

INFLUÊNCIA DE EVENTOS POSITIVOS E NEGATIVOS SOBRE A VOLATILIDADE DOS MERCADOS NA AMÉRICA LATINA

Paulo Sergio Ceretta¹
Newton C. A. da Costa, Jr.²

RESUMO

Este estudo examina a influência de eventos sobre a volatilidade nos mercados de ações da América Latina, utilizando a modelagem GJR-GARCH(1,1)-M. O estudo utiliza índices diários dos mercados de ações e abrange um período compreendido entre Janeiro de 1995 e Dezembro de 1998. Os resultados obtidos sugerem que a influência dos eventos negativos é superior a dos eventos positivos na maioria dos países analisados.

INTRODUÇÃO

Muitos modelos estatísticos, utilizados em finanças, assumem que a variância do termo de distúrbância é constante ao longo do tempo. Porém, sabe-se *a priori* que variáveis econômicas podem exibir períodos de grande volatilidade, seguidos de intervalos com uma volatilidade mais amena em seus preços. Nessas circunstâncias, a hipótese de homoscedasticidade é inapropriada. Sendo a volatilidade constantemente utilizada como uma medida de risco, torna-se de grande utilidade não só o estudo de seu comportamento, como também o conhecimento de como certos fatos a influenciam.

Este trabalho procura, para os mercados de ações na América Latina, evidências empíricas da influência sobre a volatilidade de eventos positivos e negativos através da mudança de preço nos índices de ações. Nesse ponto, é importante ressaltar que estudos similares realizados em outros mercados - dos quais destacam-se French et al. (1987), Schwert (1990) e Glosten et al. (1993) - constataram que a influência exercida por variações negativas nos preços sobre a volatilidade é maior do que a exercida por variações positivas de mesma magnitude.

Modelos ARCH

Grande parte do sucesso da gestão de investimentos está associado à habilidade de se identificar, antecipadamente, o comportamento do risco. A maioria dos pesquisadores, na área financeira, trabalham com a idéia de que o risco pode ser previsto, principalmente, após a publicação do estudo de Engle (1982).

A consequência direta do fato de que a heteroscedasticidade, em séries temporais, é um fenômeno comum nas variáveis relacionadas ao mercado financeiro é de que a variância não condicionada no período (t) passa a ser uma informação irrelevante para a compra ou venda de um ativo no período ($t + 1$).

Engle (1982), a fim de capturar as variações naturais da variância ao longo das séries temporais no mercado financeiro sugeriu como alternativa a aplicação do modelo denominado *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* - ARCH. A proposta do autor é de que a variância condicionada se ajuste a um modelo autoregressivo sobre o quadrado dos erros. Supõe-se que uma determinada variável dependente (por exemplo, a rentabilidade de uma ação) seja gerada pelo processo dado por:

$$\Delta P_t = a_0 + \sum_{i=1}^n b_i \Delta P_{t-1} + \sum_{j=1}^m d_j D_{tj} + e_t \quad [1],$$

onde ΔP_t representa a diferença dos logaritmos dos preços ou simplesmente o retorno deste ativo no período t e D_t é uma variável *dummy* que assumirá valor de um para possíveis períodos de grandes variações e zero para outros casos. Sob a hipótese nula de que a mudança de preço do ativo seja independente de informações disponíveis no período anterior, os coeficientes a_0 e b_i devem ser nulos e o termo de distúrbância e_t não autocorrelacionado, com média zero e não necessariamente homoscedástico. Seguindo o modelo ARCH(q), a variância condicionada é dada por:

$$h_t = a_0 + \sum_{i=1}^q a_i e_{t-1}^2 \quad [2],$$

¹ Professor de Finanças. Pós-Graduação em Administração - UFSM. E-mail: ceretta@eps.ufsc.br.

² Professor de Finanças. Pós-Graduação Economia - UFSC. E-mail: newton@eps.ufsc.br.

onde h_t é a variância condicionada no período (t) e \mathbf{a}_i ($i = 1, \dots, q$) os coeficiente do quadrado do termo de distúrbância em ($t-i$), a ser estimado.

Posteriormente, Bollerslev (1986) estendeu o trabalho de Engle (1982) e desenvolveu o *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* - GARCH(p,q). O diferencial desse modelo é a simples inclusão de informações sobre a própria variância condicionada no modelo anteriormente proposto. A variância condicionada será dada pela equação [3]:

$$h_t = \mathbf{a}_0 + \sum_{i=1}^q \mathbf{a}_i \mathbf{e}_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \mathbf{b}_j h_{t-j} \quad [3],$$

onde h_t é a variância condicionada no período (t), \mathbf{a}_i o coeficiente do quadrado do termo de distúrbância em ($t-i$) e \mathbf{b}_j o coeficiente da variância condicionada no período ($t-j$). O processo ARCH(q) passa a ser um caso especial de GARCH(p,q) quando $p = 0$. Engle e Bollerslev (1986) ainda introduziram o *Integrated* GARCH ou simplesmente IGARCH. Esse modelo é um processo GARCH em que $\sum_{i=1}^q \mathbf{a}_i + \sum_{j=1}^p \mathbf{b}_j = 1$. Nesse caso, os autores assumem que um possível choque contemporâneo no comportamento do preço de um ativo poderá persistir por um longo tempo no comportamento futuro de sua variância condicionada. Porém, se $p = q = 0$, a variância condicionada segue um processo chamado de ruído branco.

Glosten, Jagannathan e Runkle (1993), procurando identificar o impacto de eventos sobre a volatilidade do mercado, apresentaram o modelo que ficou conhecido como GJR-GARCH(1,1)-M, dado pela fórmula [4]:

$$h_t = \mathbf{a}_0 + \mathbf{a}_1 \mathbf{e}_{t-1}^2 + \mathbf{g} d_{t-1} \mathbf{e}_{t-1}^2 + \mathbf{b}_1 h_{t-1} \quad [4],$$

onde \mathbf{a}_0 , \mathbf{a}_1 e \mathbf{b}_1 são parâmetros constantes, e d_{t-1} assumirá valores de uma função, ou seja, quando $\mathbf{e}_{t-1} < 0$, d_{t-1} terá o valor um, e zero para os outros casos. Se \mathbf{g} for um coeficiente positivo e significante esta-

tisticamente, indicará que a influência de eventos negativos apresentaram impactos maiores do que os positivos sobre o mercado.

Hamilton e Susmel (1994) propuseram o SW-ARCH, um modelo ARCH que incorpora à volatilidade variações no tempo e variações de diferentes estados da economia. No SW-ARCH(1,1), a variância condicionada é modelada conforme a equação [5]:

$$h_t / \mathbf{g}_{s_t} = \mathbf{a}_0 + \mathbf{a}_1 \mathbf{e}_{t-1}^2 / \mathbf{g}_{s_{t-1}} \quad [5],$$

onde \mathbf{g} assumirá valores distintos dependendo do regime de variância determinado por s_t .

No modelo quadrático de Sentana (1995), o termo quadrático se refere à interpretação de segunda ordem da função da variância condicionada. O Q-GARCH(1,1) é dado pela equação [6]:

$$h_t = \mathbf{a}_0 + \mathbf{V} \mathbf{e}_{t-1} + \mathbf{a}_1 \mathbf{e}_{t-1}^2 + \mathbf{b}_1 h_{t-1} \quad [6],$$

onde \mathbf{a}_0 , \mathbf{V} , \mathbf{a}_1 e \mathbf{b}_1 são os parâmetros constantes a serem estimados.

Fornari e Mele (1996) introduzem outra opção para a modelagem da variância condicionada. Eles supõem possíveis mudanças de regime. O modelo VS-ARCH(1,1), desses autores, é dado por:

$$h_t = \mathbf{a}_0 + \mathbf{a}_1 \mathbf{e}_{t-1}^2 + \mathbf{b}_1 h_{t-1} + \mathbf{x} s_{t-1} v_{t-1}^2 \quad [7],$$

onde v_t^2 é definido como \mathbf{e}_t^2 / h_t , e o valor de s_t será, $s_t = 1$ se $\mathbf{e}_t > 0$; $s_t = 0$ se $\mathbf{e}_t = 0$; $s_t = -1$ se $\mathbf{e}_t < 0$.

Embora exista consenso de que a volatilidade possa ser estimada com um razoável grau de aproximação pelos modelos ARCH/GARCH, não há, ainda, um entendimento sobre qual a melhor modelagem a ser utilizada.

METODOLOGIA

As séries de dados utilizadas neste estudo compreende os índices diários do preço de fechamento do mercado de ações do Brasil (Ibovespa), México (Inmex), Argentina (Merval), Venezuela (Bbo-Index), Chile (Igpá), Colômbia (Ibomed) e Peru (Igbvl). Essas informações foram obtidas junto ao banco de dados da empresa Economática e abrangem o período de Janeiro de 1995 até Dezembro de 1998.

A rentabilidade diária, para cada índice representativo do mercado de ações, foi calculada pela diferença do logaritmo de seus preços, conforme a equação $R_i = 100 * [\ln P_{i,t} - \ln P_{i,t-1}]$. Assim, a taxa de rentabilidade é contínua e muito próxima da real dada por $R_i = 100 * [(P_{i,t} - P_{i,t-1}) / P_{i,t-1}]$. Todos os índices de ações foram ajustados pelas flutuações da taxa de câmbio relativas ao dólar americano.

O impacto dos eventos sobre a volatilidade dos mercados, nos seis países da América Latina, foi identificado pela estimação do modelo GJR-GARCH(1,1)-M, descrito anteriormente em [4], sob duas hipóteses básicas em relação ao termo de perturbação, distribuição normal e distribuição t .

Os estudos que empregam a *Gaussian distribution* (distribuição normal) utilizam a função de máxima verossimilhança dada por:

$$\ln L = \sum_{t=1}^T \left(-0,5 \left(\ln h_t + \mathbf{e}_t^2 / h_t \right) + \ln 1 / \sqrt{2\mathbf{p}} \right) \quad [8]$$

A outra opção é utilizar a *Student's t distribution*, com ν graus de liberdade. Essa função de máxima verossimilhança é dada por:

$$\ln L = \sum_{t=1}^T \left[\frac{\Gamma\left(\frac{\nu+1}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{\nu}{2}\right) \sqrt{\mathbf{p}} \sqrt{(\nu-2)h_t}} \left(1 + \frac{\mathbf{a}_t^2}{h_t(\nu-2)} \right) \right]^{\frac{\nu+1}{2}} \quad [9]$$

Segundo Engle (1982), na presença de heteroscedasticidade nos resíduos, a estimação de modelos ARCH pelo método dos mínimos quadrados ordinários - OLS é não enviesado. Mas, objetivando ganhos de eficiência, optou-se por estimar o modelo pelo método iterativo não linear de máxima verossimilhança - ML.

RESULTADOS OBTIDOS

Antes de estimar a modelagem GJR-GARCH(1,1)-M, aplicou-se um conjunto de testes estatísticos baseados em OLS. As estatísticas univariadas são apresentadas na Tabela 1. Como se pode observar, nessa tabela, exceto a Venezuela, todos os outros países apresentaram uma taxa de rentabilidade média negativa. Esse fato é devido ao início de um período de grande baixa, a partir de meados de 1997 até o fim de 1998, levando os investidores a perderem os ganhos obtidos no período anterior. O excesso de curtose, em todos os países, identifica que as séries de retorno apresentam uma distribuição leptocúrtica, ou seja, mais achatada do que a distribuição normal (indiretamente, esse fato induz que o modelo GJR-GARCH(1,1)-M, sob a hipótese de uma distribuição t , é o mais apropriado).

TABELA 1 - Estatísticas Univariadas para as Séries de Retorno Diário dos Mercados de Ações de Seis Países da América Latina, no Período de Janeiro de 1995 até Dezembro de 1998

Estatística	País					
	Brasil	México	Argentina	Venezuela	Chile	Peru
Média ^(a)	-0,0068	-0,0202	-0,01090	0,1349	-0,0569	-0,0428
Mínimo	-17,2462	-19,8138	-14,7549	-30,7349	-4,8967	-9,5525
Máximo	23,7176	19,5728	12,0719	20,2585	5,9337	7,6189
Desvio Padrão	3,2016	2,6409	2,4279	2,9860	0,9865	1,5734
Assimetria	0,2015	-0,2844	-0,5545	-0,9571	0,2309	-0,0563
Curtose	7,5746	11,7260	4,9782	27,8336	4,8530	5,6953
$r(1)$ ^(b)	0,0806*	0,0733*	0,1290**	0,0374	0,2875**	0,2384**
Ljung-Box(10) ^(c)	56,36**	34,42**	22,43*	22,93*	26,38**	24,26**
ARCH(4) ^(d)	160,29**	134,94**	162,65**	58,21**	161,23**	108,19**
F - form(4) ^(e)	47,39**	38,82**	48,32**	15,44**	47,87**	30,30**
Observações	1011	997	1000	917	995	1000

(a) As séries das taxas de retorno diário foram calculadas em termos da diferença do logaritmo dos preços de fechamento do índice, ou seja, $R = 100 * [\ln P_t - \ln P_{t-1}]$.

(b) $r(1)$ é o coeficiente de autocorrelação de Primeira ordem da equação $DP_t = a + rDP_{t-1} + e_t$.

(c) A estatística Ljung-Box verifica a autocorrelação serial nas séries das taxas de retorno. Nesse caso, foram utilizadas dez defasagens.

(d) ARCH é o teste Multiplicador de Lagrange (nR^2) da equação $e_t^2 = a_0 + \sum_{i=1}^q a_i e_{t-i}^2$. A hipótese nula assume que todos os coeficientes das defasagens do quadrado dos resíduos são zero.

(e) F-form é uma versão do teste para detectar ARCH, seguindo uma distribuição F.

* Valor significativo ao nível de 5%.

** Valor significativo ao nível de 1%.

O coeficiente de autocorrelação de primeira ordem indica que, exceto a Venezuela, todas as taxas de retorno são autocorrelacionadas com o retorno imediatamente anterior. A estatística de Ljung-Box, com dez defasagens, foi utilizada para testar se o grupo de dez autocorrelações é diferente de zero. A hipótese nula, de não autocorrelação serial nas séries de retornos diários, é rejeitada em todos os países, pelo menos ao nível de 5%.

Como teste específico, para confirmar a presença de ARCH nos mercados de ações da América Latina, utilizou-se o Multiplicador de Lagrange. A estatística desse teste é nR^2 , que segue uma distribuição χ^2 sobre a hipótese nula de ARCH. Os resultados são

altamente significativos (rejeitando a hipótese nula) e coincidem com a estatística de Ljung-Box. Esses valores são confirmados pela versão F do teste. Todos esses resultados sugerem que o processo ARCH/GARCH é apropriado para capturar as características das variações nas séries das taxas de retorno nos países da América Latina.

Na Tabela 2, são apresentados os resultados dos testes de raiz unitária para os índices analisados. A importância do teste de raiz unitária, neste trabalho, está relacionado à necessidade de confirmar que as séries não apresentam relações explosivas, em outras palavras, não apresentam uma dependência crescente em relação ao tempo.

TABELA 2 - Teste Dickey-Fuller Ampliado (ADF), para as Séries de Preço Diário de Fechamento dos Mercados de Ações de Seis países da América Latina, no Período de Janeiro de 1995 até Dezembro de 1998

País	Teste ADF em nível ^(a)		Teste ADF primeira diferença ^(b)	
	Modelo [1] ^(d)	Modelo [2] ^(e)	Modelo [1]	Modelo [2]
Brasil	-1,2839 (6)	-0,0017 (6)	-16,746 (5)**	-16,866 (5)**
México	-1,8348 (5)	-1,7370 (5)	-13,626 (4)**	-13,636 (4)**
Argentina	-1,7449 (10)	-1,4810 (10)	-8,964 (9)**	-9,009 (9)**
Venezuela	-1,6000 (10)	-0,3187 (10)	-9,839 (9)**	-10,014 (9)**
Chile	-0,0571 (8)	-1,9283 (8)	-9,659 (7)**	-9,749 (9)**
Peru	-1,4826 (7)	-1,4864 (7)	-16,374 (2)**	-16,387 (2)**

(a) Em nível é o preço de fechamento em termos de logaritmo, ou seja, $\log P_t$.

(b) Primeira diferença é a variação no preço dos logaritmos, $\Delta \text{preço} = \log P_t - \log P_{t-1}$.

(c) O número entre parênteses é o número de *lags* utilizado nas equações dos modelos [1] e [2], e foi definido segundo o critério sugerido por Campbell e Perron (1991). Escolheu-se empiricamente um número de defasagens para cada série. Sendo a última defasagem significativa, manteve-se esta ordem; caso contrário, reduziu-se a ordem até encontrar a última defasagem significativa.

(d) Modelo [1] inclui apenas a constante, $\Delta y_t = a_0 - d y_{t-1} + \sum_{i=1}^p b_i \Delta y_{t-i} + e_t$.

(e) Modelo [2] inclui constante e tendência, $\Delta y_t = a_0 - d y_{t-1} + \sum_{i=1}^p b_i \Delta y_{t-i} + a_2 T + e_t$.

** Valor significativo ao nível de 1%.

Conforme os valores obtidos pela estatística de Dickey-Fuller Ampliado [Dickey e Fuller (1979)], todos mercados de ações são integrados de ordem um. O logaritmo do preço dos índices é não-estacionário, mas apresentando à primeira diferença integrada de ordem zero, o que torna as séries das taxas de retorno diário estacionárias.

Os valores apresentados na Tabela 3 são os resultados do modelo GJR-GARCH(1,1)-M(normal), estimado por máxima verossimilhança - ML, para as séries das taxas de retorno diário dos mercados de ações na América Latina. Exceto para o Brasil, os coeficientes b_i , obtidos por ML, são todos significativos, inclusive para a Venezuela, que por OLS não apresentou autocorrelação de primeira ordem, esse fato comprova uma determinada associação da taxa de rentabilidade com a variação do dia anterior. De forma a amenizar as variações atípicas ocorridas várias vezes em todos os índices analisados, foram

adicionadas variáveis *dummy*. Essas, por sua vez, apresentaram coeficientes d_i altamente significativos, justificando sua inclusão.

Os resultados fornecidos na Tabela 3 confirmam, também para a América Latina, resultados obtidos em outros estudos - French et al. (1987), Schwert (1990) e Glosten et al. (1993). O chamado efeito *leverage* existe; ele torna as oscilações sobre a volatilidade causadas pelas alterações negativas nos preços das ações superior àquelas causadas por alterações positivas equivalentes. Esse efeito é identificado pela significância dos coeficientes g , que são positivos em todos os países analisados (exceto a Venezuela). Um fato interessante é que, com o modelo utilizado, a média condicional e a variância condicional não apresentaram uma associação significativa (exceto para o Brasil).

TABELA 3 - Identificação do impacto de eventos na volatilidade dos mercados de ações na América Latina, no período de Janeiro de 1995 a Dezembro de 1998. Modelo GJR-GARCH(1,1)-M(normal)^(a)

Parâmetros Estimados	País					
	Brasil	México	Argentina	Venezuela	Chile	Peru
<i>a</i>	0,2455**	0,0139	-0,0036	0,0976	-0,0796*	0,0008
<i>b</i>	0,0460	0,1513**	0,1039**	0,0946**	0,2963**	0,2097**
<i>j</i>	-0,0366*	0,0013	0,0106	-0,0027	0,0398	-0,0181
<i>d</i> ₁	10,6770**	11,0090**	8,5336**	13,5190**	-	7,2512**
<i>d</i> ₂	-10,0260**	-11,2380**	-9,1258**	-13,3560**	-	-5,3923**
<i>a</i> ₀	0,0842**	0,0556*	0,1206**	0,1434**	0,0201*	0,1307**
<i>a</i> ₁	0,0403*	0,0304	0,0241	0,2115**	0,1235**	0,1201**
<i>g</i>	0,1130**	0,1192**	0,1147**	0,0045	0,1019**	0,1479**
<i>b</i> ₁	0,8895**	0,8962**	0,8837**	0,7799**	0,8157**	0,7451**
<i>Log likelihood</i>	-2.181,82	-1.955,36	-2.036,75	-1.853,06	-1.191,80	-1.637,73

(a) Modelo GJR-GARCH(1,1)-M(normal)
$$\Delta P_t = a + b\Delta P_{t-1} + j h_t + \sum_{j=1}^m d_j D_{ij} + e_t$$

$$h_t = a_0 + a_1 e_{t-1}^2 + g e_{t-1}^2 d_{t-1} + b_1 h_{t-1}$$

* Valor significativo ao nível de 5%.

** Valor significativo ao nível de 1%.

Os valores apresentados na Tabela 4 são os resultados do modelo GJR-GARCH(1,1)-M(*t*), estimado por máxima verossimilhança - ML, para as séries

das taxas de retorno diário dos mercados de ações na América Latina, sob a hipótese de que o termo de distúrbância segue uma distribuição *t*.

TABELA 4 - Identificação do Impacto de Eventos sobre Volatilidade dos Mercados de Ações na América Latina, no Período de Janeiro de 1995 até Dezembro de 1998. Modelo GJR-GARCH(1,1)-M(*t*)^(a)

Parâmetros Estimados	País					
	Brasil	México	Argentina	Venezuela	Chile	Peru
<i>a</i>	0,2512**	0,0045	0,0767	0,6216	-0,0875**	0,0185
<i>b</i>	0,0579*	0,1488**	0,0960**	0,1362**	0,2925**	0,2168**
<i>j</i>	-0,0353*	0,0032	0,0053	0,0008	0,0453	-0,0313
<i>d</i> ₁	9,9464**	10,4670**	8,4006**	8,7727**	-	7,3459**
<i>d</i> ₂	-9,5371**	-10,9900**	-9,0595**	-10,4330**	-	-7,8696**
<i>a</i> ₀	0,0761*	0,0637*	0,1085**	0,0880	0,0337*	0,1111**
<i>a</i> ₁	0,0506*	0,0324	0,0287	0,2718**	0,1337**	0,1223**
<i>g</i>	0,0977**	0,1369**	0,1398**	-0,0548	0,1019*	0,0923
<i>b</i> ₁	0,8887**	0,8848**	0,8721**	0,7873**	0,7846**	0,7798**
<i>Log likelihood</i>	-2.177,46	-1.950,51	-2.023,64	-1.785,77	-1.180,36	-1.620,97

(a) Modelo GJR-GARCH(1,1)-M(*t*)
$$\Delta P_t = a + b\Delta P_{t-1} + j h_t + \sum_{j=1}^m d_j D_{ij} + e_t$$

$$h_t = a_0 + a_1 e_{t-1}^2 + g e_{t-1}^2 d_{t-1} + b_1 h_{t-1}$$

* Valor significativo ao nível de 5%. ** Valor significativo ao nível de 1%.

Os coeficientes b , obtidos por ML, são todos significativos, inclusive para o Brasil. Esse fato expressa que as taxas de rentabilidade nos mercados acionários da América Latina estão relacionadas com as rentabilidades do dia imediatamente anterior.

Analisando o valor da função *Log likelihood* é possível verificar que, em todos os países, a utilização do modelo GJR-GARCH(1,1)-M(t) mais apropriado proporcionando um melhor ajuste, embora muito similar a de uma distribuição normal, sendo os resultados muito semelhantes.

CONCLUSÃO

A proposta deste estudo foi de investigar o impacto de eventos positivos e negativos sobre a volatilidade dos mercados de ações na América Latina através da aplicação do modelo GJR-GARCH(1,1)-M.

Os resultados obtidos mostram que a influência causada sobre a volatilidade de eventos negativos é superior à influência causada por eventos positivos de mesma magnitude. Porém, cabe destacar que a modelagem padrão utilizada parece não ser muito adequada para capturar as oscilações dos mercados analisados. Esta constatação foi obtida pela observação dos gráficos da variância condicionada ao longo do período estudado. Em todos os casos foi visível a presença de distintos regimes de volatilidade, causados, possivelmente, por choques econômicos, crises políticas ou excessiva especulação financeira, características naturais de países emergentes.

BIBLIOGRAFIA

BOLLERSLEV, T. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics* 31, pp. 307-327, 1986.

CAMPBELL, J. Y.; PERRON, P. Pitfall and opportunities: what macroeconomist should know about unit roots. *NBER. Macroeconomics conferenc*, 1991.

DICKEY, D.; FULLER, W. Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American Statistical Association* 79, pp. 427-431, 1979.

ENGLE, R. F. Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of the United Kingdom inflation. *Econometrica* 50, pp. 987-1007, 1982.

ENGLE, R. F. Measuring and testing the impact of news on volatility. *The Journal of Finance* 48, pp. 1749-1778, 1983.

ENGLE, R. F.; BOLLERSLEV, T. Modelling the persistence of conditional variances. *Econometric Review* 5, pp. 1-50, 1986.

FORNARI, F.; MELE, A. Modeling the changing asymmetry of conditional variances. *Economics Letters* 50, pp. 197-203, 1996.

GLOSTEN, L.; JAGANNATHAN, R.; RUNKLE, D. On the relation between expected value and the volatility of the nominal excess returns on stocks. *Journal of Finance* 48, pp. 1779-1801, 1993.

HAMILTON, J. D.; SUSMEL, R. Autoregressive conditional heteroscedasticity and changes in regime. *Journal of Econometrics* 64, pp. 307-333, 1994.

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

SENTANA, E. Quadratic ARCH models. *Review of Economic Studies* 62, pp. 639-661, 1995.