12)$$

Deste modo, o modelo GARCH (p, q) tradicional torna-se um caso particular do modelo TGARCH (p, q) bastando para isso impor que $\delta_j = 0$.

No modelo TGARCH, a persistência a choques é obtida da mesma forma que o GARCH apenas acrescentando o termo $\xi / 2$, onde o ξ é o coeficiente da *dummy* sobre os retornos negativos (OLIVEIRA e PEREIRA, 2011), sendo assim obtida através de:

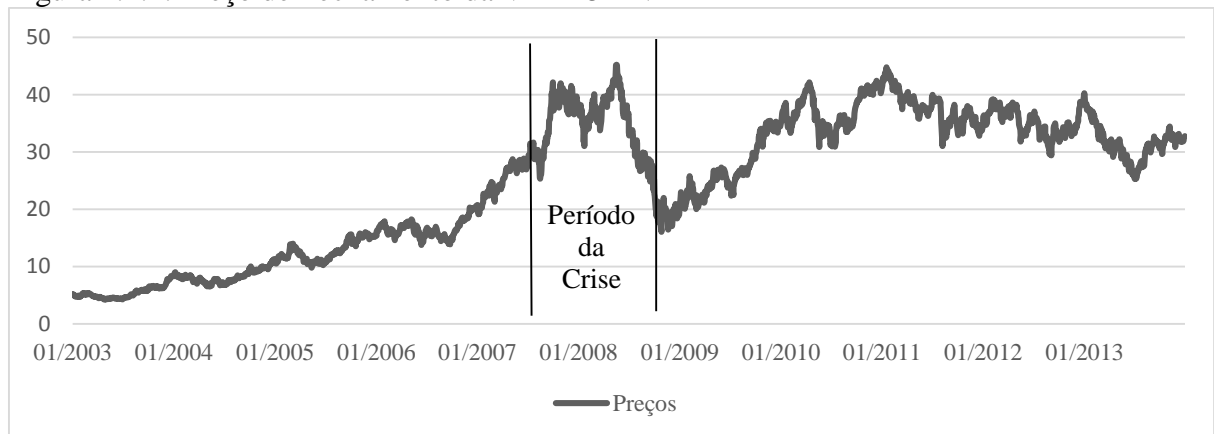
$$\lambda = \alpha_1 + \beta_1 + \frac{\xi}{2}. \quad (14)$$

4. RESULTADOS OBTIDOS

4.1. Características das Séries

A série de retornos (Figura 4.1.1.) apresenta uma tendência crescente, contudo, no final de 2008, percebe-se uma acentuada queda no movimento ascendente decorrente de acontecimentos exógenos, que neste caso refere-se à crise imobiliária do mercado americano.

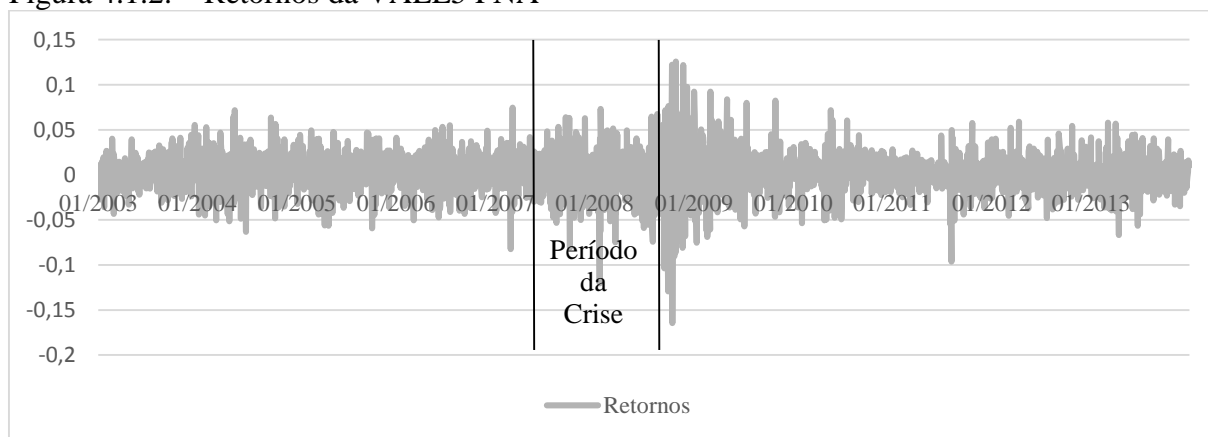
Figura 4.1.1. Preço de Fechamento da VALE5 PNA



Fonte: Elaboração própria.

Na série dos retornos logarítmicos do preço das ações da Vale do Rio Doce (Figura 4.1.2.), o valor máximo (12,56% em 15/10/2008) e mínimo (-16,44% em 15/10/2008) ocorreram no mês de outubro de 2008, correspondente a alta volatilidade do momento. A observação destas turbulências retratada por uma maior volatilidade decorrente de crises conjunturais torna indicada uma variância condicional, da qual espera-se que sejam captadas pelos modelos da família GARCH.

Figura 4.1.2. – Retornos da VALE5 PNA



Fonte: Elaboração própria.

Na análise das estatísticas descritiva da série de retornos (Tabela 4.1.1.), pode-se perceber fatos estilizados das séries temporais.

Tabela 4.1.1. – Estatísticas Descritivas

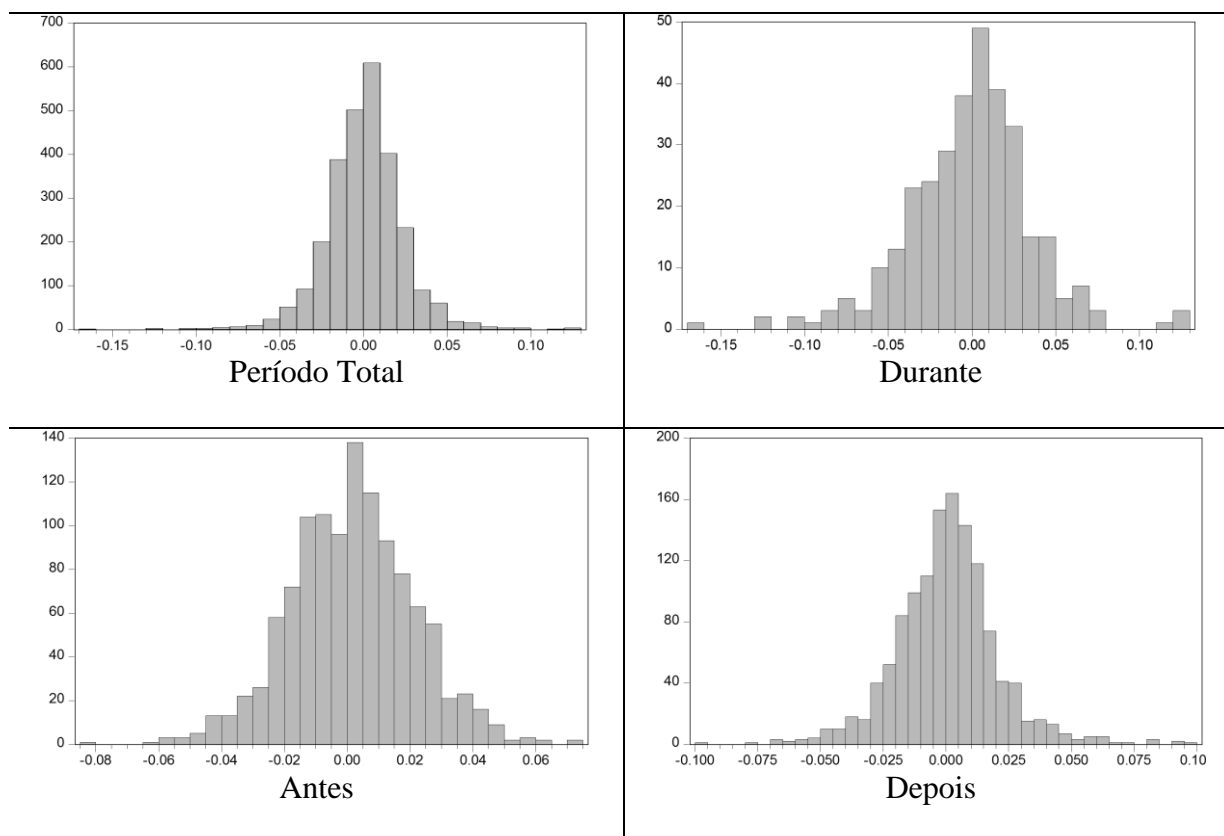
Período	μ	σ	S	K	R	N
Total	0,000674	0,022877	-0,11854	6,896724	0,290089	2724
Antes	0,001495	0,019931	0,01161	3,495213	0,157053	1142
Durante	-0,001230	0,037348	-0,28091	5,242846	0,290089	294
Depois	0,000417	0,020324	0,24665	5,519046	0,194049	1280

μ : média, σ : desvio padrão, S: assimetria, K: curtose, R: amplitude; N: número de observações

A partir do desvio padrão, observou-se que a variância global do período que ocorreu durante a crise indica uma maior volatilidade, sendo a menor volatilidade observada no período que antecede a crise que também foi o período que apresentou o maior retorno médio. Este comportamento pode ser influência da instabilidade gerada pela crise de 2008 que acaba por impactar o período seguinte a crise e consequentemente o período total.

A assimetria e a curtose de ambas as séries apresentaram comportamentos de não normalidade, o que foi comprovado pelo teste estatístico Jarque-Bera que deu significativo a 1% para todas as séries. Quanto a curtose observou-se que as distribuições de probabilidade das séries são leptocúrticas, um fato estilizado comum em séries temporais que referem-se as famosas caldas pesadas da qual é possível obter valores distantes da média com maior probabilidade. Observou-se ainda, que ambas as séries são aproximadamente simétricas, sendo a distribuição de probabilidade do período da crise com caldas mais pesadas à esquerda (valores abaixo da média) e no período após a crise com caldas mais pesadas a direita (valores acima da média). Estas constatações podem ser constatadas graficamente pela Figura 4.1.3.

Figura 4.1.3. – Histograma das Funções Probabilidade Densidade das séries



Fonte: Elaboração própria

A partir do teste ARCH, ambas as séries demonstraram persistência de heterocedasticidade dos resíduos, assim como o teste estatístico. O que juntamente com a não normalidade configura um fato estilizado de séries temporais justificando a utilização dos modelos da família ARCH.

Para verificar a presença de estacionariedade da série, foram feitos os testes de raiz unitária Dick-Fuller (ADF) e Phillips-Perron (PP), do qual verificou-se em ambos os testes a estacionariedade com significância de 1%.

Tabela 4.1.2. Testes de Raiz Unitária

Período	ADF	PP
TOTAL	-33,17833 *	-51,23008 *
ANTES	-31,21322 *	-31,12475 *
DURANTE	-17,47962 *	-13,91727 *
DEPOIS	-36,23469 *	-36,95245 *

* Rejeita a Hipótese nula com significância de 1%

No que se refere a autocorrelação, observou-se um fato estilizado de séries financeiras onde os retornos não são autocorrelacionados enquanto que os quadrados dos retornos são autocorrelacionados. Este fato pode ser observado na tabela 4.1.3 onde tanto a autocorrelação (AC), a autocorrelação parcial (PAC) como o p-valor da estatística Q rejeitam a hipótese nula de que não há autocorrelação para a maioria dos retornos, porém não rejeitam para o quadrado dos retornos, com exceção apenas do da primeira defasagem do período anterior à crise. A indicação de uma dependência não linear pode ser um indicativo de que modelos autoregressivos ou de média móvel são os mais adequados.

Tabela 4.1.3. – Estimativa da Autocorrelação

A - Período Total		Retorno			Quadrado do retorno		
Observações	AC	PAC	p-valor	AC	PAC	p-valor	
1	0,021	0,021	0,267	0,126	0,126	0,000	
2	-0,066	-0,066	0,001	0,277	0,266	0,000	
3	-0,063	-0,061	0,000	0,238	0,195	0,000	
4	0,014	0,012	0,000	0,130	0,031	0,000	
5	0,001	-0,008	0,000	0,245	0,143	0,000	
6	-0,023	-0,026	0,000	0,170	0,083	0,000	
7	-0,025	-0,024	0,000	0,204	0,092	0,000	
8	0,016	0,013	0,000	0,126	-0,009	0,000	
9	0,017	0,010	0,001	0,275	0,177	0,000	
10	0,042	0,042	0,000	0,206	0,106	0,000	
11	0,004	0,006	0,000	0,212	0,073	0,000	
12	0,003	0,009	0,001	0,235	0,073	0,000	
B - Durante		Retorno			Quadrado do retorno		
Observações	AC	PAC	p-valor	AC	PAC	p-valor	
1	-0,037	-0,037	0,520	0,016	0,016	0,783	
2	-0,142	-0,143	0,041	0,292	0,292	0,000	
3	-0,084	-0,097	0,037	0,275	0,292	0,000	
4	0,067	0,039	0,044	0,056	-0,015	0,000	
5	0,113	0,096	0,018	0,161	0,001	0,000	
6	-0,014	0,005	0,033	0,027	-0,064	0,000	
7	-0,063	-0,027	0,037	0,181	0,144	0,000	
8	0,008	0,017	0,060	0,028	0,012	0,000	
9	0,069	0,049	0,059	0,197	0,147	0,000	
10	0,023	0,015	0,085	0,184	0,137	0,000	
11	-0,054	-0,032	0,095	0,100	0,035	0,000	
12	-0,032	-0,016	0,123	0,259	0,101	0,000	
C - Antes		Retorno			Quadrado do retorno		
Observações	AC	PAC	p-valor	AC	PAC	p-valor	
1	0,078	0,078	0,008	0,057	0,057	0,052	
2	-0,054	-0,060	0,006	0,077	0,074	0,005	
3	-0,024	-0,015	0,012	0,079	0,071	0,001	
4	-0,011	-0,011	0,026	0,049	0,037	0,000	
5	0,000	-0,000	0,050	0,090	0,076	0,000	
6	0,004	0,002	0,086	0,022	0,003	0,000	
7	-0,025	-0,026	0,107	0,016	-0,002	0,000	
8	-0,028	-0,024	0,122	0,008	-0,007	0,000	
9	0,010	0,011	0,170	0,043	0,035	0,000	
10	0,057	0,052	0,085	0,031	0,020	0,000	
11	0,036	0,028	0,080	-0,010	-0,020	0,000	
12	0,007	0,008	0,112	0,094	0,088	0,000	
D - Depois		Retorno			Quadrado do retorno		
Observações	AC	PAC	p-valor	AC	PAC	p-valor	
1	-0,008	-0,008	0,784	0,200	0,200	0,000	
2	-0,015	-0,015	0,838	0,148	0,112	0,000	
3	-0,079	-0,080	0,038	0,118	0,073	0,000	
4	0,034	0,033	0,041	0,085	0,038	0,000	
5	-0,069	-0,071	0,007	0,160	0,124	0,000	
6	-0,070	-0,077	0,001	0,184	0,126	0,000	
7	-0,015	-0,014	0,002	0,112	0,029	0,000	
8	0,030	0,015	0,002	0,057	-0,019	0,000	
9	0,028	0,021	0,003	0,105	0,058	0,000	
10	0,038	0,038	0,003	0,149	0,096	0,000	
11	-0,020	-0,024	0,004	0,131	0,046	0,000	
12	0,006	0,003	0,007	0,137	0,049	0,000	

Fonte: Elaboração própria

4.2. Adequação dos Modelos

Em relação aos modelos estimados, os resultados, inicialmente para os modelos ARMA, podem ser vistos na Tabela 4.2.1:

Tabela 4.2.1. Melhores modelos e critérios AIC/SBC

Período	Modelo	AIC	SBC
Total	ARMA (2,3)	-4,723403	-4,716891
Antes	ARMA (0,1)	-4,997339	-4,988511
Durante	ARMA (2,0)	-3,869625	-3,844441
Depois	ARCH (3,0)	-4,884175	-4,876106

Fonte: Elaboração própria

Já para os modelos da família ARCH estimados, os resultados estão dispostos na Tabela 4.2.2:

Tabela 4.2.2. Melhores modelos e critérios AIC/SBC

Período	Modelo	AIC	SBC	SQR	Prob.
Total	TGARCH (1, 2, 2)	-4,931887	-4,91452	1,416683	0,0000
Antes	GARCH (1,1)	-5,02163	-4,999561	0,450260	0,0000
Durante	TGARCH (2, 1, 1)	-4,045697	-3,970148	0,358044	0,0000
Depois	TGARCH (1, 2, 2)	-5,114364	-5,086121	0,564357	0,0000

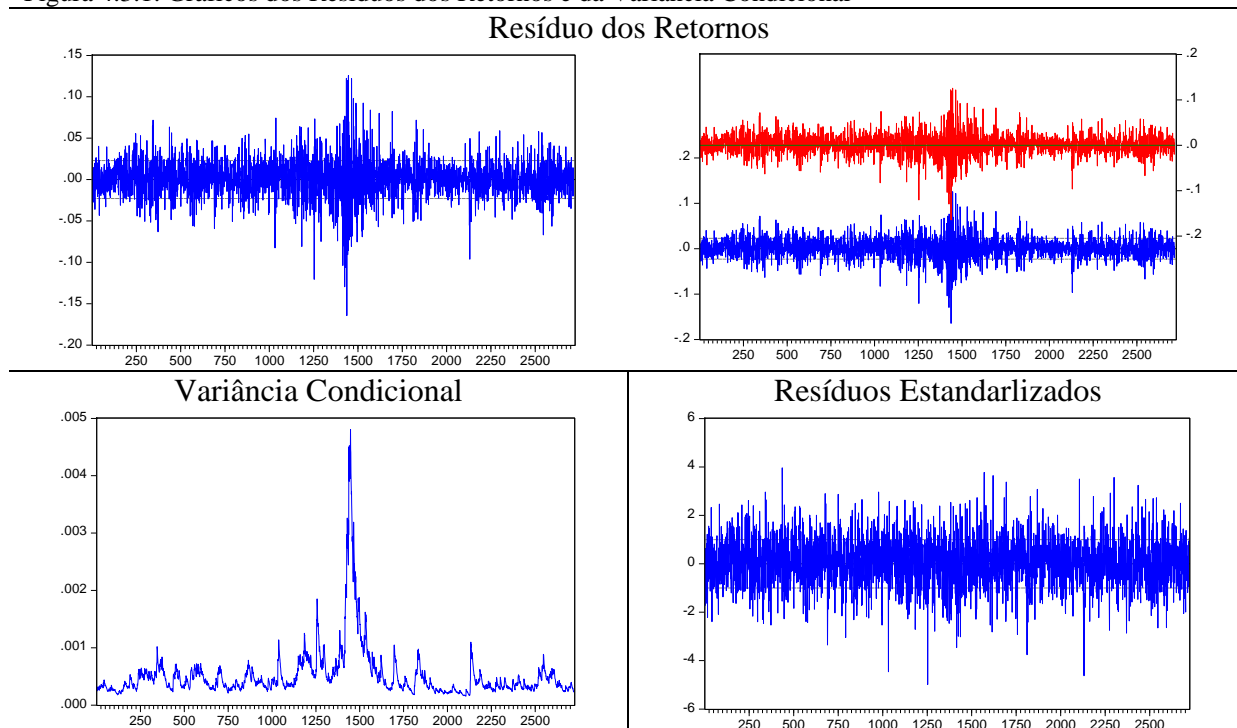
Fonte: Elaboração própria

A seguir, serão analisados os resultados separadamente, para cada período.

4.3. Análise do 1º período – Período Total

Dentre os modelos gerados para as 2724 observações, o TGARCH (1,2,2) foi o que apresentou os menores critérios AIC e SBC, coeficientes significativos, dada a estatística-Z, e maior valor do log da verossimilhança dentre os estimados, justamente com o ARMA (2,3).

Figura 4.3.1. Gráficos dos Resíduos dos Retornos e da Variância Condicional

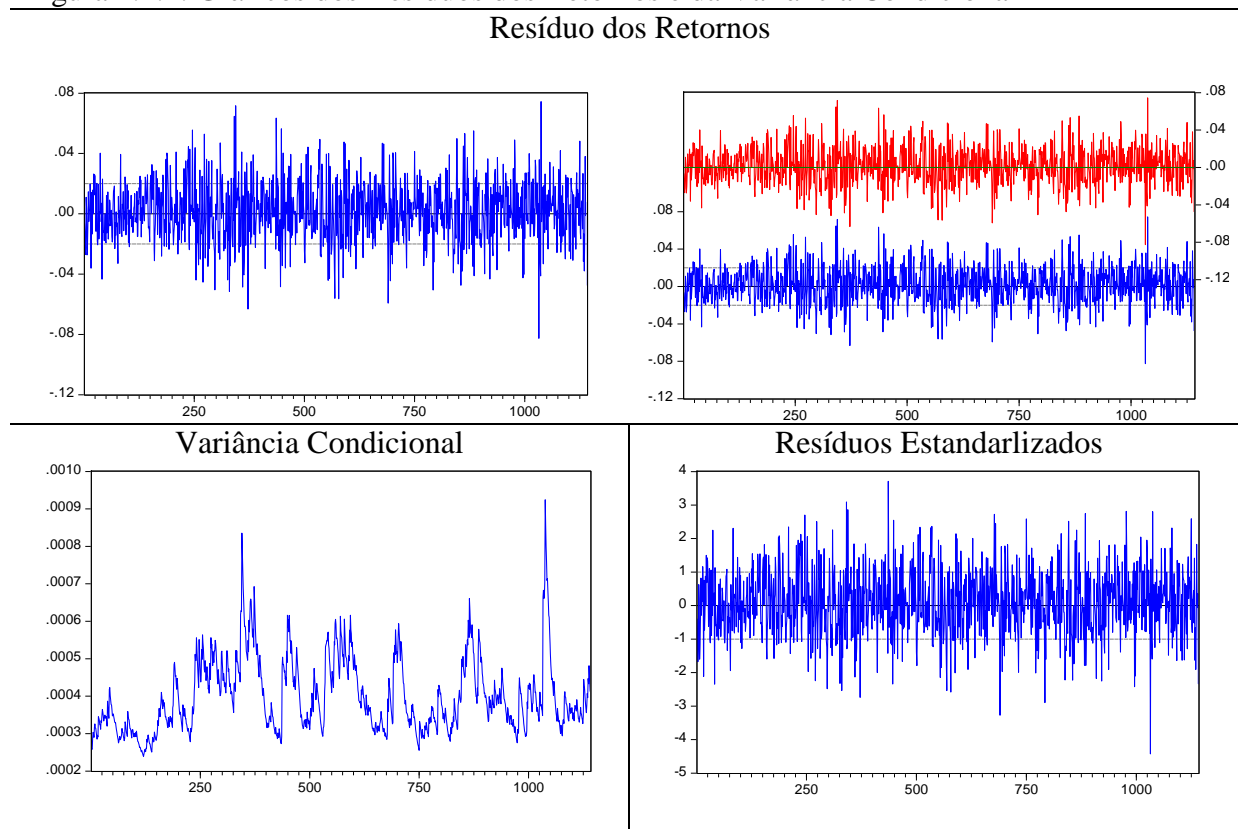


Assim como pode-se observar nos gráficos da Figura 4.3.1, a série para o período total sofre vários choques com forte persistência nos períodos posteriores. A estimação da persistência se deu por λ ($\lambda = \alpha_1 + \beta_1 + \xi / 2$) que apresentou um valor muito próximo de 1 (0,999046), com meia vida que chega a 2 anos, fato este que tornou necessária a subdivisão da série total, visto que o modelo captará vários choques ao longo dos anos.

4.4. Análise do 2º período de – Antes da Crise

Dentre os modelos gerados para as 1142 observações, o GARCH (1,1) foi o que apresentou os menores critérios AIC e SBC, coeficientes significativos, dada a estatística-Z, e maior valor do log da verossimilhança dentre os estimados, justamente com o ARMA (0,1).

Figura 4.4.1. Gráficos dos Resíduos dos Retornos e da Variância Condicional



Para o período durante a crise, foi confirmada, a partir dos valores estimados para a persistência, assim como pode-se observar nos gráficos da Figura 4.4.1, a existência de um impacto prolongado dos acontecimentos do período sobre a variância do retorno da ação estudada, tendo sido a persistência de 0,9261985, com meia vida de 9 dias.

4.5. Análise do 3º período – Durante a crise

Dentre os modelos gerados para as 294 observações, o TGARCH (2,1,1) foi o que apresentou os menores critérios AIC e SBC, coeficientes significativos, dada a estatística-Z, e maior valor do log da verossimilhança dentre os estimados, justamente com o ARMA (2,0).

Figura 4.5.1. Gráficos dos Resíduos dos Retornos e da Variância Condicional

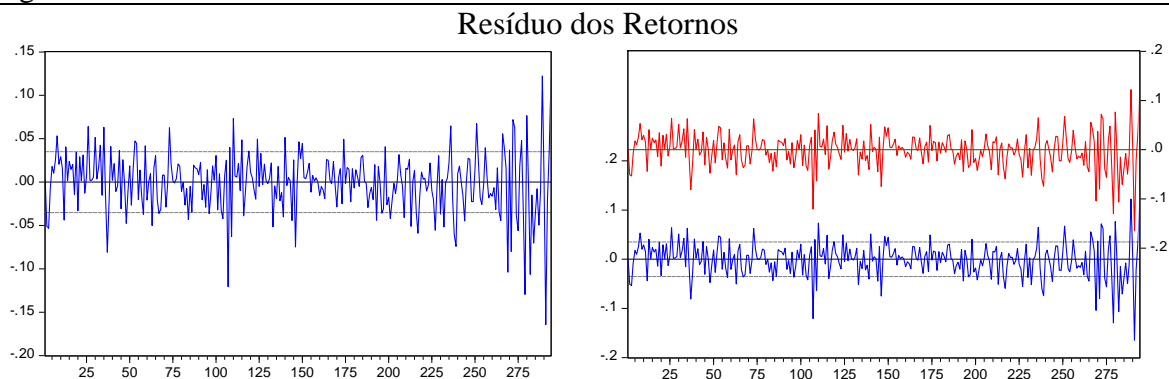
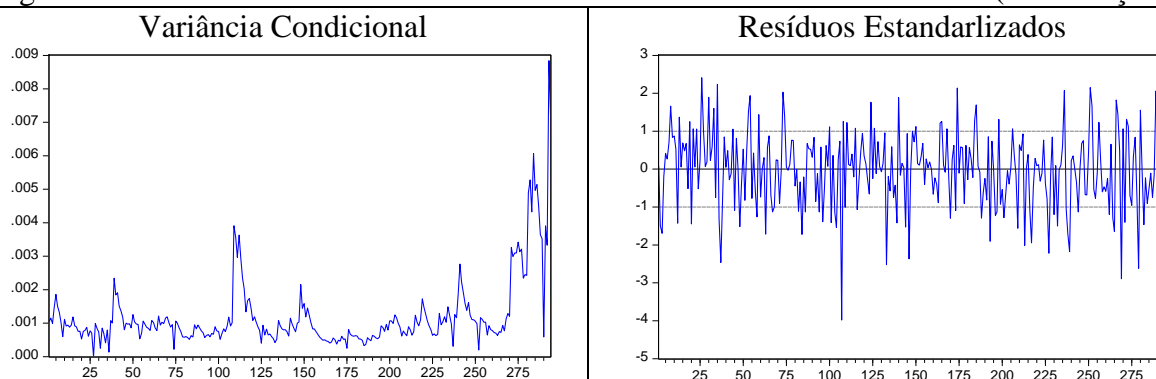


Figura 4.5.1. Gráficos dos Resíduos dos Retornos e da Variância Condicional (continuação)

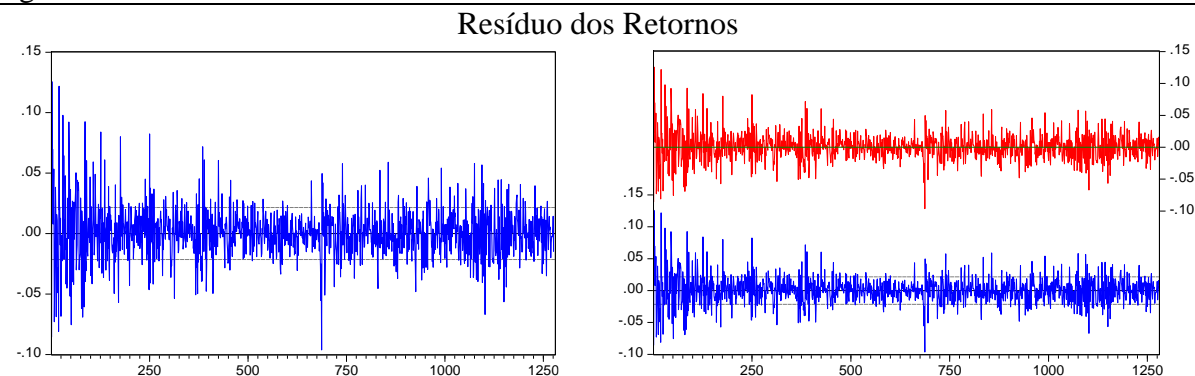


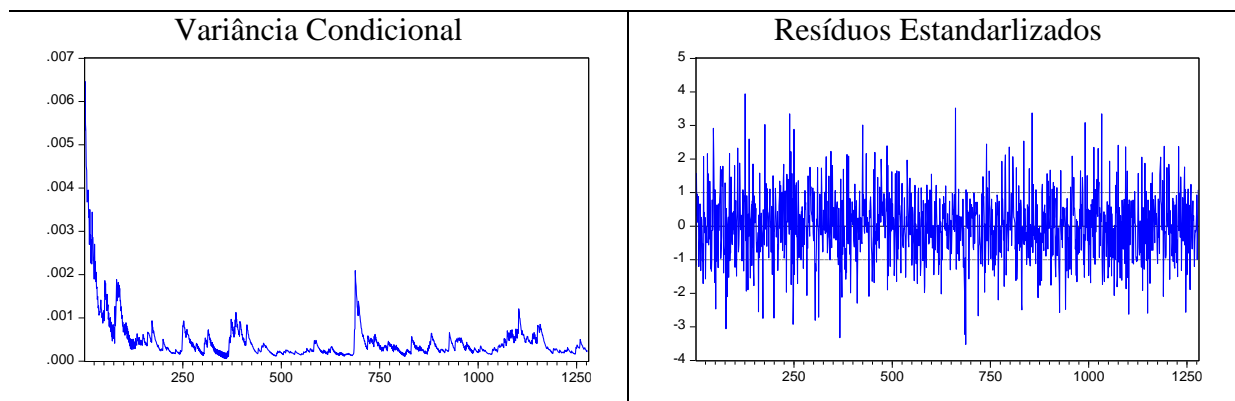
A partir da observação do comportamento dos gráficos expostos na Figura 4.5.1 e com base nos valores estimados para a persistência, no 2º período também constata-se a existência de um impacto prolongado dos acontecimentos do período sobre a variância do retorno da ação estudada, visto que a persistência obtida da estimação foi de 0,947569, com meia vida de 13 dias.

4.6. Análise do 4º período – Após a crise

Dentre os modelos gerados para as 1280 observações, o TGARCH (1,2,2) foi o que apresentou os menores critérios AIC e SBC, coeficientes significativos, dada a estatística-Z, e maior valor do log da verossimilhança dentre os estimados, justamente com o ARMA (3,0).

Figura 4.6.1. Gráficos dos Resíduos dos Retornos e da Variância Condicional





Já no período pós-crise, os valores estimados para a persistência e o comportamento observado nos gráficos da Figura 4.6.1 indicaram uma baixa persistência dos choques sobre a variância do retorno da ação da VALE nos períodos posteriores. A persistência obtida da estimação foi de 0,504954, com meia vida de 1 dia.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente trabalho buscou analisar a ação preferencial da empresa Vale do Rio Doce, através da estimação de modelos da família ARCH para uma série de retornos dos preços, dos últimos dez anos, compreendendo o período de janeiro de 2003 a dezembro de 2013.

Para se verificar o efeito da crise financeira de 2008, além do período total foram feitas análises de três subperíodos, sendo um anterior, um durante e um após a crise financeira mencionada acima. Primeiramente, realizou-se uma análise descritiva da série de retornos da VALE5 PNA, para observar a possível existência de fatos estilizados em séries financeiras, como estacionariedade, não normalidade, autocorrelação e heterocedasticidade. Verificou-se a manutenção desses fatos estilizados para as séries de todos os períodos analisados.

Após isto, foram estimados uma série de modelos da família ARCH para verificar a persistência aos choques na volatilidade, bem como o melhor modelo que se ajusta a cada período.

Dada a confirmação de alta persistência na volatilidade das séries para ambos os períodos analisados, o valor de (q) no modelo ARCH tornou-se elevado, e como forma de tentar expressar de maneira mais parcimoniosa a dependência temporal da variância condicional, utilizou-se como sugere a teoria econômica, os modelos GARCH e TGARCH, para que assim possíveis assimetrias no comportamento das volatilidades pudessem ser capturadas.

Ao se estimar os modelos, os coeficientes foram significativos, conforme o p-valor da estatística-Z. O maior valor do \log da verossimilhança foi para o período total, com 2724 observações, de 6686,187. Para o período antes da crise, com 1142 observações, o valor do \log da verossimilhança foi de 2872,350. Para o período durante a crise, correspondente a 294 observações, o \log foi de 593,0865 e, para o período após a crise, com 1280 observações o valor foi de 3241,259. Estes resultados constatarem que tanto nos períodos de altas oscilações no mercado (a exemplo da crise de 2008), como em momentos de menor volatilidade, os preços do ativo e sua variância em determinado período de negociação determina o comportamento dos preços e da variância em períodos posteriores.

O fato de que nos intervalos analisados, os valores negativos do preço ajustado no dia anterior, conduziram a uma volatilidade maior do que retornos positivos, ou seja, os preços diminuíam e a volatilidade subsequente era maior do que quando os preços aumentavam, confirma a persistência do impacto resultante de choques a variância dada pelos modelos para todos os períodos. O período total apresentou a maior persistência, com somatório dos

coeficientes (volatilidade e persistência da volatilidade) igual a 0,999046, aproximando-se no limite de uma modelagem do tipo IGARCH.

O amplo período analisado (11 anos), com um elevado número de observações (2724), é representativo do comportamento de longo prazo do mercado, de forma que foi possível captar o efeito da persistência da volatilidade neste intervalo, bem como o impacto de efeitos exógenos como o da crise de 2008.

Vale ressaltar ainda que, a inclusão, em determinadas estimações, de variáveis *dummies*, trouxe para as estimações ganhos estatísticos, e os valores assumidos pelos coeficientes, foram significativos a ponto de justificar sua inclusão, com o modelo TGARCH, havendo sua utilização efetiva para captar efeitos atípicos à tendência ou *outliers*. Além disto, a utilização do modelo TGARCH para estimação do risco justifica-se pelo forte e significativo efeito da assimetria no comportamento da ação estudada, no período analisado, e o ganho de utilizá-lo torna-se bastante expressivo quando ocorrem choques de grande magnitude no retorno, de forma que as estimativas de volatilidade obtidas com a captura da assimetria pelo modelo TGARCH, tornam-se expressivamente distintas das estimativas obtidas com o modelo GARCH.

Neste sentido, dado que os modelos mais eficientes divergiram de período para período, pode-se afirmar que a consideração do modelo TGARCH (1, 2, 2), encontrado em relação ao período mais recente (pós-crise), é o mais eficiente para modelagem da volatilidade condicional da ação da VALE atualmente, visto que o mesmo demonstrou superioridade nos critérios SBC e AIC, apresentou menor soma dos quadrados dos resíduos em comparação aos demais modelos que foram os melhores de suas respectivas classes, e incorpora os efeitos ocorridos sobre a volatilidade nos períodos anteriores, sendo capaz de prever com maior verossimilhança o desempenho, o comportamento da média, e a variância do retorno do preço da ação da Vale do Rio Doce PNA.

REFERÊNCIAS

ARAÚJO, J. M.; LEITE, P. A. M. Modelagem da Volatilidade Apresentada Pelos Índices IVBX-2 e SMLL no Ano de 2008 Usando Modelos da Família ARCH. **Revista de Administração Mackenzie**, v. 13, n. 4, 2012.

BM&FBOVESPA — Bolsa de Valores, Mercadorias e Futuros. Informações sobre índices do mercado de ações da BM&FBOVESPA. Disponível em <<http://www.bmfbovespa.com.br/indices/BuscarIndices.aspx?idioma=pt-br>> Acesso em 03 mar. 2014

BOLLERSLEV, T. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. **Journal of Econometrics**. Vol. 31, p. 307-327, 1986.

BOLLERSLEV, T. Modeling the coherence in short-run nominal exchange rates: A multivariate generalized arch model. **The Review of Economic and Statistics**. Vol. 72, p. 498-505, 1990.

BOLLERSLEV, T.; CHOU, R. Y.; KRONER, K. F. Arch modeling in finance: a review of the theory and empirical evidence. **Journal of Econometrics**. Vol. 52, p. 5-59, 1992.

BOLLERSLEV, T.; XU, L.; ZHOU, H. Stock return and cash flow predictability: The role of volatility risk. **Available at SSRN**, v. 2177046, 2012.

ENDERS, W. **Applied Econometric Time Series**, 2nd Edition – Wiley, 2008. ISBN 978-81-265-1564-6.

ENGLE, R. Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. **Econometrica**. n. 50, p. 987-1007, 1982.

ENGLE, R. Garch 101: The use of arch/garch models in applied econometrics. **Journal of Economic Perspectives**. n. 15, 157-168, 2001.

ENGLE, R. F.; BOLLERSLEV, T. Modelling the Persistence of Conditional Variances. **Econometrics Reviews**. Vol. 5, p. 1-50, 81-87, 1986.

GLOSTEN, L. R.; JAGANTHAN, R.; RUNKLE, D. On the relation between the expected value and the volatility of normal excess return on shocks. **Journal of Finance**. Vol. 48, p. 1779-1801, 1993.

HERWARTZ, H.; LÜTKEPOHL, H. Multivariate volatility analysis of VW stock prices. **International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management**, v. 9, n. 1, p. 35-54, 2000.

MORETTIN, Pedro A. **Economia Financeira – Um Curso de Séries Temporais Financeiras**. 1ª Ed. – São Paulo: Blucher, 2008. ISBN 978-85-212-0458-9

MORETTIN, Pedro A.; TOLOI, Clélia M. C. **Análise de Séries Temporais**. 2ª Ed. – São Paulo: Edgard Blucher, 2006. ISBN 978-85-212-0389-6

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

OLIVEIRA, André Barbosa; PEREIRA, Pedro L. Valls. Mudanças de Regime e Persistência dos Choques sobre a Volatilidade para a Série de Preços do Petróleo: Uma Análise Comparativa da Família GARCH e Modelos com Mudança de Regime Markoviana – MSIH e SWARCH. Congresso ANPEC 2011. Disponível em <<http://anpec.org.br/encontro/2011/inscricao/arquivos/106-04e561232dbf3dcfb56c8c9d2bb82a1f.pdf>>

SANTANA, R. M.; BUENO, R. L. S. SWARCH e volatilidade implícita no câmbio do Real/USD. *Revista Brasileira de Finanças*, v. 6, n. 2, art. 169, p. 235-265, 2008.

SORANCO, Daniel et al. Precificação de Ativos Baseado no Modelo Capital Asset Pricing Model (CAPM). **PENSAR CONTÁBIL**, v. 15, n. 58, 2014.

ZAKOIAN, J. M. Threshold heteroskedastic models. **Journal of Economic Dynamics and Control**. Vol. 18, p. 931-944, 1994.

TAYLOR, S. J. An asymptotic expansion associated with the maximum likelihood estimators in ARMA models. **Journal of the Royal Statistical Society, Series B**, n. 46, 1980, pp. 58-67.