

---

## ASSIMETRIA NA VOLATILIDADE DOS RETORNOS REVISITADA: IBOVESPA, Merval E INMEX

---

ARTIGO – FINANÇAS

*Thiago Fleith Otuki*

Mestre em Economia e Finanças pela Universidade Federal de Santa Catarina – UFSC. Professor do Departamento de Economia da UFSC  
E-mail: thiagootuki@ig.com.br

Recebido em: 08/02/2007

Aprovado em: 14/12/2008

*Carlos Henrique Radavelli*

Mestre em Economia e Finanças pela UFSC  
Professor da Universidade de Tecnologia e Ciência (UTEC), Angola  
E-mail: carlosradavelli@hotmail.com

*Fernando Seabra*

Doutor em Economia pela University of Essex, Inglaterra  
Professor do Curso de Pós-Graduação em Economia da UFSC  
E-mail: seabra@cse.ufsc.br

*Newton Carneiro Affonso da Costa Jr.*

Doutor em Administração de Empresas pela EAESP/FGV  
Professor do Curso de Pós-Graduação em Economia e do Curso de Pós-Graduação em Administração da UFSC  
E-mail: newton@cse.ufsc.br

### RESUMO

Este artigo procura, por meio de modelos da classe ARCH, evidências do efeito assimétrico na volatilidade das séries de retornos dos índices de ações da Argentina (Merval), Brasil (Ibovespa) e México (Inmex) durante o período de janeiro de 2000 a dezembro de 2005. Os resultados mostraram maior influência de eventos negativos do que positivos, de mesma intensidade, sobre a volatilidade das séries analisadas, e verificou-se que choques nas séries de retornos têm efeito por vários períodos. Esses resultados são semelhantes aos encontrados por Ceretta e Costa Jr. (1999) para o período da segunda metade da década de 1990, quando houve uma série de crises sistêmicas no mercado financeiro internacional. Esta comparação permite conjecturar que esse efeito assimétrico é prevalente em séries de índices de ações, independentemente de o período analisado ser conturbado ou não.

**Palavras-chave:** Assimetria, Modelos GARCH, Volatilidade.

### *ASYMMETRY OF RETURN VOLATILITY REVISITED: IBOVESPA, Merval, AND INMEX*

### ABSTRACT

*This paper searched, for evidence of the asymmetric effect on volatility in the stock index return series of Argentina (Merval), Brazil (Ibovespa), and Mexico (Inmex) from January 2000 to December 2005 using ARCH modeling. Results showed a greater influence of negative events on volatility than positive ones of the same intensity, and that shocks on the return series persisted for some time. This is similar to findings of Ceretta and Costa Jr. (1999) during the second half of the 1990 decade, a period with many financial crises. This comparison permits conjecture that this asymmetric effect does not depend upon whether the period in question was one with economic shocks or not.*

**Key words:** Asymmetry, GARCH models, Volatility.

## 1. INTRODUÇÃO

Desde a publicação seminal de Markowitz (1952), a volatilidade é um dos principais focos de pesquisa em Finanças, exercendo um papel central em atividades como análise de risco e apreçamento de ativos financeiros. Assim, modelar e prever a volatilidade tem sido um importante objeto de investigação empírica e teórica na área financeira, pois antecipar o comportamento futuro da volatilidade de ativos ajuda na formulação de estratégias de investimentos.

Não há, todavia, um consenso sobre a melhor forma de calcular a volatilidade. Modelos como o desvio-padrão, a média móvel simples e o EWMA (*Exponentially Weighted Moving Averages*) da RiskMetrics são os mais utilizados pelos profissionais do mercado por serem mais fáceis de implementar. Entretanto, tais modelos supõem que as séries de dados são independentes e identicamente distribuídas, e que a volatilidade não varia no tempo.

Retornos de ativos financeiros não são bem representados por um processo independente e identicamente distribuído. Mandelbrot (1963) verificou que existem mudanças na volatilidade ao longo do tempo e que por isso seria necessário desenvolver modelos que incorporassem essa característica tão comum nas séries financeiras.

Engle (1982) propôs uma nova classe de modelos denominada ARCH – *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (Heteroscedasticidade Condicional Auto-Regressiva), em que se admite que uma série temporal seja gerada por um processo estocástico com uma volatilidade variável no tempo. Bollerslev (1986), por sua vez, desenvolveu o modelo GARCH – *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*, que incorpora a própria variância condicional, observada no passado, ao modelo ARCH.

Posteriormente, em razão do grande interesse de pesquisadores e investidores em melhorar a modelagem da variância condicional das séries temporais financeiras, surgiram variações que têm como base os modelos ARCH e GARCH. Black (1976) constatou que os preços das ações tendem a ser negativamente correlacionados com variações na volatilidade, ou seja, períodos de queda nos preços são frequentemente seguidos por períodos de grande volatilidade, enquanto em períodos de alta

dos preços a volatilidade não é tão intensa. Este efeito é denominado *leverage* (efeito alavancagem) ou efeito assimétrico.

Assim, os modelos ARCH e GARCH, apesar de capturarem determinadas características das séries financeiras como os agrupamentos de volatilidade, não resolvem o problema da assimetria da sua distribuição. Dessa maneira, é possível que as previsões dos modelos GARCH sejam enviesadas nas séries temporais assimétricas.

Nesse contexto, foram desenvolvidas algumas extensões que incorporam o problema da distribuição assimétrica. Um dos primeiros modelos GARCH assimétricos foi o EGARCH (*Exponential GARCH*), proposto por Nelson (1991). Glosten, Jagannathan e Runkle (1993) e Zakoian (1994) desenvolveram o modelo GJR-GARCH e TARCH (*Threshold ARCH*), respectivamente. Podemos citar outras extensões, como o ARCH-M, elaborado por Engle, Lilien e Robins (1987), e o modelo GARCH quadrático, de Sentena (1995).

Nos últimos anos foram realizados vários estudos empíricos aplicados a séries financeiras. Bollerslev, Chou e Kroner (1992) fizeram uma ampla pesquisa empírica sobre os modelos GARCH aplicados às séries financeiras temporais. Gokcan (2000) encontrou evidências de que nos mercados de capitais emergentes o modelo GARCH (1,1) tem um desempenho superior ao do modelo EGARCH, mesmo quando as séries de retornos apresentam assimetria.

Glosten, Jagannathan e Runkle (1993) demonstraram que a influência exercida por eventos negativos sobre a volatilidade é superior à dos eventos positivos no mercado norte-americano. Engle e Ng (1993) estudaram o mercado acionário japonês utilizando modelos da classe GARCH para capturar o impacto de eventos sobre a volatilidade.

Issler (1999) apresentou uma análise empírica abrangente da variância condicional do retorno de quatro ativos negociados no mercado financeiro brasileiro usando vários modelos da classe ARCH. Os resultados mostraram que a volatilidade do câmbio tinha mudanças de regime, a da série de retornos do cacau não tinha assimetria na variância, enquanto os retornos da Telebrás PN e do C-bond (título da dívida brasileira) apresentaram sinais de assimetria na variância, favorecendo o efeito alavancagem.

Souza Sobrinho (2001) realizou um estudo sobre a volatilidade do índice Ibovespa, e o resultado indicou que o modelo EGARCH (1,1) possuía a melhor estimativa. Goulart *et al.* (2005) apresentaram um estudo comparando a capacidade preditiva dos modelos EWMA, GARCH (1,1), EGARCH (1,1) e TARARCH (1,1) para prever a volatilidade do mercado interbancário de câmbio. Os resultados demonstraram que o modelo TARARCH (1,1) e o EGARCH (1,1) tiveram o melhor desempenho preditivo.

Barcinski *et al.* (1997) examinaram e compararam os modelos GJR-GARCH e EGARCH com três modelos da família GARCH: o IGARCH sem constante e com constante e o GARCH (1,1). Eles constataram que ações brasileiras com elevado volume de negócios em bolsa apresentam efeito assimetria fortemente significativo. Mól *et al.* (2003) encontraram fortes sinais de assimetria na volatilidade dos retornos do café futuro.

Ceretta e Costa Jr. (1999) examinaram a influência de eventos econômicos sobre a volatilidade nos principais mercados de ações da América Latina, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 1998, utilizando o modelo GJR-GARCH (1,1)-M. Eles encontraram evidências de assimetria em todos os mercados analisados.

Nota-se que o período analisado por Ceretta e Costa Jr. (1999) foi caracterizado por uma série de choques econômicos de abrangência global: crise da balança de pagamentos do México em dezembro de 1994, crise asiática a partir de julho de 1997, iniciada com a desvalorização da moeda tailandesa, e a moratória da Rússia em agosto de 1998.

Este artigo, de maneira complementar e comparativa aos resultados de Ceretta e Costa Jr., tem como objetivo detectar evidências de efeito assimétrico na volatilidade da série de retornos de índices de ações de países emergentes durante um período caracterizado pela quase ausência de crises de proporções globais, como as ocorridas na segunda metade da década de 1990. Adicionalmente, analisa-se o efeito da persistência da volatilidade nas séries.

Para tanto, usa-se o modelo TARARCH, semelhante ao modelo GJR-GARCH empregado por Ceretta e Costa Jr., além dos modelos GARCH e EGARCH, na análise dos índices de ações da Argentina (Merval), Brasil (Ibovespa) e México (Inmex)

durante o período de janeiro de 2000 a dezembro de 2005.

O artigo encontra-se dividido da seguinte maneira: na próxima seção apresenta-se um referencial teórico dos modelos ARCH e GARCH e de suas extensões; na terceira seção são descritos a metodologia e os dados utilizados; na quarta seção é apresentada a análise dos resultados; e na seção seguinte conclui-se o artigo.

## 2. REFERENCIAL TEÓRICO

Dentre os modelos de volatilidade destaca-se o modelo ARCH, proposto por Engle (1982). Os modelos desta classe servem de grande ferramenta para captar as oscilações da volatilidade em séries financeiras, como índices de ações. Assim, as séries de retornos gerados podem ser descritas pelo seguinte processo auto-regressivo de ordem  $k$ :

$$r_{i,t} = \alpha_0 + \sum_{i=1}^k \alpha_i r_{i,t-i} + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim iid(0, \sigma^2) \quad (1)$$

O modelo ARCH ( $p$ ) explicita a variância condicional (volatilidade) como uma função das inovações quadráticas passadas, conforme as equações 2 e 3:

$$\varepsilon_t | \Omega_{t-1} \sim N(0, \sigma_t^2) \quad (2)$$

$$\sigma_t^2 = E(\varepsilon_t^2 | \varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \quad (3)$$

em que  $\sigma_t^2$  denota a variância condicional, dadas as informações no tempo  $t-1$ ,  $t-2$ , ...  $t-p$ . As restrições dos parâmetros são:  $\alpha_0 > 0$ ,  $\alpha_i > 0$ , para  $i = 1, \dots, p$  e  $\sum \alpha_i < 1$ , que são condições necessárias para garantir que a variância condicional seja positiva fracamente estacionária. Tem-se que a série dos erros, representada por  $\{\varepsilon_t\}$ , não apresenta correlação serial, mas esses erros não são estocasticamente independentes.

A idéia inicial do modelo ARCH provocou, posteriormente, muitos debates e alguns aperfeiçoamentos por parte dos pesquisadores. Bollerslev (1986) desenvolveu uma generalização do modelo ARCH, denominada GARCH, na qual a

variância condicional não é função apenas das inovações quadráticas passadas, mas também dos seus próprios valores passados.

O modelo completo GARCH (p, q) adiciona assim q termos auto-regressivos à especificação ARCH (p), de modo que a equação da variância condicional toma a seguinte forma:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (4)$$

onde:

$\sigma_t^2$  = a variância condicional em t;

$\alpha_0$  = constante;

$\varepsilon_{t-i}^2$  = erro observado ao quadrado em t - i;

$\sigma_{t-j}^2$  = variância condicional em t - j;

$\alpha_i$  = parâmetro associado ao termo  $\varepsilon_{t-i}^2$ ;

$\beta_j$  = parâmetro associado ao termo  $\sigma_{t-j}^2$ .

São dadas as seguintes condições para que a variância do processo seja positiva e estacionária:  $\alpha_0 > 0$ ,  $\alpha_i \geq 0$ ,  $\beta_j \geq 0$ . Para que exista um processo estacionário, a soma dos parâmetros deve ser:

$$\sum_{i=1}^p \alpha_i + \sum_{j=1}^q \beta_j < 1$$

O modelo GARCH, apesar de remover de maneira satisfatória algumas características das séries financeiras como a leptocurtose e o *volatility clustering* (agrupamento de volatilidade), não resolve o problema da assimetria da sua distribuição, pois o erro observado  $\varepsilon_{t-i}$  sempre entra no modelo ao quadrado, não havendo distinção entre choques positivos e negativos. Nesse contexto, o modelo GARCH padrão (simétrico) pode produzir estimativas duvidosas dos parâmetros.

Tal efeito é denominado *leverage* (efeito alavancagem), no qual a volatilidade é maior depois de choques negativos do que depois de choques

positivos de mesma magnitude. Essa característica pode ser capturada por dois modelos derivados da família ARCH: o EGARCH e o TARCH.

Nelson (1991) desenvolveu o modelo EGARCH (*Exponential GARCH*), no qual o efeito de choques é exponencial e não quadrático. A variância condicional de um modelo EGARCH (1,1) é definida como:

$$\ln(\sigma_t^2) = \alpha_0 + \beta_1 \ln(\sigma_{t-1}^2) + \alpha_1 \left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| + \lambda_1 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \quad (5)$$

onde:

$\sigma_t^2$  = a variância condicional em t;

$\alpha_0$  = constante;

$\varepsilon_{t-1}$  = erro observado em t - 1;

$\alpha_1$ ,  $\beta_1$ ,  $\lambda_1$  = parâmetros do modelo;

$\sigma_{t-1}$  = desvio-padrão observado em t - 1.

Assim, se  $\lambda_1 < 0$ , podemos afirmar que há o efeito *leverage*, ou seja, existe assimetria na volatilidade da série de retornos analisada. Para Alexander (2005), a vantagem é que, ao contrário do GARCH, o EGARCH não precisa adotar a restrição de não negatividade dos parâmetros com o intuito de evitar a geração de variâncias negativas, pois considera a variância condicional em termos logarítmicos.

O modelo TARCH (*Threshold Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*) foi proposto por Zakoian (1994). A intuição deste modelo é que “notícias ruins” têm um impacto maior sobre a volatilidade do que “notícias boas”, conforme ilustra a Figura 1. A variância condicional de um modelo TARCH (1,1) pode ser definida por:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \lambda_1 d_{t-1} \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (6)$$

onde:

$\sigma_t^2$  = a variância condicional em t;

$\alpha_0$  = constante;

$\varepsilon_{t-1}$  = erro observado em  $t - 1$ ;

$\alpha_1, \beta_1, \lambda_1$  = parâmetros do modelo;

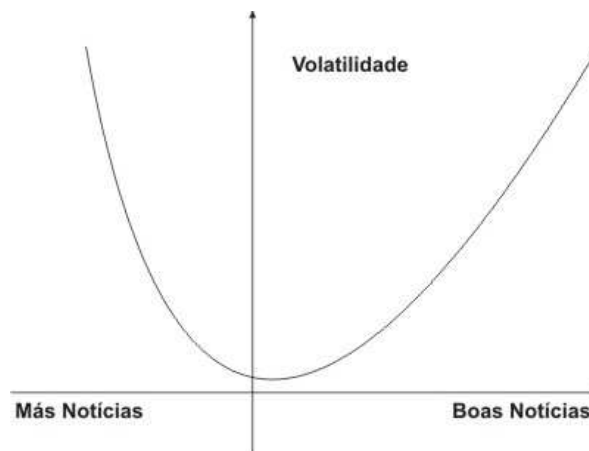
$\sigma_{t-1}^2$  = a variância condicional em  $t - 1$ .

A variável *dummy*  $d_{t-1}$  assume o valor  $d_{t-1} = 1$ , se  $\varepsilon_{t-1} < 0$ , e  $d_{t-1} = 0$ , se  $\varepsilon_{t-1} > 0$ . Portanto, temos que:

$d_{t-1} = 1$ , se houver efeito de um choque negativo (más notícias)  $\varepsilon_{t-1}$  em  $\sigma_t^2$ ;

$d_{t-1} = 0$ , se houver efeito de um choque positivo (boas notícias)  $\varepsilon_{t-1}$  em  $\sigma_t^2$ .

Figura 1: Efeito *Leverage* – a reação da volatilidade a boas e más notícias



Fonte: ENDERS, 2004.

### 3. METODOLOGIA E DADOS

Os dados utilizados são as séries históricas dos retornos diários (dados de fechamento) de três índices das bolsas de valores do mercado Latino Americano: Argentina (Merval), Brasil (Ibovespa) e México (Inmex). As séries foram obtidas no banco de dados da empresa Economática. O período de análise compreende os dias 03/01/2000 a 29/12/2005 e totalizam, em média, para cada índice, 1.480 observações. Todos os índices foram ajustados pelas flutuações da taxa de câmbio relativa ao dólar norte-americano. Os modelos também foram estimados com as séries não ajustadas (em moeda local), mas não foram detectadas diferenças significativas nos resultados.

A taxa de retorno, para cada um dos índices, foi calculada em forma logarítmica pela expressão  $r_{i,t} = \ln P_{i,t} - \ln P_{i,t-1}$ , onde  $r_{i,t}$  é o retorno do índice  $i$  no dia  $t$ ;  $P_{i,t}$  é o preço de fechamento do índice no mercado  $i$  em  $t$ ; e  $P_{i,t-1}$  é o preço de fechamento do índice no índice  $i$  em  $t - 1$ .

Posteriormente, foram estimadas algumas estatísticas descritivas das séries de retornos dos índices de mercado, com o intuito de identificar algumas características comuns encontradas em séries temporais financeiras. Para encontrar evidências de efeitos ARCH, foram estimados os coeficientes de autocorrelação e autocorrelação parcial dos retornos e calculados os retornos ao quadrado dos três índices. Da mesma maneira, para constatar que a volatilidade das séries de retornos possui um padrão ARCH, realizou-se o teste

ARCH-LM (ARCH – Multiplicador de Lagrange)<sup>1</sup>, proposto por Engle (1982).

Assim, antes dos modelos GARCH, foi estimada a equação da média condicional, pois os retornos não esperados ou os erros gerados da equação da média servem de insumo para os modelos da classe ARCH. Conforme Alexander (2005), não se devem usar muitos parâmetros na equação da média condicional para que não haja problemas de convergência. Portanto, foi adotado um modelo AR(1) como padrão para a estimativa da média condicional. Ele pode ser representado da seguinte forma:

$$r_t = \alpha_0 + \alpha_1 r_{t-1} + \varepsilon_t \quad (7)$$

Por fim, foram estimados os parâmetros dos seguintes modelos:

GARCH (1,1)

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (8)$$

EGARCH (1,1)

$$\ln(\sigma_t^2) = \alpha_0 + \beta_1 \ln(\sigma_{t-1}^2) + \alpha_1 \left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| + \lambda_1 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \quad (9)$$

TARCH (1,1)

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \lambda_1 d_{t-1} \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (10)$$

Os parâmetros dos modelos foram estimados pelo método de máxima verossimilhança e o algoritmo de otimização utilizado foi o Berndt-Hall-Hall-Hausmann (BHHH), conforme recomendado por Bollerslev (1986). Tanto os cálculos dos retornos quanto os testes e as estimativas dos parâmetros foram realizados com o auxílio do *software* Eviews versão 4.1.

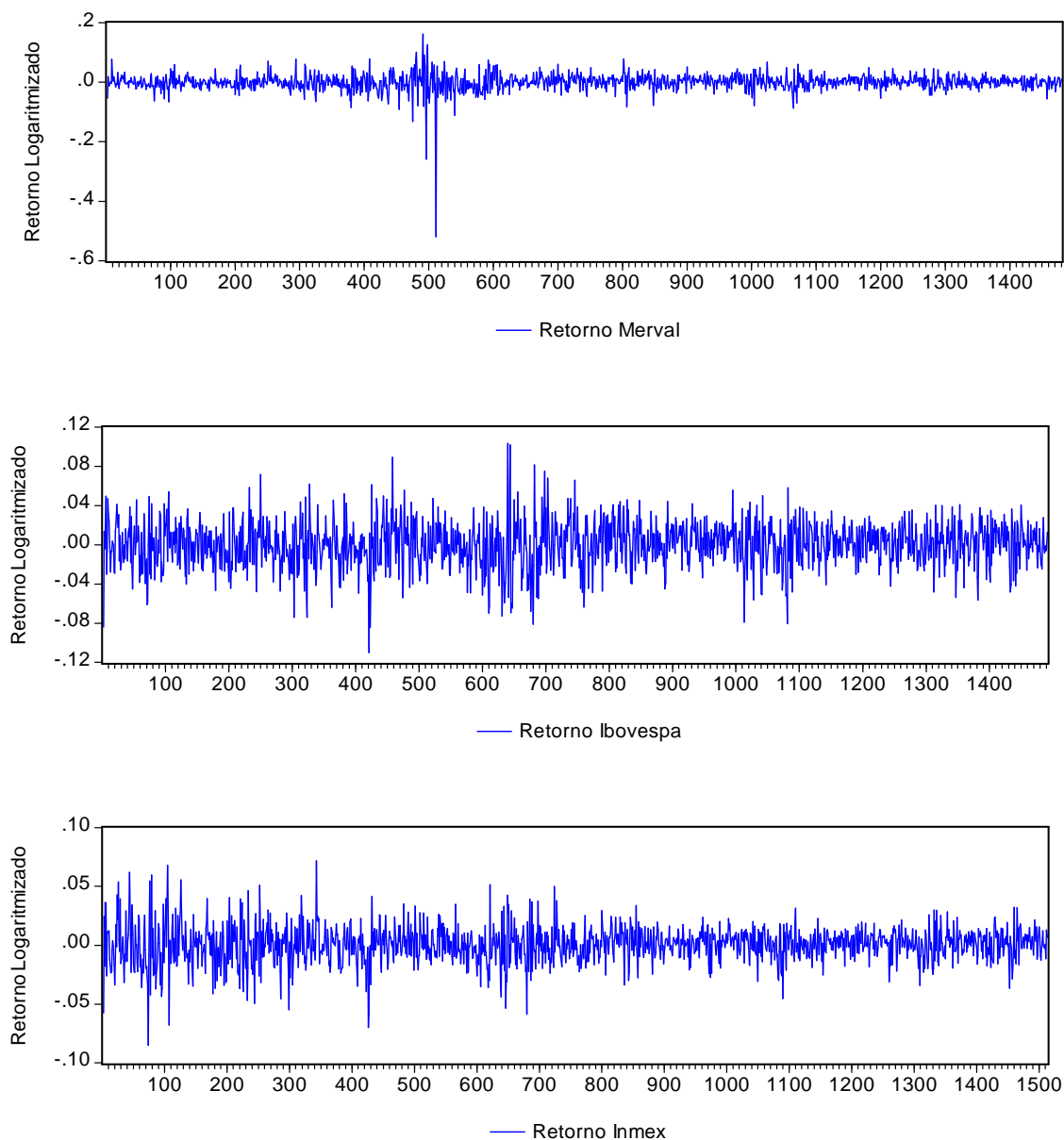
<sup>1</sup> Para testar a presença do processo ARCH, Engle (1982) mostra que a estatística LM pode ser calculada a partir de  $TR^2$ , em que T representa o número de observações e  $R^2$  o coeficiente de correlação múltipla da regressão:  $\hat{\varepsilon}_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \hat{\varepsilon}_{t-1}^2 + \alpha_2 \hat{\varepsilon}_{t-2}^2 + \dots + \alpha_q \hat{\varepsilon}_{t-q}^2$ . Sob a hipótese nula, a estatística converge para uma distribuição qui-quadrado, com q graus de liberdade.

#### 4. ANÁLISE DOS RESULTADOS

A partir da Figura 2 pode-se realizar uma análise visual do comportamento dos retornos diários dos índices Merval, Ibovespa e Inmex no período de 03/01/2000 a 29/12/2005. Mesmo após as grandes crises financeiras da segunda metade da década de 1990, como a do México em dezembro de 1994, a asiática no segundo semestre de 1997, a moratória da Rússia em agosto de 1998 e a maxidesvalorização cambial brasileira em janeiro de 1999, percebe-se, principalmente no Brasil (Ibovespa) e México (Inmex), uma alta volatilidade, que é confirmada pelo desvio-padrão apresentado na Tabela 1.

Ainda visualizando-se a Figura 2, percebe-se também a presença de “agrupamentos de volatilidade”, que proporciona um indicativo da existência de heteroscedasticidade condicional autoregressiva nas séries de retornos. No caso da bolsa argentina, apesar de os agrupamentos não serem tão pronunciados verifica-se a presença de *outliers* referente à mudança de regime cambial naquela data.

**Figura 2: Série de retornos do índice Merval , Ibovespa e Inmex  
03/01/2000 a 29/12/2005**



Fonte: resultados estimados no *software* Eviews 4.1, com base nos dados coletados na Economática.

A Tabela 1 resume as estatísticas descritivas das três séries de retornos dos índices de mercado. Observa-se que os retornos médios -0,00586% (Merval), 0,0281% (Ibovespa) e 0,0561% (Inmex) são próximos de zero e inferiores às suas medianas (0,0801%, 0,1117% e 0,11%, respectivamente), característica considerada comum nas séries

financeiras. A volatilidade, medida pelo desvio-padrão, mostra-se muito alta. No caso do Ibovespa, a volatilidade diária é de 1,822%, equivalente a 29% ao ano.

**Tabela 1: Estatísticas descritivas das séries de retornos dos índices Merval, Ibovespa e Inmex**

Estatísticas	Merval	Ibovespa	Inmex
Média	-0,00006	0,00028	0,00056
Mediana	0,00080	0,00112	0,00110
Máximo	0,16117	0,10308	0,07167
Mínimo	-0,51837	-0,10994	-0,08500
Desvio-padrão	0,02837	0,01822	0,01549
Assimetria	-4,5061	0,1822	-0,1601
Curtose	83,6646	4,3069	5,5343
Jarque-Bera (JB)	405985,4	114,28310	411,08770
Valor P (JB)	0,0000	0,0000	0,0000

Fonte: resultados estimados no *software* Eviews 4.1, com base nos dados coletados na Económica.

O coeficiente de curtose evidencia que as três séries de retornos são leptocúrticas em relação à distribuição normal. Esses valores sugerem a rejeição da hipótese nula de que as séries seguem uma distribuição normal, o que é confirmado pelos elevados valores da estatística de Jarque-Bera.

A Tabela 2 contém estimativas dos coeficientes de autocorrelação e autocorrelação parcial para a série de retornos dos índices de mercado. Na Tabela 3 temos tais coeficientes da série de retornos

elevados ao quadrado. Assim, exceto para o índice Merval, a autocorrelação é significativa para todas as defasagens (valor  $p = 0$ ), exibindo sinais de previsibilidade que evidenciam o efeito ARCH nas séries. Para Alexander (2005), a existência de uma forte autocorrelação dos retornos ao quadrado indica a presença de “agrupamentos de volatilidade”, que pode ser confirmada pelos retornos do Ibovespa e do Inmex, apresentados na Figura 2.

**Tabela 2: Estimativas dos coeficientes de autocorrelação e autocorrelação parcial para as séries de retornos dos índices Merval, Ibovespa e Inmex**

Retornos	Merval	Valor P	Ibovespa	Valor P	Inmex	Valor P
AC (1)*	0,028	0,275	0,147	0,000	0,114	0,000
AC (2)	-0,053	0,067	-0,016	0,000	-0,005	0,000
AC (3)	0,012	0,131	-0,013	0,000	0,03	0,000
AC (4)	0,044	0,073	-0,005	0,000	0,011	0,000
AC (5)	-0,007	0,125	-0,016	0,000	-0,066	0,000
ACP (1)**	0,028	0,275	0,147	0,000	0,114	0,000
ACP (2)	-0,054	0,067	-0,039	0,000	-0,018	0,000
ACP (3)	0,016	0,131	-0,004	0,000	0,033	0,000
ACP (4)	0,041	0,073	-0,004	0,000	0,004	0,000
ACP (5)	-0,009	0,125	-0,016	0,000	-0,068	0,000

Notas:

\*Função de autocorrelação.

\*\*Função de autocorrelação parcial.

( ) Os números entre parênteses na primeira coluna indicam a defasagem.

Fonte: resultados estimados no *software* Eviews 4.1, com base nos dados coletados na Económica.

No caso do índice Merval, a assimetria negativa (-4,5061) e o extremo excesso de curtose (83,6646) mostram que a causa aparente dos valores baixos (estatisticamente não significativa) da autocorrelação dos retornos ao quadrado é um único

retorno extremamente negativo. No dia 11/02/2002 a bolsa argentina teve uma queda de 51,83% (ver Tabela 1 e Figura 2), devida à crise cambial que levou a Argentina a modificar o sistema de câmbio fixo para flutuante.



**Tabela 3: Estimativas dos coeficientes de autocorrelação e autocorrelação parcial para as séries de retornos ao quadrado dos índices Merval, Ibovespa e Inmex**

Retornos	Merval	Valor P	Ibovespa	Valor P	Inmex	Valor P
AC (1)*	0,019	0,456	0,121	0,000	0,146	0,000
AC (2)	0,029	0,409	0,166	0,000	0,197	0,000
AC (3)	0,029	0,388	0,125	0,000	0,178	0,000
AC (4)	0,006	0,546	0,18	0,000	0,079	0,000
AC (5)	0,031	0,480	0,093	0,000	0,139	0,000
ACP (1)**	0,019	0,456	0,121	0,000	0,146	0,000
ACP (2)	0,028	0,409	0,154	0,000	0,18	0,000
ACP (3)	0,028	0,388	0,093	0,000	0,136	0,000
ACP (4)	0,004	0,546	0,14	0,000	0,011	0,000
ACP (5)	0,029	0,480	0,036	0,000	0,08	0,000

Notas:

\*Função de autocorrelação dos retornos ao quadrado.

\*\*Função de autocorrelação parcial dos retornos ao quadrado.

( ) Os números entre parênteses na primeira coluna indicam a defasagem.

Fonte: resultados estimados no *software* Eviews 4.1, com base nos dados coletados na Economática.

Na Tabela 4, para confirmar as evidências do efeito ARCH nas séries de retornos, apresenta-se o teste ARCH-LM (via multiplicador de Lagrange). Os valores do teste, para cinco defasagens, fornecem evidências contra a hipótese nula de não haver heteroscedasticidade condicional autorregressiva nas séries de retornos do Ibovespa, Inmex e Merval.

No caso do índice Merval, modificou-se a equação da média em razão do choque ocorrido na economia Argentina em janeiro de 2002. Assim, criou-se uma variável *dummy* para a equação (7), que assume o valor 1 nos dias 17/01/2002 e 11/02/2002 e zero nos demais dias.

**Tabela 4: Teste ARCH-LM (Multiplicador de Lagrange)**

Teste ARCH	
<b>Merval</b>	
Estatística F	66,3183 (0,000)
TxR <sup>2</sup>	271,5644 (0,000)
<b>Ibovespa</b>	
Estatística F	22,8245 (0,000)
TxR <sup>2</sup>	106,3726 (0,000)
<b>Inmex</b>	
Estatística F	26,5941 (0,000)
TxR <sup>2</sup>	122,6319 (0,000)

Notas:

T é o número de observações ou de resíduos da série.

R<sup>2</sup> é o coeficiente de correlação múltipla.

Valor P entre parênteses.

Fonte: resultados estimados no *software* Eviews 4.1, com base nos dados coletados na Economática.

Os resultados da estimação para as equações da média e da variância condicional dos retornos dos índices Merval, Ibovespa e Inmex estão apresentados nas Tabelas 5, 6 e 7, respectivamente.

Na Tabela 5 pode-se observar que, exceto as constantes das equações da média, todos os parâmetros são significativos ao nível de 1%. Pode-se confirmar, pelo valor negativo e a significância do parâmetro  $\lambda_1 \varepsilon_{t-1} / \sigma_{t-1}$ , do modelo EGARCH (1,1), e pelo valor positivo e a significância do

parâmetro  $d_{t-1} \varepsilon_{t-1}^2$ , do modelo TARCH (1,1), que a série de retornos do índice Merval fornece evidências de assimetria. Dessa maneira, os resultados comprovam que a volatilidade do Merval, no período analisado, apresenta respostas diferentes a choques positivos e negativos.

**Tabela 5: Resultados das estimativas dos parâmetros e da qualidade do ajuste do índice Merval (Argentina)**

MERVAL						
Parâmetros	Estimativas					
	GARCH (1,1)		TARCH (1,1)		EGARCH (1,1)	
<b>Média</b>						
C	0,000921		0,000468	(5)	0,000767	
Dummy	-0,417297	(1)	-0,425838	(1)	-0,418223	(1)
AR(1)	0,07525	(1)	0,084054	(1)	0,078387	(1)
<b>Variância</b>						
C	1,29E-05	(1)	1,29E-05	(1)	-0,303615	(1)
$\sigma_{t-1}^2$	0,89703	(1)	0,899825	(1)	*	
$\varepsilon_{t-1}^2$	0,079002	(1)	0,0401	(1)	*	
$d_{t-1} \varepsilon_{t-1}^2$	*		0,0719	(1)	*	
$\alpha_1 \left  \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right $	*		*		0,1701112	(1)
$\lambda_1 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}$	*		*		-0,037395	(1)
$\beta_1 \ln(\sigma_{t-1}^2)$	*		*		0,977297	(1)
<b>Qualidade do ajuste</b>						
Indicadores	GARCH (1,1)		TARCH (1,1)		EGARCH (1,1)	
<b>Akaike</b>	-4,813973		<b>-4,823408</b>		-4,814251	
<b>Schwarz</b>	-4,792464		<b>-4,798314</b>		-4,789157	
<b>SQR</b>	<b>0,882035</b>		0,882983		0,882033	
<b>Persistência</b>	0,976032		0,939925		0,977297	

Notas:

(1) Valor significativo em nível de 1%.

(5) Valor significativo em nível de 5%.

Os valores em negrito denotam o melhor ajuste.

A persistência do choque para o modelo GARCH e TARCH é igual à soma dos coeficientes de  $\varepsilon_{t-i}^2$  e  $\sigma_{t-1}^2$ .

A persistência do choque para o modelo EGARCH é igual ao coeficiente de  $\beta_1 \ln(\sigma_{t-1}^2)$ .

Fonte: resultados estimados no *software* Eviews 4.1, com base nos dados coletados na Economática.

Na Tabela 6 pode-se observar que, exceto as constantes das equações da média e o parâmetro associado ao  $\varepsilon_{t-1}^2$  do modelo TARCH (1,1), todos os parâmetros são significativos ao nível de 1%. Pode-se confirmar, ainda, de modo semelhante ao

caso do índice Merval, que a série de retornos do índice Ibovespa também fornece evidências de assimetria.

**Tabela 6: Resultados das estimativas dos parâmetros e da qualidade do ajuste do índice Ibovespa (Brasil)**

IBOVESPA						
Parâmetros	Estimativas					
	GARCH (1,1)		TARCH (1,1)		EGARCH (1,1)	
<b>Média</b>						
C	0,000998		0,000319		0,000187	
AR(1)	0,137497	(1)	0,149046	(1)	0,144643	(1)
<b>Variância</b>						
C	1,52E-05	(1)	1,33E-05	(1)	-0,26182	(1)
$\sigma_{t-1}^2$	0,912098	(1)	0,93049	(1)	*	
$\varepsilon_{t-1}^2$	0,058554	(1)	-0,002968		*	
$d_{t-1}\varepsilon_{t-1}^2$	*		0,090362	(1)	*	
$\alpha_1 \left  \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right $	*		*		0,078216	(1)
$\lambda_1 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}$	*		*		-0,074642	(1)
$\beta_1 \ln(\sigma_{t-1}^2)$	*		*		0,973819	(1)
<b>Qualidade do ajuste</b>						
Indicadores	GARCH (1,1)		TARCH (1,1)		EGARCH (1,1)	
<b>Akaike</b>	-4,772322		<b>-4,793251</b>		-4,793195	
<b>Schwarz</b>	-4,754505		<b>-4,771871</b>		-4,771815	
<b>SQR</b>	0,785985		<b>0,785456</b>		0,785481	
<b>Persistência</b>	0,970652		0,927522		0,973819	

Notas:

(1) Valor significativo em nível de 1%.

Os valores em negrito denotam o melhor ajuste.

A persistência do choque para o modelo GARCH e TARCH é igual à soma dos coeficientes de  $\varepsilon_{t-i}^2$  e  $\sigma_{t-1}^2$ .

A persistência do choque para o modelo EGARCH é igual ao coeficiente de  $\beta_1 \ln(\sigma_{t-1}^2)$ .

Fonte: resultados estimados no *software* Eviews 4.1, com base nos dados coletados na Economia.

Ademais, observa-se na Tabela 6 que a persistência é elevada para os três modelos, indicando que um choque na série de retornos do Ibovespa terá efeito por vários períodos. O melhor modelo, pelos critérios de Akaike, Schwarz e SQR,

foi o TARCH (1,1). Entretanto, como um dos parâmetros não é significativo, pode-se adotar o modelo EGARCH (1,1) como aquele que melhor se ajustou.

Seguindo o mesmo padrão de comportamento do mercado argentino e brasileiro, a série de retornos do índice Inmex, na Tabela 7, fornece evidências

tanto de assimetria como de persistência dos choques. O melhor modelo, pelos critérios de Akaike, Schwarz e SQR, foi o EGARCH (1,1).

**Tabela 7: Resultados das estimativas dos parâmetros e da qualidade do ajuste do índice Inmex (México)**

INMEX						
Estimativas						
Parâmetros	GARCH (1,1)		TARCH (1,1)		EGARCH (1,1)	
<b>Média</b>						
C	0,001268	(1)	0,000836	(5)	0,000648	(10)
AR(1)	0,109713	(1)	0,113286	(1)	0,118815	(1)
<b>Variância</b>						
C	3,39E-06	(1)	3,61E-06	(1)	-0,265439	(1)
$\sigma_{t-1}^2$	0,916582	(1)	0,929241	(1)		
$\varepsilon_{t-1}^2$	0,068199	(1)	0,005891			
$d_{t-1}\varepsilon_{t-1}^2$			0,092129	(1)		
$\alpha_1 \left  \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right $					0,094175	(1)
$\lambda_1 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}$					-0,079982	(1)
$\beta_1 \ln(\sigma_{t-1}^2)$					0,977671	(1)
Qualidade do ajuste						
Indicadores	GARCH (1,1)		TARCH (1,1)		EGARCH (1,1)	
<b>Akaike</b>	-5,675321		-5,69692		<b>-5,701357</b>	
<b>Schwarz</b>	-5,657706		-5,675792		<b>-5,68023</b>	
<b>SQR</b>	0,35517		0,3547		<b>0,354646</b>	
<b>Persistência</b>	0,984781		0,935132		<b>0,977671</b>	

Notas:

(1) Valor significativo em nível de 1%.

(5) Valor significativo em nível de 5%.

(10) Valor significativo em nível de 10%.

Os valores em negrito denotam o melhor ajuste.

A persistência do choque para o modelo GARCH e TARCH é igual à soma dos coeficientes de  $\varepsilon_{t-i}^2$  e  $\sigma_{t-1}^2$ .

A persistência do choque para o modelo EGARCH é igual ao coeficiente de  $\beta_1 \ln(\sigma_{t-1}^2)$ .

Fonte: resultados estimados no *software* Eviews 4.1, com base nos dados coletados na Economática.

## 5. CONCLUSÃO

Este artigo procurou evidências da existência de efeitos assimétricos na volatilidade das séries de índices de ações de três países emergentes da América Latina (Argentina, Brasil e México) no período de janeiro de 2000 a dezembro de 2005. Os índices analisados foram o Merval (Argentina), o Ibovespa (Brasil) e o Inmex (México). Foram testados três modelos da classe ARCH: GARCH (1,1), EGARCH (1,1) e TARCH (1,1).

Os resultados encontrados permitem concluir que os três índices apresentaram evidências de assimetria, ou seja, a volatilidade apresentou respostas diferentes a choques positivos e negativos. De fato, os resultados obtidos para os três mercados pesquisados indicam que o incremento de volatilidade é maior após choques negativos do que após choques positivos, de mesma intensidade, nos retornos das ações. Além da assimetria, pôde-se constatar a forte persistência dos choques na volatilidade, indicando que tais choques podem levar vários períodos para se dissipar. Esses resultados possibilitam que o mercado reconheça que más notícias, originárias da economia doméstica (como uma elevação da taxa de juros) ou da economia internacional (como um aumento da inflação mundial), tendem a ter efeitos mais significativos do que boas notícias. Na política econômica, os governos podem atuar com medidas compensatórias aos choques negativos no mercado de capitais. Isso vai depender dos efeitos desses choques sobre o nível de renda e riqueza da economia e também sobre a expectativa dos agentes econômicos<sup>2</sup> (em geral sensíveis em suas decisões de consumo e investimento aos rendimentos do mercado de capitais).

Quando se analisaram os critérios de ajustamento e a significância estatística dos parâmetros, pôde-se concluir também que o modelo EGARCH (1,1) para o índice Inmex e o modelo TARCH (1,1) para os

índices Ibovespa e Merval foram os que melhor se ajustaram às séries de retornos. Tais resultados confirmam as pesquisas realizadas com diversos retornos de ativos financeiros que apresentam volatilidade assimétrica em países de economia desenvolvida, como o norte-americano. Assim, os modelos EGARCH e TARCH revelaram-se como alternativas ao GARCH simétrico para estimar a volatilidade nesses mercados.

Finalmente, os resultados obtidos podem ser comparados com aqueles encontrados por Ceretta e Costa Jr. (1999). Enquanto o período analisado pelo presente estudo foi caracterizado pela quase ausência de crises de ordem financeira global, o período analisado por Ceretta e Costa Jr., segunda metade da década de 1990, caracterizou-se por diversas crises financeiras, como a do México, a do Sudeste Asiático e a russa. Considerando-se que os resultados de ambos os estudos comprovam a existência de assimetria na volatilidade de retornos de ações, com evidência de que os impactos de choques adversos são mais significativos, pode-se afirmar que a ocorrência de assimetria não é influenciada pelo ciclo econômico. Este resultado – válido para o período em estudo e para países da América Latina – contrasta com a evidência para países desenvolvidos (KIM; LEE, 2008), em que tanto a assimetria quanto a persistência de choques tendem a diminuir ao longo de fases ascendentes do ciclo econômico. Justifica-se essa diferença pelas próprias características intrínsecas dos mercados de capitais de países emergentes, como um maior nível de risco sistemático decorrente especialmente de falhas jurídico-institucionais no controle de capital, na remessa de lucros e na regulação e transparência da gestão de empresas de capital aberto.

## 6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALEXANDER, C. *Modelos de mercados: um guia para a análise de informações financeiras*. São Paulo: Bolsa de Mercadorias & Futuros, 2005.

BARCINSKI, B.; ALMEIDA, B. C. D. P. A.; GARCIA, M. G. P.; SILVEIRA, M. A. C. Estimção da volatilidade do retorno das ações brasileiras – um método alternativo à família GARCH. *Resenha BM&F*, v. 116, p. 1-19, 1997.

BLACK, F. Studies of stock market volatility changes. *Proceedings of the American Statistical*

<sup>2</sup> Um exemplo de choque adverso nos rendimentos do mercado de capitais é a crise do *subprime* no mercado imobiliário dos Estados Unidos. Essa crise de credibilidade em instituições de empréstimo imobiliário nos EUA tem tido impacto negativo sobre o valor das ações no mercado norte-americano (efeito riqueza adverso) e também um efeito indireto negativo sobre expectativas de desempenho das empresas e da própria economia dos EUA (para detalhes sobre esses impactos, ver Foote *et al.*, 2008).

- Association, Business and Economic Statistics Section, p. 177-181, 1976.
- BOLLERSLEV, T. Generalized autorregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, v. 31, p. 307-327, 1986.
- BOLLERSLEV, T.; CHOU, R. Y. E.; KRONER, K. F. ARCH modeling in finance: a review of the theory and empirical evidence. *Journal of Econometrics*, v. 52, p. 5-59, 1992.
- CERETTA, P. S.; COSTA JR., N. C. A. da. Influência de eventos positivos e negativos sobre a volatilidade dos mercados na América Latina. *Caderno de Pesquisas em Administração*, v. 1, n. 10, p. 35-41, 3º. trim. 1999.
- ENDERS, W. *Applied Econometric Time Series*. 2. ed. Nova York: Wiley, 2004.
- ENGLE, R. F. Autorregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, v. 50, n. 4, p. 987-1007, 1982.
- ENGLE, R. F.; LILIEN, D. M.; ROBINS, R. P. Estimating time-varying risk premia in the term structure: the ARCH-M model. *Econometrica*, v. 55, n. 2, p. 391-401, 1987.
- ENGLE, R. F.; NG, V. K. Measuring and testing the impact of news on volatility. *Journal of Finance*, v. 48, p. 1749-1801, 1993.
- FOOTE, C. L.; GERARDI, C.; GOETTE, L.; WILLEN, P. S. Subprime facts: what (we think) we know about the subprime crisis and what we don't. Public Policy Discussion Paper, Federal Reserve Bank of Boston, 08-2, 2008.
- GLOSTEN, L. R.; JAGANNATHAN, R.; RUNKLE, D. E. On the relation between the expected value and volatility of the nominal excess return on stocks. *Journal of Finance*, v. 48, p. 1779-1801, 1993.
- GOKCAN, S. Forecasting volatility of emerging stock markets: linear versus non-linear GARCH models. *Journal of Forecasting*, v. 19, p. 499-504, 2000.
- GOULART, C. P.; AMARAL, H. F.; BERTUCCI, L. A.; BRESSAN, A. A. Previsão da volatilidade no mercado interbancário de câmbio. *Revista de Administração de Empresas*, (Edição Especial Minas Gerais), v. 45, p. 86-100, 2005.
- ISSLER, J. V. Estimating and forecasting the volatility of Brazilian finance series using ARCH models. *The Brazilian Review of Econometrics*, v. 19, n. 1, p. 5-56, 1999.
- KIM, S.W.; LEE R. S. Stock Returns, Asymmetric Volatility, Risk Aversion, and Business Cycle: Some New Evidence. *Economic Inquiry*, v. 46, n. 2, p. 131-148, 2008.
- MANDELBROT, B. The variation of certain speculative prices. *Journal of Business*, v. 36, p. 394-419, 1963.
- MARKOWITZ, H. M. Portfolio selection. *Journal of Finance*, v. 7, n. 1, p. 77-91, 1952.
- MÓL, A. L. R.; CASTRO, J. L. G. D.; SÁFADI, T.; FIGUEIREDO, D. F. D. Assimetria na volatilidade dos retornos de derivativos de café. *Resenha BM&F*, v. 157, p. 45-54, 2003.
- NELSON, D. B. Conditional heteroskedasticity in asset returns: a new approach. *Econometrica*, v. 59, p. 347-370, 1991.
- SENTENA, E. Quadratic ARCH models. *Review of Economic Studies*, v. 62, p. 639-661, 1995.
- SOUZA SOBRINHO, N. F. Extração da volatilidade do IBOVESPA. *Resenha BM&F*, v. 144, p. 17-39, 2001.
- ZAKOIAN, J. M. Threshold heteroskedasticity models. *Journal of Economic Dynamics and Control*, v. 18, p. 931-955. 1994.