

Risco em Mercados Futuros de Café: o uso de modelos de Variância Condicional na Determinação do Value-at-Risk

Autoria: Anderson Luiz Rezende Mól, Luiz Gonzaga de Castro Júnior

RESUMO

A utilização dos derivativos como instrumento de proteção de risco tem sido uma estratégia muito utilizada no mercado de commodities. Entretanto, estes mercados podem não somente reduzir os riscos de variação de preços dos produtos negociados a futuros, mas, gerar novos fatores de riscos para os *players*. Estes novos fatores de risco estão relacionados com os ajustes diários pagos/recebidos pelos participantes durante a vigência dos contratos. Assim sendo, para se mensurar a exposição aos riscos gerados pelos ajustes diários realizou-se a modelagem para as séries de retorno futuro de café para quatro períodos. Examinou-se o processo da volatilidade dos retornos do café, por meio de modelos da classe ARCH. Os resultados empíricos sugerem fortes sinais de persistência e assimetria na volatilidade das séries mais distantes do vencimento do contrato. Os critérios de qualidade do ajuste utilizados indicaram que todos os modelos estimados tiveram um bom desempenho. As previsões dos diferentes VaR (Value-at-Risk) dos ajustes diários para os períodos de março e setembro de 2002 fizeram-se muito significativos, comparativamente com os valores no risco reais para esses períodos.

INTRODUÇÃO

Nas últimas décadas, a utilização dos derivativos como instrumento de proteção de risco aumentou de forma espantosa, mas, ao mesmo tempo, também cresceu o número de organizações que auferiram prejuízos por não implementarem uma política adequada para o gerenciamento efetivo dos verdadeiros riscos envolvidos nessas operações.

Existe uma série de fatores que impulsionaram o crescente aprimoramento e utilização das técnicas de controle de risco nesses últimos anos. Entre eles, destaca-se o intenso processo de internacionalização pelo qual vem passando o mercado agropecuário nas últimas décadas, que tende a produzir uma maior instabilidade nos mercados e, conseqüentemente, amplia as possibilidades de perdas significativas.

Diferentemente dos mercados financeiros, nos mercados de commodities agrícolas os trabalhos envolvendo a utilização de técnicas sofisticadas para avaliação e mensuração de risco de mercado é muito incipiente. A técnica VaR – Value at Risk tem impressionado muitos pesquisadores no mundo afora por ser uma técnica de potência extrema.

Bignotto (2000) identifica perspectivas de aplicação do VaR para o mercado agrícola: *“apesar de os modelos de gestão de risco de mercado terem sido inicialmente desenvolvidos para as organizações financeiras, eles representam grande possibilidade de aplicações nos mercados agrícolas”*. Isso se torna possível graças às transformações que a atividade agropecuária vêm enfrentando.

Nesse sentido, mensurar o valor em risco (*Value-at-Risk*) dos contratos futuros de café, negociados pela Bolsa de Mercadorias e Futuros (BM&F), como instrumento de gerenciamento e controle efetivo de riscos para os *players*, é o foco principal deste trabalho.

A TÉCNICA DE VALUE-AT-RISK

Value-at-Risk (VaR) tem recebido considerável atenção na literatura financeira e mais recentemente na literatura de economia agrícola. Especificamente, o VaR gera uma predição da perda potencial de um portfólio, com um certo nível de confiança, baseado num período específico de tempo devido a movimentos de preço adversos nos recursos da carteira. O VaR, segundo Jorion (1999), é um método de mensuração de risco que utiliza técnicas estatísticas padrões, comumente usadas em outras áreas técnicas. Em linguagem formal, o VaR mede a pior perda esperada ao longo de determinado intervalo de tempo, sob condições normais de mercado e dentro de determinado nível de confiança. A noção de risco de um portfólio está associada ao fato de que seu retorno em um dado período de tempo não será conhecido de antemão. Ao contrário, existe um conjunto de retornos possíveis. As probabilidades de ocorrência de cada um dos elementos deste conjunto irão determinar, em última instância, o potencial de perda da carteira.

Para Ju & Pearson (1998), o Value-at-Risk está sendo empregado por gestores de riscos como uma importante ferramenta no processo de gerenciamento de risco. O interesse primário no VaR, porém, originou-se de suas aplicações potenciais como uma ferramenta de controle. Ele é útil por informar riscos associados com portfólios de mercados sensíveis, tais como os derivativos.

O VaR serve a diversos propósitos. Pode ser utilizado para informar a alta gerência dos riscos incorridos em transações e operações de investimento, bem como aos acionistas dos riscos financeiros da empresa. Pode ser utilizado no estabelecimento de limites de posição em *traders* e para a decisão sobre onde alocar recursos limitados de capital. A vantagem do VaR é a criação de um denominador comum que permita comparar as atividades de risco em diversos mercados. O VaR pode ser utilizado também na avaliação de performance, fazendo com que o desempenho seja ajustado ao risco, o que é essencial em um ambiente de negociações em que os operadores possuem tendência natural de correr riscos extras.

Para a mensuração do VaR é necessária a escolha de dois fatores quantitativos: o horizonte de tempo e o nível de confiança. Ambos são, de certa forma, arbitrários. Entretanto, para Souza (1999), a escolha do nível de significância é relevante para a verificação do modelo. O nível de confiança escolhido não deve ser demasiadamente elevado, pois proporcionará uma medida de perda que raramente seria excedida.

METODOLOGIA

Para avaliar o valor no risco é necessário que se tenha um completo conhecimento das distribuições dos dados. A identificação do comportamento da série em que se está manipulando definirá qual a metodologia a ser trabalhada para aquele tipo de distribuição.

As abordagens sobre VaR podem ser baseadas por diferentes métodos. Neste trabalho em específico explicita-se apenas os métodos de variância condicional por serem estes o métodos que melhor captam os fatos estilizados da maioria das séries de retornos (leptocurtose, conglomerados de volatilidades, assimetria, etc)

Método da hipótese de volatilidade condicional

No caso de não ser válida a hipótese de normalidade não condicional, uma possibilidade é modelar a distribuição condicional dos retornos. A abordagem inicial se deve a Bollerslev et al. (1992) e vem sendo desenvolvida desde o início dos anos 1980, com inúmeras aplicações para séries financeiras e uma grande quantidade de extensões. O sucesso

dessa classe de modelos se deve, em grande parte, ao fato de tratar diretamente duas das principais características recorrentemente observadas em dados financeiros: caudas pesadas e dependência temporal.

Para o cálculo de VaR, o que em geral se faz é estimar um modelo adequado da família ARCH para prever a volatilidade condicional $\hat{\sigma}_{t/t-1}^2$. A partir daí, constrói-se o intervalo de confiança com base na distribuição condicional dos retornos. A modelagem da volatilidade condicional contorna vários dos problemas apontados nas abordagens anteriores, dando maior peso às observações mais recentes.

Modelo ARCH

Até uma década atrás, o enfoque da maioria dos modelos econométricos e financeiros de séries de tempo centraram primariamente no momento condicional, com qualquer dependência temporal nos momentos de ordem mais altos tratados como um ruído. A importância aumenta devido às considerações de incerteza e risco associado na teoria econômica moderna. Entretanto, há a necessidade do desenvolvimento de novas técnicas de séries econométricas, que permitam a modelagem da variação da variância e covariâncias no tempo, dado a falta aparente de qualquer teoria econômica estrutural dinâmica que explique a variação em momentos de ordens mais altas. Nesse sentido, uma classe de modelos instrumentais foi introduzida por Engle (1982). Um desses modelos é o “*Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*” (ARCH). Paralelo ao sucesso do modelo de série temporal linear padronizado, surge o uso do condicional.

A perspectiva da inferência econométrica, a perda em eficiência assintótica, dada a heteroscedasticidade, pode ser arbitrariamente grande. Além disso, ao avaliar previsões econômicas, uma estimativa muito mais precisa do erro de previsão da incerteza está geralmente disponível, condicionando o conjunto de informações atuais.

Assim sendo, o modelo ARCH expressa a variância condicional como uma defasagem distribuída do quadrado dos retornos passados.

Numerosas especificações paramétricas têm sido propostas para a variação da variância condicional no tempo. No modelo linear ARCH(q), introduzido originalmente por Engle (1982), a variância condicional é postulada para ser uma função linear do q passado quadrado de inovações,

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1,q} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \equiv \omega + \alpha(B) \varepsilon_t^2, \quad (1)$$

em que B denota o “lag” ou atraso, ou operador de *backshift*, $B^j \varepsilon_t^2 = \varepsilon_{t-j}^2$, $\alpha(B) = \alpha_1 B + \alpha_2 B^2 + \dots + \alpha_q B^q$.

Para esse modelo ser bem definido e a variância condicional ser positiva, os parâmetros devem satisfazer $\omega > 0$ e, $\alpha_1 \geq 0, \dots, \alpha_q \geq 0$.

Definindo $v_t \equiv \varepsilon_t^2 - \sigma_t^2$, o modelo ARCH pode ser reescrito como

$$\varepsilon_t^2 = \omega + \alpha(B) \varepsilon_{t-1}^2 + v_t \quad (2)$$

Neste sentido, é comum encontrar séries de retorno com uma condicional constante de média zero. A maioria das aplicações empíricas da metodologia ARCH de fato cai dentro desta estrutura.

Enquanto as primeiras aplicações científicas da classe de modelos ARCH se preocupam em como modelar incertezas inflacionárias, a metodologia encontrou uso especialmente largo na captura temporal de dependências entre os retornos dos recursos (ativos financeiros).

Modelo GARCH

Em geral, existe uma alta persistência na volatilidade das séries de retornos. Isso faz com que o valor de q no modelo ARCH seja elevado, implicando a necessidade de estimação de um grande número de parâmetros. O modelo GARCH, proposto por Bollerslev (1986), constitui uma tentativa de expressar, de forma mais parcimoniosa, a dependência temporal da variância condicional. Nesse modelo a variância condicional além de depender do quadrado dos retornos passados como no modelo ARCH, depende também dos passados das próprias variâncias condicionais como mostrado na equação (3).

Então, a variância condicional é sistematizada por:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (3)$$

O modelo em (3) é denominado GARCH (p,q) (“*Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*”) em que q representa a ordem do componente ARCH e p a ordem do componente GARCH. Neste sentido, o modelo GARCH (p,q) descreve a volatilidade (variância condicional) de uma série de retornos como dependendo de uma constante, de informações defasadas da volatilidade (os termos ε_{t-i}^2) e de variâncias previstas passadas (os termos σ_{t-j}^2). De acordo com Swaray (2002), a inclusão de variâncias condicionais defasadas pode capturar a “aprendizagem adaptativa” que caracteriza o processo. Engle (1982) afirma que a especificação mais robusta verificada nas aplicações é a do modelo GARCH (1,1):

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (4)$$

A vantagem desta especificação é que ela contém poucas restrições nos parâmetros. As condições para a variância do processo ser positiva e fracamente estacionária são: $\alpha_0, \alpha_1 > 0$; $\beta_1 > 0$ e $\alpha_1 + \beta_1 < 1$. A persistência de choques na volatilidade da série de retornos gerada por uma *commodity* é medida pela soma de α_1 e β_1 . Quanto mais próxima de um for o somatório dos coeficientes, maior será o efeito daquela informação (choque) no decorrer do tempo, levando assim mais dias para dissipar-se totalmente.

Modelo TARARCH

Nos mercados financeiros, observa-se que períodos de quedas nos preços são freqüentemente seguidos por períodos de intensa volatilidade, enquanto que em períodos de alta nos preços a volatilidade não é tão intensa. Tal fato é denominado “efeito alavancagem”; em geral, choques positivos e negativos tendem a ter impactos diferenciados sobre a volatilidade. Estas assimetrias na volatilidade podem ser capturadas por duas variantes do modelo GARCH, o modelo TARARCH de Zakoian (1994) e o modelo EGARCH de Nelson (1991). A variância condicional do modelo TARARCH(1,1) (“*Threshold Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*”) pode ser definida por :

$$\sigma_t^2 = \mu + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 + \gamma \mathcal{I}_{t-1} \varepsilon_{t-1}^2 \quad (5)$$

em que a variável *dummy* assume o valor $d_{t-1}=1$, se $\varepsilon_{t-1}<0$, e $d_{t-1}=0$ caso contrário. Não há assimetria na variância se $\gamma = 0$. Previsões negativas de mercado ($\varepsilon_{t-1}<0$), tais como superprodução agrícola, queda abrupta do dólar ou instabilidade política, têm um impacto de $\alpha + \gamma$. Já informações positivas ($\varepsilon_{t-1}>0$), como geadas, elevada procura de um bem, por exemplo, têm impacto α . Evidentemente, esta posição citada refere-se a uma postura de produtor que adota posições vendidas no mercado futuro de café. Se a análise se referir a uma postura de um comprador de contratos (*traders*, exportadores, torrefadores, etc.), a relação de informações positivas e negativas se invertem.

Modelo EGARCH

No modelo EGARCH (p,q) (“*Exponential GARCH*”), proposto por Nelson (1991), os choques têm efeito exponencial e não quadrático. A especificação da variância condicional para o modelo EGARCH (1,1) pode ser formalizada por:

$$\ln(\sigma_t^2) = \omega + \beta \ln(\sigma_{t-1}^2) + \alpha \left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| + \gamma \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \quad (6)$$

observando que quando $\gamma = 0$, é indicativo de ausência de assimetria na volatilidade. Neste sentido, um procedimento de teste para o efeito da assimetria na série é checar a significância de γ no modelo. Se γ é estatisticamente diferente de zero, evidencia-se um impacto diferenciado de choques negativos e positivos na volatilidade. Se $\gamma < 0$, há presença do “efeito alavancagem”. Neste modelo, a persistência de choques na volatilidade é medida pelo parâmetro β .

Na maioria das modelagens envolvendo modelos de variância estocástica emprega-se usualmente o método da máxima verossimilhança, dada suas características de estimação de parâmetros não tendenciosos e consistentes. Entretanto, pode-se utilizar procedimentos pelo método da quasi-máxima verossimilhança, se identificarmos uma distribuição não normalmente distribuída para as inovações.

Segundo Bollerslev & Wooldridge (1992), estimadores de máxima verossimilhança dos parâmetros de um modelo GARCH podem ser utilizados, assumindo-se inovações gaussianas ainda que a verdadeira distribuição não seja gaussiana. Para que se possa conseguir a consistência necessária neste processo, utiliza-se a matriz de variância-covariância corrigida, proposta pelos autores. Neste trabalho, adotamos a correção proposta por Bollerslev & Wooldridge (1992), uma vez que as distribuições de séries de retorno apresentam-se de forma leptocúrticas.

Operacionalização das variáveis

A definição da metodologia aplicada à série histórica de contratos futuros de café para o cálculo de VaR depende, dentre outros fatores, da análise da sua distribuição e das variáveis de risco que compõem o modelo. Isso se faz necessário, uma vez que a técnica VaR foi idealizada para os mercados financeiros e sua simples aplicação aos mercados de commodities seria um equívoco. Os métodos devem ser reavaliados e ajustados para esse novo mercado, com riscos e distribuições peculiares. Os métodos de VaR mais usuais são a metodologia analítica e a simulação histórica, dada a facilidade de implementação e assimilação, tanto quanto a baixa complexidade computacional. Entretanto, deixam a desejar em alguns aspectos empíricos e específicos dos dados, principalmente os relacionados à reprodução dos fatos estilizados das séries de retornos (excesso de curtose, assimetria,

agrupamentos de volatilidades, etc.).

Assim sendo, o modelo usado para mensuração do VaR da série de retorno de café futuro neste trabalho é o método de extração de volatilidade baseado nos modelos de variância condicional em função do mesmo poder captar com maior propriedade os fatos estilizados já citados.

Os dados foram obtidos na Bolsa de Mercadorias e Futuros (BM&F), por meio do Sistema de Recuperação de Informações presente no site da bolsa (www.bmf.com.br).

As análises econométricas foram realizadas com o auxílio do software econométrico E-Views 3.0.

Os dados utilizados para o trabalho são as séries de preços diários em dólares (preço/saca), do café futuro negociado na Bolsa de Mercadorias e Futuros de São Paulo. As séries abrangem o período de janeiro de 1995 a dezembro de 2001.

A série composta dos preços do café no mês de vencimento do contrato – SCF1 compreende 478 observações. A série formada pelos preços do café futuro com dois meses para o vencimento do contrato – SCF2 contém 1.045 observações. A série formada pelos preços do café futuro para vencimento em três meses – SCF3 apresenta 1.681 observações. A última série, composta pelos preços do café futuro para vencimento em quatro meses, agrega 2.281 observações.

Dado que se deseja modelar a volatilidade dos retornos gerados pelas quatro séries de café futuro, calculou-se os retornos instantâneos compostos continuamente por:

$$r_t = \ln \left[\frac{P_t}{P_{t-1}} \right].$$

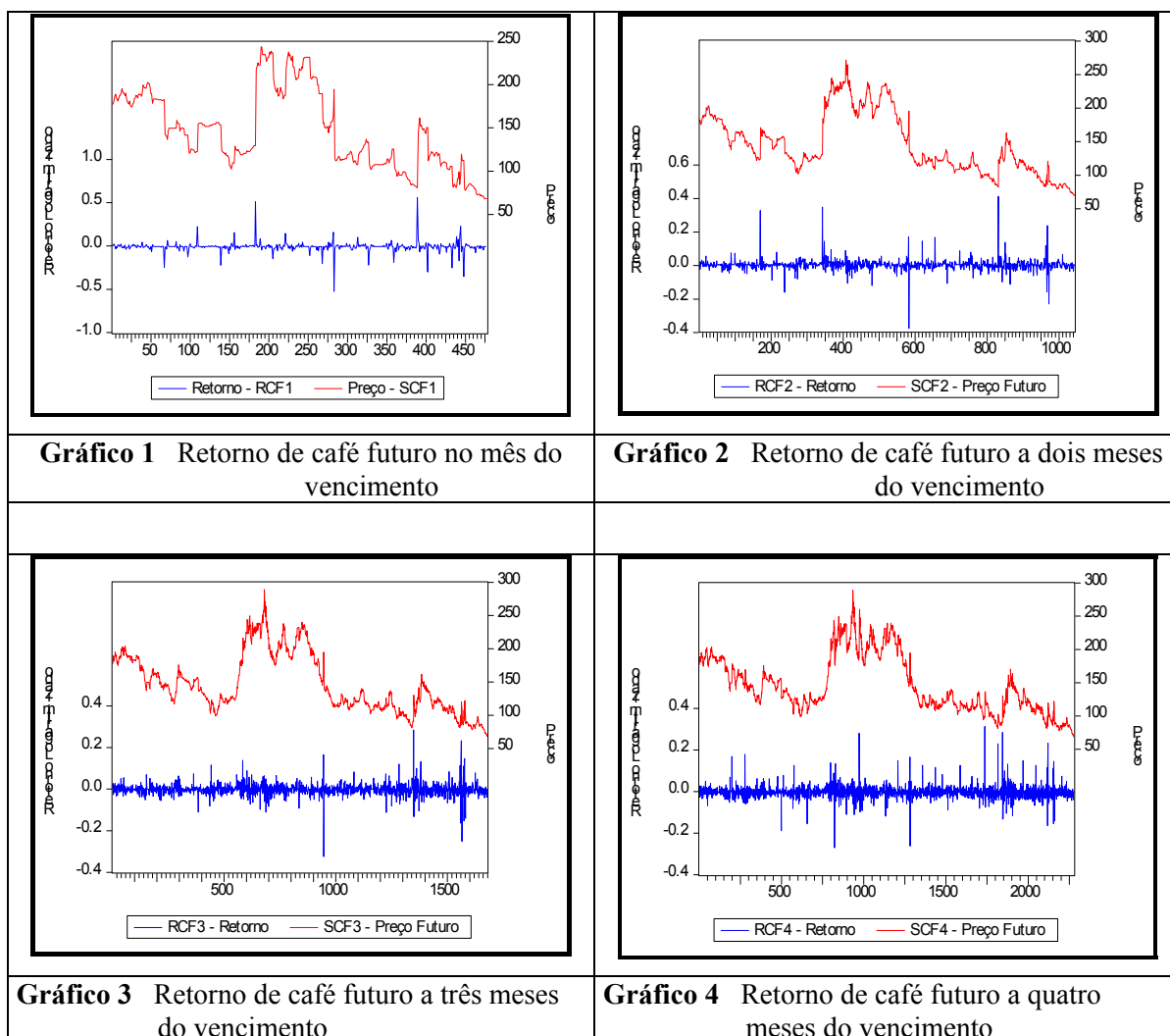
Os agrupamentos das séries seguem a ordem dos vencimentos (março, maio, julho, setembro, dezembro). Os preços considerados para as quatro séries são baseados nos preços de ajustes dos contratos futuros para os vencimentos.

Após a modelagem da série estimou-se o VaR por meio do melhor modelo ajustado da classe dos modelos de séries de tempo. Ao final, procedeu-se à verificação dos ajustamentos e qualidade da previsão com a série de 2002.

Sobre a previsão especificamente, dois detalhes merecem comentários: a) os modelos foram reestimados apenas para dois contratos -março e setembro de 2002, mantendo-se os parâmetros constantes nesse intervalo. A determinação arbitrária destes contratos centra-se no fato de podermos comparar; VaR para diferentes períodos no ano (safra e entressafra). Assim, o VaR previsto para as observações entre 479 e 499 utiliza os parâmetros estimados com uma amostra que vai até a observação 478 para a série RFC1. Para a série RCF2, utiliza-se uma amostra de 1 a 1044 com previsões para os próximos 42 dias. A série RCF3 conta com uma amostra de 1680 observações com previsões para os 64 passos à frente. A série RCF4 conta com 2280 observações e previsões para os próximos 86 passos. Os cálculos de previsão para todas as séries foram estimados pelo método dinâmico do E-Views para uma amostra fora da série.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Uma rápida inspeção visual nos retornos de café futuro dos gráficos abaixo deixa evidente a presença de vários *outliers* ao longo das séries.



Fonte: Dados da pesquisa

A justificativa da maioria destes valores extremos baseia-se no fato da série ser composta por preços de ajuste referenciados em diferentes vencimentos dos contratos.

Assim sendo, expectativas de preço para um contrato em uma época de análise tornam-se diferentes da expectativa de um mesmo contrato em época para vencimento diferente. Este fato se deve às questões de oferta de produtos em tempos distintos, questões climáticas, etc.

Por meio do teste de normalidade proposto por Jarque & Bera (1980) pode-se verificar que a assimetria e curtose são fortemente significativas e indicam que os retornos de café futuros em todas as séries apresentam uma distribuição leptocúrtica em relação à distribuição normal como mostra a Tabela 1.

TABELA 1 Estatísticas descritivas das séries de retorno de café futuro

Estatísticas	RCF1	RCF2	RCF3	RCF4
Média	-0,001986	-0,000909	-0,000563	-0,000415
Assimetria	0,83351	0,03609	-0,19554	1,22795
Curtose	41,2768	48,7199	26,3751	26,4268
Desvio padrão não condicional	0,0623	0,0360	0,0292	0,0306
Jarque & Bera	29.113,34	91.462,17	38.235,84	52.664,22
p-valor J&B	0,0000000	0,0000000	0,0000000	0,0000000

Fonte: Dados da pesquisa

O coeficiente de assimetria e excesso de curtose quantifica os desvios da distribuição normal e é definido em Zhou (1999).

De acordo com a Tabela 2 podemos identificar que todas as séries de retorno são estacionárias e não contêm raízes unitárias. Os testes foram realizados através dos critérios Dickey-Fuller Aumentado (ADF) e Phillips-Perron (PP), propostos respectivamente por Dickey & Fuller (1979) e Phillips & Perron (1988).

TABELA 2 Teste de estacionaridade para as séries de retornos de café futuro

Testes para Raiz Unitária	RCF1	RCF2	RCF3	RCF4
Dickey & Fuller(ADF)	-22,10381	-34,81072	-42,82224	-63,07186
Phillips & Perron (PP)	-22,11313	-34,80549	-44,30939	-66,84403

Fonte: Dados da pesquisa

Notas:

O valor crítico a 5% de significância é 2.86.

* ADF e PP testes são calculados pela estatística t (veja em Wei, 1997).

As magnitudes de ADF e PP são similares para todas as séries, dadas as observações no tempo. Ainda, as séries com elevadas observações indicam uma maior proximidade a estacionaridade.

A Tabela 3 contém estimativas dos coeficientes das funções de autocorrelação e de autocorrelação parcial para os retornos das séries de café futuro.

TABELA 3 Estimativas dos coeficientes de autocorrelação e autocorrelação parcial para as séries de retornos de café futuro

Retornos de café futuro	RCF1	RCF2	RCF3	RCF4
ACF ₁	0,008	-0,007	-0,056	-0,022
PACF ₁	-0,008	-0,007	-0,056	-0,022
ACF ₂	-0,007	-0,020	-0,031	-0,032
PACF ₂	-0,007	-0,020	-0,035	-0,033
ACF ₃	0,003	-0,020	-0,009	0,002
PACF ₃	0,003	-0,021	-0,001	-0,000
ACF ₄	-0,052	0,026	-0,021	-0,019
PACF ₄	-0,052	0,025	-0,024	-0,020
ACF ₅	-0,025	0,049	-0,004	-0,036
PACF ₅	-0,025	0,048	-0,001	-0,037
$\frac{2}{\sqrt{N}}^*$	0,0914	0,0618	0,0487	0,0418

Fonte: Dados da pesquisa

Notas:

ACFi e PACFi denotam os coeficientes de autocorrelação e autocorrelação parcial da i-ésima ordem respectivamente.

* Limite assintótico para a função de autocorrelação

Os coeficientes de autocorrelação estimados revelam um padrão não previsível para a média dos retornos do café nas duas séries mais curtas (RCF1 e RCF2). Esta formação de preço pode estar ligada ao fato de que, nos períodos próximos ao vencimento dos contratos, a base entre o mercado futuro e o mercado à vista são próximas. Daí advém que os mercados futuros são sinalizadores dos preços físicos no futuro. Ainda, no mês de encerramento dos contratos, o nível de liquidez é reduzido exponencialmente em virtude dos *players* saírem dos mercados dado o risco potencial das entregas físicas. Neste sentido, havendo baixa negociação, há, “a priori”, níveis de volatilidade reduzidos. A série RCF2 evidenciou uma

dependência temporal de dois *lags* não apresentando, no entanto, efeitos heterocedásticos. Nas outras duas séries de retornos com maior número de observações (RCF3 e RCF4) elucidou-se fortes padrões de previsibilidade na média condicional dos retornos de café conforme mostrada na Tabela 4.

TABELA 4 Estimativas dos coeficientes de autocorrelação e autocorrelação parcial para as séries de retornos quadráticos de café futuro

Retornos quadráticos de café futuro	RCF1	RCF2	RCF3	RCF4
ACF ₁ PACF ₁	0,015 0,015	0,049 0,049	0,218 0,218	0,106 0,106
ACF ₂ PACF ₂	-0,011 -0,011	0,010 -0,008	0,106 0,062	0,060 0,049
AC ₃ PACF ₃	-0,015 -0,014	0,000 -0,001	0,100 0,068	0,062 0,051
ACF ₄ PACF ₄	0,001 0,001	0,032 0,032	0,131 0,096	0,018 0,004
ACF ₅ PACF ₅	-0,015 -0,015	0,034 0,031	0,074 0,019	0,064 0,057
$\frac{2}{\sqrt{N}}^*$	0.0914	0,0618	0,0487	0,0418

Fonte: Dados da pesquisa

Notas:

ACFi e PACFi denotam os coeficientes de autocorrelação e autocorrelação parcial dos retornos quadráticos da i-ésima ordem respectivamente.

* Limite assintótico das funções de autocorrelação

Neste sentido, pode-se sugerir que os retornos futuros da *commodity* café são formados de maneira eficiente somente para a primeira série – RCF1 (mês do vencimento do contrato). Isto porque o modelo que descreve o comportamento dos preços apresenta ordem de defasagem menor do que a unidade e não apresenta efeitos ARCH na variância. Assim sendo, a informação é incorporada totalmente nas decisões dos *players* e agentes de mercado num período não superior a 1 dia. Entretanto, as séries RCF2, RCF3 e RCF4 apresentam uma autocorrelação serial da média superior a um *lag* e uma autocorrelação serial no quadrado dos resíduos das primeiras defasagens para as séries RCF3 e RCF4. Isto sugere que o segundo momento condicional das duas últimas séries seja modelado segundo uma estrutura auto-regressiva da família ARCH. No caso do café, este resultado pode estar associado ao seu processo de formação de preços. Sabe-se que no mercado brasileiro de café, tanto físico quanto futuro, as oscilações de preço estão altamente relacionadas com a da Bolsa de Nova Iorque, a *NYBOT-New York Board Of Trade*.

Assim sendo, ajustaram-se vários modelos para a média das séries. Para a série de retornos no mês do vencimento do contrato (RCF1), o melhor ajustamento foi dado com um ARMA(1,1). Para a série de retorno de dois meses para vencimento do contrato, ajustou-se um ARMA(2,2) completo. Para a série de RCF3 e RCF4, ajustou-se um ARMA(3,3) incompleto. Entretanto, ao efetuar teste de presença de efeitos ARCH através do método do tipo Multiplicador de Lagrange (LM), proposto por Engle (1982), nos resíduos dos modelos ARMA ajustados para a média condicional dos retornos, comprovou-se a presença de heterocedasticidade nas duas séries mais longas: RCF3 e RCF4. Os p-valores do testes estão apresentados na Tabela 5.

TABELA 5 Teste de Heterocedasticidade para as séries de retorno – Multiplicador de Lagrange

Resíduos ARMA (1,1) RCF1		Resíduos ARMA (2,2) completo RCF2	
Lag	p-valor	Lag	p-valor
1	0,7431	1	0,4031
5	0,9961	5	0,4629
10	0,9999	10	0,9117
15	0,9999	15	0,9921
25	0,9999	25	0,9999

Resíduos ARMA(3,3) incompleto RCF3		Resíduos ARMA (3,3) incompleto RCF4	
Lag	p-valor	Lag	p-valor
1	0,000	1	0,000
5	0,000	5	0,000
10	0,000	10	0,000
15	0,000	15	0,000
25	0,000	25	0,000

Fonte: Dados da pesquisa

Conforme os p-valores, o teste para efeitos ARCH de Engle (1982) fornece fortes evidências contra a hipótese nula de não haver heterocedasticidade condicional na volatilidade dos modelos para RCF3 e RCF4.

Assim sendo, modelou as duas séries levando em consideração o padrão heterocedástico da volatilidade para a média condicional dos retornos através dos métodos GARCH, EGARCH e TARCH. Ao adotar a hipótese de normalidade dos resíduos dos modelos ajustados para a média condicional dos retornos na estimação dos modelos e considerando o fato estilizado “caudas pesadas”, adotou-se a matriz de variância-covariância corrigida proposta por Bollerslev & Wooldridge (1992) no procedimento de estimação dos modelos da família ARCH.

Neste sentido, estimou-se um GARCH(1,1), TARCH(1,1) e EGARCH(1,1) para a série de retorno RCF3 e um EGARCH(1,1) para a série RCF4. Os parâmetros de todos os modelos foram estimados pelo procedimento de Newey & West (1987), tornando-os robustos à heterocedasticidade e autocorrelação no processo do resíduo. Os resultados da estimação para a média condicional e a volatilidade dos retornos do café estão reportados nas Tabelas de 6 a 9.

TABELA 6 Resultados da estimação dos modelos e medidas da qualidade do ajuste para a série RCF1 ARMA(1,1)

	Coefficiente	Erro Padrão	Estatística t	P valores.
AR(1)	0,967407	0,026305	36,77710	0,0000
MA(1)	-0,986236	0,021971	-44,88751	0,0000
Critério de Informação de Akaike		-2,707701		
Critério de Informação de Schwarz		-2,690171		
Soma dos quadrados dos resíduos		1,839173		

Fonte: Dados da pesquisa

Tabela 7 Resultados da estimação dos modelos e medidas da qualidade do ajuste para a série RCF2 ARMA(2,2) Completo

	Coefficiente	Erro Padrão	Estatística t	P valores.
AR(1)	-1,072582	0,221497	-4,842416	0,0000
AR(2)	-0,517106	0,179127	-2,886815	0,0040
MA(1)	1,017012	0,253428	4,013018	0,0001
MA(2)	0,424101	0,177836	2,384789	0,0173
Critério de Informação de Akaike		-3,808511		
Critério de Informação de Schwarz		-3,789499		
Soma dos quadrados dos resíduos		1,341602		

Fonte: Dados da pesquisa

TABELA 8 Resultados da estimação dos modelos e medidas da qualidade do ajuste para a série RCF3

ARMA(3,3) Incompleto				
	Coeficiente	Erro Padrão	Estatística t	P valores.
AR(3)	-0,938116	0,039026	-24,03803	0,0000
MA(3)	0,946665	0,036036	26,26967	0,0000
GARCH(1,1)				
	Equação da Variância			
α_0	6,60E-05	5,91E-06	11,16924	0,0000
ε_{t-1}^2	0,159602	0,007221	22,10163	0,0000
σ_{t-1}^2	0,758630	0,013699	55,37769	0,0000
Critério de Informação de Akaike		-4.566809		
Critério de Informação de Schwarz		-4.550627		
Soma dos Quadrados dos Resíduos		1.432337		

Fonte: Dados da pesquisa

TABELA 8.1 Resultados da estimação dos modelos e medidas da qualidade do ajuste para a série RCF3

ARMA(3,3) incompleto				
	Coeficiente	Erro Padrão	Estatística t	P valores.
AR(3)	-0,937346	0,025164	-37,24874	0,0000
MA(3)	0,947794	0,020258	46,78701	0,0000
TARCH(1,1)				
	Equação da Variância			
C	8,70E-05	8,58E-06	10,13545	0,0000
ε_{t-1}^2	0,271066	0,016177	16,75583	0,0000
$\gamma \varepsilon_{t-1}^2$	-0,279418	0,018550	-15,06302	0,0000
σ_{t-1}^2	0,746925	0,018868	39,58639	0,0000
Critério de Informação de Akaike		-4.611538		
Critério de Informação de Schwarz		-4.592120		
Soma dos Quadrados dos Resíduos		1.431858		

Fonte: Dados da pesquisa

TABELA 8.2 Resultados da estimação dos modelos e medidas da qualidade do ajuste para a série RCF3

ARMA(3,3) incompleto				
	Coefficiente	Erro Padrão	Estatística t	P valores.
AR(3)	0,808524	0,050504	16,00911	0,0000
MA(3)	-0,737289	0,054224	-13,59700	0,0000
EGARCH(1,1)				
	Equação da Variância			
α_0	-6,789088	0,197274	-34,41451	0,0000
$\frac{ \varepsilon_{t-1} }{\sigma_{t-1}}$	0,470868	0,025859	18,20905	0,0000
$\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}$	0,200675	0,019536	10,27217	0,0000
$\ln(\alpha_{t-1}^2)$	0,912038	0,126467	48,233088	0,0000
Critério de Informação de Akaike		-4,454742		
Critério de Informação de Schwarz		-4,435324		
Soma dos Quadrados dos Resíduos		1,428590		

Fonte: Dados da pesquisa

A soma dos parâmetros α_1 e β_1 representados por ε_{t-1}^2 e σ_{t-1}^2 no modelo GARCH(1,1) para a série RCF3 é igual a 0,917, o que denota que um choque (altista ou baixista) nos retornos dessa série tem efeito por vários períodos na volatilidade destes retornos. O modelo TARCH (1,1) fornece evidência de assimetria na volatilidade dos retornos do café, devido ao fato do coeficiente do termo $d_{t-1} \cdot \varepsilon_{t-1}^2$ mostrar-se significativo a 1% de significância. Assim sendo, choques de alta e baixa apresentam impactos diferenciados sobre a volatilidade dos retornos de café futuro. O modelo EGARCH (1,1) identifica a assimetria na série evidenciada pelo modelo TARCH(1,1), pois o parâmetro associado ao termo $\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}$ mostrou-se significativamente diferente de zero. Ainda, o modelo EGARCH reafirma a evidência de persistência na série identificada pelo modelo TARCH, pois o termo $\ln(\alpha_{t-1}^2)$ apresenta um coeficiente de 0,912. Os indicadores da qualidade do ajuste mostraram que todos os modelos ajustados tiveram um bom desempenho. No entanto, o modelo que mais se ajustou levando em consideração o Critério de Informação de Schwarz (SIC), Critério de Informação de Akaike (AIC) e Método da Soma dos Quadrados dos Resíduos (MSQR), foi o modelo EGARCH(1,1).

Os resultados encontrados pelo modelo EGARCH(1,1) para a série histórica de retornos de café com vencimento para quatro meses denota a presença de assimetria na volatilidade dos retornos, indicando que choques de alta e baixa causam diferentes volatilidades na série. Isto se dá devido ao fato de que o parâmetro $\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}$ se mostrou significativamente diferente de zero com probabilidade de 1% como mostra a Tabela 9.

TABELA 9 Resultados da estimação dos modelos e medidas da qualidade do ajuste para a série RCF4

ARMA(3,3) incompleto				
	Coefficiente	Erro Padrão	Estatística t	P valores.
AR(3)	-0,966508	0,004666	-207,1164	0,0000
MA(3)	0,970150	3,44E-07	281,6602	0,0000
EGARCH(1,1)				
	Equação da Variância			
α_0	-5,486663	0,250146	-21,93382	0,0000
$\frac{ \varepsilon_{t-1} }{\sigma_{t-1}}$	0,127532	0,013017	9,797686	0,0000
$\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}$	0,280207	0,011780	23,78769	0,0000
$\ln(\alpha_{t-1}^2)$	0,93289	0,235021	49,661457	0,0000
Critério de Informação de Akaike		-4,222096		
Critério de Informação de Schwarz		-4,206985		
Soma dos Quadrados dos Resíduos		2,132114		

Fonte: Dados da pesquisa

A alta persistência é confirmada pois o termo $\ln(\alpha_{t-1}^2)$ apresenta coeficiente próximo da unidade 0,93. Assim sendo, a série RCF4 apresenta alta persistência e assimetria na volatilidade, o que indica que um choque de alta e baixa apresentam diferentes impactos na volatilidade da série de retornos de café futuro e que uma informação levada ao mercado demanda um tempo substancial para que seja totalmente incorporada às estratégias dos agentes nestes mercados.

O fato de se identificar efeitos ARCH nas duas séries mais longas sugere a ineficiência nos mercados futuros de café para estas séries, haja vista que apresentam efeitos auto-regressivos no quadrado dos resíduos. Embora a série RCF2 não apresente autocorrelação no quadrado dos resíduos, apresenta uma autocorrelação serial na média em dois *lags*. Assim sendo, as novas informações altistas ou baixistas não são completamente absorvidas em t e $t+1$.

Os retornos previstos de todas as séries utilizando os métodos acima discutidos apresentam uma baixa qualidade de previsão. À medida que se distancia no tempo, as previsões tornam-se totalmente discrepantes. A explicação para isso advém do fato de que em mercados de preços não conseguimos proceder a boas previsões. Esta proposição deriva da suposição de mercados eficientes. Ainda que tenhamos identificado um mercado ineficiente para as séries de retornos RCF2, RCF3 e RCF4, a mesma não se confirma nas previsões, sugerindo, portanto, que as dependências nos resíduos destas séries pudessem estar sendo geradas por autocorrelações espúrias.

Outra explicação relevante para os aumentos de erros substanciais nos valores previstos das séries é a presença de grandes *outliers*. Esses *outliers* representam grandes distorções no processo de previsão e são produzidos pela mudança dos vencimentos dos contratos.

Ainda que a qualidade da previsão tenha sido ruim para todas as séries em análise, o que nos interessa realmente são os valores gerados pelos modelos a partir dos padrões modelados da série histórica. Para a avaliação do risco através do VaR, o relevante é o intervalo de previsão (em especial um de seus limites) e não as previsões pontuais. Neste sentido, os valores usados para o cálculo do VaR apontam valores consistentes para os ajustes dos retornos. Assim sendo, a série prevista foi utilizada, sem maiores problemas, para a previsão do VaR dos ajustes diários para os contratos de março-2002 e setembro-2002.

Como exemplo para os cálculos de VaR arbitrou-se um valor dos contratos na ordem de US\$60,00 dólares. De acordo com os cálculos do VaR sistematizados na Tabela 10, pode-se observar que as séries RCF1 e RCF2 apresentam maiores perdas monetárias para março de 2002 do que para setembro, a uma probabilidade de ocorrência de 5%.

Tabela 10 Estimativas de VaR para os ajustes diários de café das séries RCF1, RCF2, RCF3 e RCF4 para março e setembro de 2002

VaR/Contrato Futuro de Café (em US\$)								
Componentes do VaR	RCF1		RCF2		RCF3		RCF4	
-	mar/02	set/02	mar/02	set/02	mar/02	set/02	mar/02	set/02
P^1	60,00	60,00	60,00	60,00	60,00	60,00	60,00	60,00
V_C^2	1,6400	1,6400	1,6400	1,6400	1,6400	1,6400	1,6400	1,6400
\tilde{C}^3	0,0229	0,0150	0,0192	0,0160	0,0202	0,0459	0,0184	0,0413
C^4	0,0174	0,0153	0,0158	0,0138	0,0182	0,0177	0,0171	0,0160
\sqrt{T}^5	3,8730	3,8730	6,0828	6,0828	7,6811	7,6811	9,0000	9,0000
VAR E. D.⁶	225,52	147,21	189,25	157,19	198,74	451,24	180,89	406,35
VAR E. P.⁷	873,45	570,15	1.151,19	956,14	1.526,57	3.466,04	1.628,03	3.657,13
VaR R. D.⁸	171,43	150,73	155,53	135,61	179,24	174,30	168,17	157,65
VaR R. P.⁹	663,95	583,77	946,07	824,90	1.376,74	1.338,82	1.513,53	1.418,89

Fonte: Dados da pesquisa

Notas:

¹ Posição a mercado: tamanho da posição do ativo exposta a risco expresso em moeda corrente. Para este exemplo fixa o valor do hedge para ambos os vencimento de 60 dólares

² Fator de confiança: movimento adverso de preços expressos em nº de desvios padrão em relação a média.

³ Volatilidade estimada com a previsão para as séries de retorno.

⁴ Volatilidade real da série.

⁵ ajuste temporal para a volatilidade

⁶ VaR estimado diário

⁷ VaR estimado no período

⁸ VaR real diário

⁹ VaR real no período

O VaR diário para estas duas séries são, respectivamente, US\$225,52 e US\$189,25 dólares para cada contrato negociado na BM&F. Entretanto, para o VaR no período os valores monetários exigidos para cobertura dos ajustes diários numa pior perda potencial a 5% seria de US\$873,45 e US\$570,15 dólares. Isso significa que, estatisticamente, apenas cinco das observações dos ajustes diários dos *players* tenderiam a violar os valores, tanto no aspecto diário quanto no período. Assim sendo, os participantes dos mercados deveriam reunir um aporte de capital de giro na ordem de US\$875,47 e US\$570,15 dólares para poder honrar com os compromissos com a BM&F. Se compararmos o VaR estimado com o VaR real, que utiliza os valores reais das séries de março e abril para 2002, pode-se identificar que a qualidade da previsão do VaR via observações estimadas tem uma aderência muito grande com o real. Isso ocorre principalmente para setembro de 2002 quando os valores para VaR estimado e VaR real situam-se na ordem de US\$147,21 e US\$150,73 respectivamente.

As séries mais longas RCF3 e RCF4 apresentam estimativas para VaR na ordem de US\$198,74 e US\$180,89 para março de 2002 e US\$451,2 e US\$406,35 para setembro de 2002. A qualidade do ajuste para VaR referente aos meses de março das séries RCF3 e RCF4 também foi muito significativa, uma vez que o VaR real para o período aproximou-se muito dos valores no risco estimados para ambos os contratos. Uma atenção deve ser dada às previsões para setembro de 2002 nas séries mais longas RCF3 e RCF4. Nota-se, um relativo distanciamento dos valores no risco para os valores estimados. Neste caso em específico, os cálculos ficaram superestimados e os valores para VaR giram em torno do dobro do real. Esta anomalia deve-se à presença de fortes *outliers* na composição dos cálculos de VaR para aquelas séries.

CONCLUSÃO

Dado o exposto, pode-se perceber que, ainda que as previsões não tenham tido uma qualidade preditiva dos retornos futuros, os mesmos apresentam alta aderência quando utilizada para estimativas do cálculo do VaR. Isto porque a série reproduz as mesmas condições da série real.

Com isso, podemos inferir que, embora os mercados futuros apresentem um meio eficaz de proteção de volatilidade de preços, os mesmos ficam expostos às volatilidades dos ajustes diários que são reflexos das séries de preços.

Isto se torna mais evidente à medida que quantifica-se a exposição dos riscos dos ajustes diários nas estratégias dos *players* nesses mercados. Assim sendo, um produtor que queira realizar um *hedge* para março de 2002, dois meses antes do encerramento desse contrato, deveria reservar um valor na ordem de US\$946,07 dólares para o período, para honrar os ajuste diários. Neste caso, o produtor identifica seu risco e avalia suas reais condições de negociação nestes mercados. Neste exemplo, o produtor tem um risco de 5% dos valores de ajuste violarem o VaR de US\$946,27 dólares para o período.

Em específico, para quem entra nos mercados futuros com posições vendidas, os valores de VaR situam-se na região de rejeição formada à direita da distribuição de probabilidade. Isto porque, uma vez que o *player* realiza um *hedge* de venda, o mesmo agora inverte sua expectativa quanto às oscilações de preços, pois qualquer movimentação positiva no mercado força o mesmo a pagar ajustes em vez de receber. Dessa forma, passa-se a preocupar com as altas de preços e não mais com os movimentos de baixa.

Ainda, podemos concluir que, os resultados da modelagem estatística dos retornos de café futuro indicam que choques de alta nos mercados de futuros podem provocar grandes desastres aos *players* vendidos uma vez que toda variação positiva de preços significa desembolso monetário aos *hedgers* vendidos. Assim sendo, o pagamento de ajustes pode significar a inviabilização da transação futura no mercado da BM&F. Basicamente os *players* que apresentam problemas com este tipo de situação são os produtores e cooperativas de café. Por outro lado, os *hedgers* comprados no mercado (*traders*, exportadoras e torrefadoras de café) sentem o peso dos ajustes na medida que os choques de baixa são formados no mercado. Embora não haja perda no processo das transações há sempre o risco de um aperto monetário em capital de giro que pode levar muitos agentes a complicações financeiras gravíssimas.

Isso tudo levado à realização de uma estratégia de trava em posições no contrato futuro do café, câmbio e juros, para que seja realizada uma fixação completa às exposições ao risco de mercado, os *players* assumem cada vez mais os riscos dos ajustes diários quanto às exigibilidades monetárias para suportar tais variações.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BIGNOTTO, E. C. Comunicação de risco financeiro e perspectivas de aplicação de VAR na agroindústria. **Resenha BM&F**, n. 141, p.62, 2000.
- BOLLERSLEV, T ; WOOLDRIDGE, JEFFREY M. " Quasi-maximum likelihood estimation and inference in dynamic models with time-Varying Conditional Variances". **Econometric Reviews**, v.11, n.2, p.143-172, 1992.
- BOLLERSLEV, T. " Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity". **Journal of Econometrics**, v.31, p.307-327, 1986.

- DICKEY, D.A. and FULLER W.A. "Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root," **Journal of the American Statistical Association**, 1979, 74, 427-431
- ENGLE, R. F. " Autorregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of United Kingdom Inflation". **Econometrica**, v.50, n.4, p.987-1007, 1982.
- JARQUE, C.; BERA, A. A Test for normality of observations and regression residuals. **International Statistical Review**, v.55, p.163-172, 1987
- JORION, P. Value at risk: the new benchmark for controlling derivatives risk. Chicago: Irwin, 1999. Tradução BM&F.
- NELSON, D. B. Conditional heteroskedasticity in asset returns: a new approach. **Econometrica**, v.59, n.2, p.347-370, 1991.
- NEWBY, W. ; WEST, K. A simple positive semi-definite, heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix. **Econometrica**, v.55, p.703-708, 1987.
- PHILLIPS, P.C.B. ; PERRON P. Testing for a unit root in time series regression. **Biometrika**, v.75, p.335-346, 1988
- SOUZA, L.A.R. de. **Valor em risco em épocas de crise**. 1999. 122 p. Dissertação (Mestrado em Economia)-Universidade Federal de São Paulo, São Paulo.
- SWARAY, R. B. **Volatility of primary commodity prices: some evidence from agricultural exports in Sub-saharan Africa**. New York: University of New York, 2002. Discussion Papers in Economics, n.2002/06.
- WEI, S. J. **Why is corruption so much more taxing than tax?** Arbitrariness Kills. National Bureau of Economic Research, 1997. NBER Working Papers 6255
- ZAKOIAN, J.M. Threshold Heteroskedasticity models. **Journal of Economic Dynamics and Control**, v.18, p.931-955, 1994.
- ZHOU, A. Modeling the volatility of the Heath-Jarrow-Morton Model: A Multi-Factor Garch Analysis. Illinois: University of Illinois at Urbana-Champaign, 2000. OFOR Paper Number 00-05.