

VOLATILIDADE DE PREÇOS DE PRODUTOS AGRÍCOLAS: UMA ANÁLISE COMPARATIVA PARA SOJA, CAFÉ, MILHO E BOI GORDO

KILMER COELHO CAMPOS (1) ; ROBÉRIO TELMO CAMPOS (2) .

1.UFV, VIÇOSA, MG, BRASIL; 2.UFC, FORTALEZA, CE, BRASIL.

kilmercc@bol.com.br

APRESENTAÇÃO ORAL

COMERCIALIZAÇÃO, MERCADOS E PREÇOS AGRÍCOLAS

VOLATILIDADE DE PREÇOS DE PRODUTOS AGRÍCOLAS: UMA ANÁLISE COMPARATIVA PARA SOJA, CAFÉ, MILHO E BOI GORDO

Grupo de Pesquisa: 1- Comercialização, Mercados e Preços Agrícolas

Resumo: A instabilidade de renda dos produtores e investidores, proveniente de flutuações nos preços, representa um problema cujas características e causas devem ser amplamente pesquisadas, em vista da importância da *commodity* no agronegócio nacional e das perdas que essas flutuações causam em termos de lucratividade, empregos e divisas para o Brasil. Isto posto, utiliza-se a classe de modelos de heterocedasticidade condicional autorregressiva (ARCH e GARCH), para caracterizar e analisar a volatilidade das séries de retornos mensais da soja, café, milho e boi gordo. A análise empírica da volatilidade mostra que estes produtos são marcados por acentuadas flutuações de preços, em que choques positivos ou negativos geram impactos com período longo de duração. O somatório dos coeficientes de reação e persistência da volatilidade mostrou valores próximos ou maiores do que um, indicando que os choques na volatilidade irão perdurar por algum tempo.

Palavras- chave: volatilidade de preços; produtos agrícolas; Brasil.

PRICES OF VOLATILITY OF THE AGRICULTURAL PRODUCTS: A COMPARATIVE ANALYSIS FOR SOY, COFFEE, CORN AND FAT OX

Abstract: The instability of income of the producers and investors, originating from fluctuations in the prices, it represents a problem whose characteristics and causes should be researched thoroughly, in view of the importance of the commodity in the national agribusiness and of the losses that those fluctuations cause in profitability terms, jobs and exchange value to Brazil. This position, the class of models of autoregressive conditional heteroskedasticity is used (ARCH and GARCH), to characterize and to analyze the

volatility of the series of monthly returns of the soy, coffee, corn and fat ox. The empiric analysis of the volatility shows that these products are marked by having accentuated flutations of prices, in that shocks positive or negative generate impacts with long period of duration. The sum of the reaction coefficients and persistence of the volatility showed values close or larger than one, indicating that the shocks in the volatility will last long for some time.

Key-words: prices of volatility; agricultural products; Brazil.

1. INTRODUÇÃO

Segundo Baccarin *apud* Pimentel, Almeida, Sabbadini (2004), no final da década de 1980 e começo da década de 1990, houve uma alteração do quadro da política comercial brasileira, caracterizando-se por aquilo que seria chamada a abertura comercial brasileira, em que através da redução de barreiras alfandegárias de ordem tarifária, o país se abria às importações e permitia à sua indústria concorrer com os produtos elaborados no exterior.

Outras medidas importantes neste período também contribuíram para o desempenho exportador do Brasil, como a implementação do Mercado Comum do Sul (Mercosul) e a reforma monetária no país, responsável por um longo período de sobrevalorização da moeda nacional e posterior, desvalorização cambial, que além de engendrar volatilidade às expectativas comerciais, afetou o desempenho exportador nacional, sobretudo as exportações agrícolas, na medida em que fizeram variar os preços percebidos pelos produtores nacionais, bem como pelos consumidores externos.

Em decorrência destes fatores, nos últimos anos, a agropecuária brasileira vem se desenvolvendo e modernizando, destacando-se como atividade de alto valor econômico e social, com tendência de crescimento acentuado no curto prazo. A amplitude dos mercados interno e externo contribuiu para o caráter dinâmico deste setor, no Brasil, com a incorporação de modernas tecnologias produtivas para satisfazer as exigências destes mercados.

Um melhor de desempenho competitivo pode ser resultado da competitividade de preços, explicada, primeiramente, pela opção dos importadores escolherem diferentes exportadores de produtos e serviços, ou seja, os importadores tendem a substituir o consumo de bens, cujos preços se elevaram, pelo consumo daqueles que apresentaram redução de preço, em termos relativos (ORANJE, 2003).

Portanto, a análise de preços é um dos principais instrumentos para planejamento e avaliação de atividades agropecuárias, servindo como fator decisivo na escolha das oportunidades empresariais. A formação do preço, como elemento controlador do mecanismo de troca, reveste-se de singular importância para o Governo na formulação e aplicação de políticas eficientemente direcionadas para o setor agropecuário. A geração e a adoção de tecnologia por parte do produtor tem como incentivo a rentabilidade esperada, sendo as relações de preço dos insumos e a análise de preço do produto, elementos básicos na tomada de decisões.

As flutuações cíclicas e/ou sazonais dos preços dos produtos agrícolas provocam instabilidade, tanto na renda do produtor como nas despesas dos consumidores urbanos. Esta instabilidade pode provocar desestímulos de produção em períodos de baixa dos preços ou excesso de produção em períodos de preços muito elevados. Assim, é necessário o conhecimento do padrão de flutuação sazonal ou volatilidade destes preços, para que possam ser implementadas políticas de estabilização dos preços dos produtos agrícolas ao longo do ano.

Segundo Rodrigues (2001), a análise do comportamento de séries históricas de preços é de fundamental importância dentro da economia, visto que praticamente todas as fases das relações econômicas estão diretamente relacionadas aos preços. A análise dos preços agropecuários se configura como ponto de interesse geral, dada a ampla gama de inter-relações com outros setores de atividade e agentes econômicos, principalmente em uma economia com vocação agropecuária como a do Brasil, em que as atividades ligadas ao agronegócio são responsáveis por aproximadamente 32% do PIB nacional.

Ressalta-se a importância desse tipo de análise no processo de tomada de decisão sob situação de incerteza, que incide sobre os agentes econômicos em diversos ramos de atividade e, particularmente, aqueles envolvidos com os mercados financeiros e de *commodities* (soja, café, milho, boi gordo etc). Tanto os *hedgers*, envolvidos com transações físicas de produtos, querem se proteger de futuras oscilações de preços, quanto os especuladores, que querem assumir riscos nesses mercados em função de possíveis ganhos futuros, necessitam de informações sobre as variáveis e os ativos que são fundamentais para a rentabilidade de suas atividades (SCHWAGER, 1995).

Logo, a oscilação na renda de produtores e investidores, proveniente de flutuações nos preços, se configura como um problema cujas características e causas devem ser amplamente pesquisadas, em vista da importância da *commodity* no agronegócio nacional e das perdas que essas flutuações podem provocar tanto em termos de lucratividade para o setor quanto em termos de empregos e divisas para o Brasil.

Isto posto, neste artigo utiliza-se a classe de modelos de heterocedasticidade condicional autorregressiva (ARCH e GARCH), para caracterizar e analisar a volatilidade das séries de retornos mensais da soja, café, milho e boi gordo. Pretende-se, assim, fornecer subsídios para o delineamento de estratégias adequadas para o gerenciamento do risco de variações nos preços (retornos) destas *commodities*.

2. REFERENCIAL ANALÍTICO

Analisando séries temporais, podem-se utilizar dois enfoques básicos, em que o objetivo é construir modelos para as séries com propósitos determinados. Um primeiro enfoque aborda a análise no domínio temporal com modelos paramétricos propostos e um segundo enfoque, já explora a análise baseada no domínio de frequências e os modelos propostos são modelos não-paramétricos.

A partir de uma série temporal observada em intervalos de tempo, pode-se investigar o mecanismo gerador da série temporal, fazer previsões de valores futuros da série, descrever apenas o comportamento da série e procurar periodicidades relevantes dos dados.

Os procedimentos de previsão de séries temporais indicam que séries, principalmente financeiras, como preços de ações, taxas de inflação, taxas de câmbio, dentre outras, apresentam valores que oscilam consideravelmente de um período para outro. Observou-se que os erros de previsão são relativamente pequenos para alguns períodos e relativamente grandes para outros períodos. Tal variabilidade pode ser explicada pela volatilidade no mercado financeiro em decorrência de mudanças nas políticas monetária e fiscal do governo, mudanças nas relações internacionais de comercialização de produtos etc. Isto prova que a variância dos erros de previsão não é constante, mas varia de um período para outro, ou seja, há uma espécie de autocorrelação na variância dos erros de previsão (GUJARATI, 2000).

Supondo que o comportamento dos erros de previsão depende do comportamento das perturbações da regressão, pode-se apresentar uma justificativa para a autocorrelação na variância das perturbações. Assim, para capturar esta correlação, Engle desenvolveu o modelo auto-regressivo de heterocedasticidade condicional (ARCH).

Os modelos ARCH, ou modelos auto-regressivos com heterocedasticidade condicional foram introduzidos por Engle (1982), com o objetivo de estimar a variância da inflação. A idéia básica é que o retorno Y_t é não-correlacionado serialmente, mas a

volatilidade (variância condicional) depende de retornos passados por meio de uma função quadrática (MORETTIN; TOLOI, 2004).

A idéia principal do modelo ARCH é o fato de que a variância de “ ε ” no período de tempo t depende do tamanho do quadrado do termo de erro no período $t-1$, ou seja, depende de ε^2_{t-1} . O termo de erro ε_t , condicionado à informação disponível no período $(t-1)$ seria distribuído conforme notação abaixo:

$$\varepsilon_t \sim N[0, (\alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon^2_{t-1})]$$

Logo, a variância de “ ε ” no período t dependerá de um termo constante mais o quadrado do erro no período $t-1$. Esse seria o chamado processo ARCH (1), que pode ser generalizado para “ r ” defasagens de ε^2 . As restrições paramétricas $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i > 0$ para todo $i = 2...p$ e $\sum \alpha_i < 1$ são necessárias para assegurar que a variância condicional seja positiva e fracamente estacionária. As inovações, representadas por ε_t , são não correlacionadas serialmente e não estocasticamente independentes, haja vista que são relacionadas em seus segundos momentos (LAMOUNIER, 2001).

Um modelo ARCH (r) pode ser definido por:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + \dots + \beta_k X_{kt} + \varepsilon_t,$$

$$\text{Var}(\varepsilon_t) = \sigma^2_t = \alpha_0 + \alpha_1 Y^2_{t-1} + \alpha_2 Y^2_{t-2} + \dots + \alpha_r Y^2_{t-r},$$

em que, (ε_t) é uma seqüência de variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas (i.i.d.) com média zero e variância unitária, $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$, $i > 0$. Na prática, supõe-se usualmente $\varepsilon_t \sim N(0,1)$ ou $\varepsilon_t \sim t_v$ (t de Student com v graus de liberdade).

O modelo proposto por Engle (1982) pode ser descrito em termos da distribuição dos erros de um modelo auto-regressivo linear dinâmico. Dado que P_t é o preço de um ativo no instante t , então a variação de preços entre os instantes $t-1$ e t é dada por $\Delta P_t = P_t - P_{t-1}$. Denotando $p_t = \log P_t$ (sendo o logaritmo na base e), define-se o retorno composto continuamente ou log-retorno por $r_t = \log(P_t) - \log(P_{t-1})$, ou seja, toma-se o logaritmo dos preços e depois a primeira diferença.

As séries econômicas e financeiras apresentam características comuns as demais séries temporais, como tendências, sazonalidade, pontos influentes (atípicos), heterocedasticidade condicional e não-linearidade. Já os retornos financeiros apresentam características que muitas séries não possuem, como por exemplo, os retornos raramente mostram tendências ou sazonalidades, com exceção eventual de retornos intra-diários (MORETTIN; TOLOI, 2004).

De acordo com os autores acima, os retornos são em geral não auto-correlacionados; os quadrados dos retornos são auto-correlacionados, mostrando uma correlação de defasagem um pequena e depois uma queda lenta das demais correlações; as séries de retornos retratam agrupamentos de volatilidades ao longo do tempo; a distribuição (incondicional) dos retornos apresenta caudas mais pesadas e com mais observações do que o normal nos extremos das caudas do que numa distribuição normal; e algumas séries de retornos são não-lineares.

Segundo Bollerslev (1986), uma generalização do modelo ARCH pode ampliar o conjunto de informações apresentado pela série temporal e obter uma formulação mais parcimoniosa, no sentido de apresentar menos parâmetros do que um modelo AR ou MA

para. Portanto, o modelo GARCH para a variância condicional pode ser utilizado para descrever a volatilidade com menos parâmetros do que um modelo ARCH.

Segundo Lamounier (2001), para o modelo GARCH de ordem (1,1), tem-se que a variância dos erros de um modelo, econométrico ou de séries temporais, no período t dependerá basicamente de três termos, ou seja, de um termo médio ou constante ω ; de inovações (choques) acerca da volatilidade, que é determinada pelo quadrado dos resíduos (ε_{t-1}^2) do período $t-1$, representado pelo termo ARCH (informações defasadas da volatilidade); e da revisão da volatilidade feita no último período (σ_{t-1}^2), que é o termo GARCH (variâncias previstas passadas).

Assim, o modelo GARCH (1,1) pode ser representado pela notação abaixo:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + \dots + \beta_k X_{kt} + \varepsilon_t,$$

$$\text{Var}(\varepsilon_t) = \sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 Y_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2$$

No modelo GARCH (r,m), ou seja, modelo auto-regressivo com heterocedasticidade condicional generalizada, tem-se "r" representado pela ordem do componente ARCH e "m" pela ordem do componente GARCH, sendo generalizado e representado por:

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 Y_{t-1}^2 + \alpha_2 Y_{t-2}^2 + \dots + \alpha_r Y_{t-r}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \beta_2 \sigma_{t-2}^2 + \dots + \beta_m \sigma_{t-m}^2$$

Bollerslev et al (1994) colocam que a especificação mais robusta verificada nas aplicações é a do modelo GARCH (1,1), pois esta classe do modelo apresenta poucas restrições nos parâmetros. As condições impostas para a variância do processo ser positiva e fracamente estacionária são $\omega, \alpha_1 > 0; \beta_1 > 0$ e $\alpha_1 + \beta_1 < 1$. A partir destas implicações, pode-se afirmar que a persistência de choques na volatilidade da série de retornos é medida pela soma de α_1 e β_1 .

Então, o somatório dos coeficientes que apresente valores baixos (próximos de zero) indica que um choque inicial sobre a volatilidade irá provocar efeitos rápidos sobre o comportamento das séries e que, após curto período de tempo, a variância da série deverá convergir à sua média histórica. Entretanto, quanto maior (mais próximo de um) for o valor do coeficiente de persistência, mais vagarosamente o choque sobre a volatilidade irá se dissipar e, portanto, maior será a demora do processo de reversão à média para a variância. Se o valor do coeficiente de persistência for maior ou igual a um, os choques na volatilidade irão perdurar por um período extremamente longo na série. Isto posto, diz-se que a variância condicional de " ε_t " possui raiz unitária e a variância permanecerá elevada, não apresentando reversão à sua média histórica. Contudo, isso não implica que a série de resíduos " ε_t " não seja estacionária, mas sim que a variância incondicional de " ε_t " não será (LAMOUNIER, 2001).

Observa-se para os modelos GARCH, as mesmas vantagens e desvantagens dos modelos ARCH. Assim, volatilidades altas são precedidas de retornos ou volatilidades grandes, observando-se grupos de volatilidades presentes em séries financeiras. A identificação da ordem de um modelo GARCH a ser ajustado para uma série é usualmente difícil. Portanto, deve-se usar modelos de ordem baixa e escolher aquele melhor modelo com base em critérios, como o AIC ou BIC, de acordo com valores assumidos pela assimetria e curtose, valores da log-verossimilhança e de alguma função perda (MORETTIN; TOLOI, 2004).

A estimação dos parâmetros dos modelos ARCH e GARCH é feita pelo método de máxima verossimilhança condicional após adotar-se uma distribuição paramétrica para as inovações. A função de máxima verossimilhança é maximizada por métodos numéricos, sujeita às restrições de negatividade necessárias.

Neste trabalho utilizou-se o método de Marquardt (1963). Para identificar a presença de heterocedasticidade condicional auto-regressiva, aplicou-se o teste do tipo multiplicador de Lagrange proposto por Engle (1982) com a estatística de teste possuindo distribuição qui-quadrado. Logo, compara-se o valor calculado com o valor tabelado para se testar a hipótese nula de não evidência de heterocedasticidade condicional.

3. FONTE DOS DADOS

Utilizaram-se dados secundários correspondente às séries de preços médios mensais recebidos pelos produtores brasileiros. As séries abrangem os períodos de janeiro de 1967 a julho de 2006 dos preços de soja (R\$/60 kg), café em coco (R\$/60 kg), milho (R\$/60 kg) e boi gordo para corte (R\$/kg), perfazendo um total de 475 observações. Os dados foram obtidos da Fundação Getúlio Vargas (FGVDADOS), tendo a série de preços dos produtos, sido convertida para valores atualizados.

Conforme Morettin; Tolo (2004), um dos objetivos em finanças é avaliar riscos de carteira de ativos financeiros e o risco é constantemente medido em termos de variações de preços dos ativos. Portanto, a variação relativa de preços entre instantes de tempo gera os retornos, que são livres de escala e apresentam propriedades estatísticas mais interessantes, como estacionariedade e ergodicidade. Uma série é estacionária quando se desenvolve no tempo aleatoriamente ao redor de uma média constante, retratando algum equilíbrio estável. Um processo é ergódico quando se podem estimar características de interesse (média, autocovariância etc) a partir de uma única trajetória do processo.

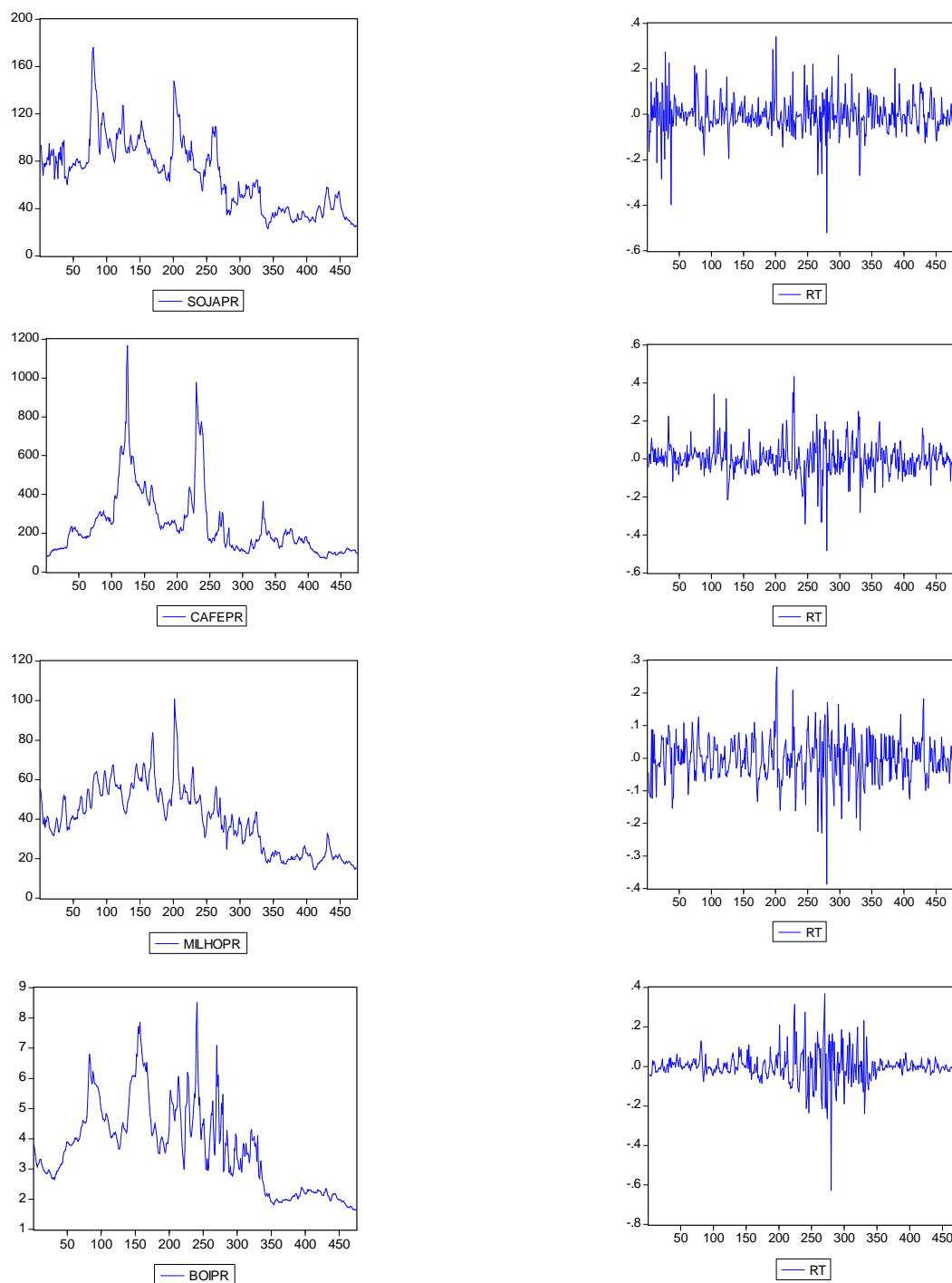
Portanto, para modelar a volatilidade dos retornos gerados pelas *commodities*, calcularam-se os retornos compostos continuamente ou log-retorno por $r_t = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1})$.

O *software* utilizado para se estimar a regressão dos dados e dos modelos de análise foi *EViews 5.0*, da *Quantitative Micro Software*.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

A Figura 1 ilustra o comportamento das séries de preços e retornos da soja, café, milho e boi gordo para o período sobre análise.

Figura 1 – Séries de preços e retornos da soja, café, milho e boi gordo (período de 1967 – 2006).



Fonte: Resultados da pesquisa.

A Tabela 1 mostra algumas estatísticas descritivas básicas para os retornos dos produtos agrícolas. O teste Jarque-Bera de normalidade é um teste assintótico (grandes amostras) que calcula a assimetria e a curtose dos resíduos. A sua finalidade é testar a hipótese nula de que a amostra foi extraída de uma distribuição normal, em que o valor da assimetria é zero e o valor da curtose é três. Os resultados do teste mostram que os resíduos não apresentam distribuição normal.

Tabela 1 – Estatísticas Descritivas

Estatísticas	Soja	Café	Milho	Boi Gordo
Média	-0,002775	0,000245	-0,002709	-0,001765
Mediana	-0,008981	-0,003115	-0,005512	-0,002998
Desvio-Padrão	0,081614	0,087755	0,067399	0,074166
Assimetria	-0,357792	-0,005621	-0,327328	-0,827300
Curtose	9,060826	8,216849	6,136934	16,53287
Teste Jarque-Bera	735,6021	537,5088	202,8113	3671,058
Probabilidade (JB)	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000

Fonte: Resultados da pesquisa.

A assimetria retrata a forma de distribuição dos dados, apresentando um coeficiente igual a -0,357792 para a soja, ou seja, como a média é maior do que a mediana, tem-se uma assimetria à direita. A curtose de 9,060826 indica que a série de retornos apresenta uma distribuição leptocúrtica em relação à distribuição normal, revelando juntamente com as outras medidas descritivas e a representação gráfica do comportamento dos preços e dos retornos ao longo do período de análise, que a série do produto soja exhibe sinais de heterocedasticidade e de agrupamento de volatilidade.

A Tabela também mostra as estatísticas descritivas básicas para os retornos do café, milho e boi gordo. O teste Jarque-Bera de normalidade calculado para ambas as culturas também prova que os resíduos não apresentam distribuição normal. O coeficiente de assimetria destes produtos foi diferente de zero com presença de assimetria à direita ou positiva. A análise da curtose que é uma medida do pico ou do achatamento da distribuição, explica que os dados estão agrupados no centro juntamente com algumas observações nos extremos das caudas, representando séries de retornos com distribuição leptocúrtica ou aguda em relação à distribuição normal. Logo, as séries dos produtos café, milho e boi gordo também exibem sinais de heterocedasticidade e de agrupamento de volatilidade.

Tabela 2 – Estimativas dos coeficientes de autocorrelação e autocorrelação parcial para retornos e retornos quadráticos.

Retornos - Soja					Retornos Quadráticos - Soja				
K	FAC	FACP	Q-Stat	Prob	K	FAC	FACP	Q-Stat	Prob
1	0.070	0.070	2.3534	0.125	1	0.082	0.082	3.1999	0.074
2	0.036	0.031	2.9808	0.225	2	0.009	0.003	3.2422	0.198
3	-0.040	-0.045	3.7615	0.288	3	0.031	0.030	3.6915	0.297
4	0.004	0.008	3.7675	0.438	4	-0.005	-0.010	3.7015	0.448
5	0.043	0.046	4.6661	0.458	5	0.047	0.048	4.7581	0.446
6	-0.071	-0.080	7.0965	0.312	6	0.044	0.036	5.7025	0.457
7	-0.088	-0.082	10.855	0.145	7	0.014	0.007	5.7924	0.564
8	-0.029	-0.008	11.262	0.187	8	0.134	0.130	14.424	0.071
9	-0.136	-0.137	20.264	0.016	9	0.036	0.014	15.064	0.089
10	0.045	0.057	21.256	0.019	10	0.044	0.039	15.991	0.100

Retornos - Café					Retornos Quadráticos - Café				
K	FAC	FACP	Q-Stat	Prob	K	FAC	FACP	Q-Stat	Prob
1	0.327	0.327	51.159	0.000	1	0.230	0.230	25.213	0.000
2	0.123	0.018	58.418	0.000	2	0.179	0.133	40.539	0.000
3	-0.035	-0.090	59.006	0.000	3	0.124	0.062	47.932	0.000
4	-0.070	-0.040	61.379	0.000	4	0.028	-0.035	48.300	0.000
5	-0.059	-0.013	63.035	0.000	5	0.066	0.044	50.386	0.000

Retornos - Milho					Retornos Quadráticos - Milho				
K	FAC	FACP	Q-Stat	Prob	K	FAC	FACP	Q-Stat	Prob
1	0.365	0.365	63.721	0.000	1	0.229	0.229	24.964	0.000
2	0.070	-0.073	66.075	0.000	2	0.038	-0.015	25.661	0.000
3	-0.065	-0.076	68.088	0.000	3	0.028	0.024	26.037	0.000
4	-0.117	-0.071	74.669	0.000	4	0.062	0.053	27.873	0.000
5	-0.168	-0.114	88.282	0.000	5	0.070	0.046	30.199	0.000

Retornos – Boi Gordo					Retornos Quadráticos – Boi Gordo				
K	FAC	FACP	Q-Stat	Prob	K	FAC	FACP	Q-Stat	Prob
1	0.192	0.192	17.578	0.000	1	0.137	0.137	8.9059	0.003
2	-0.035	-0.074	18.158	0.000	2	0.114	0.097	15.127	0.001
3	-0.103	-0.085	23.246	0.000	3	0.138	0.114	24.256	0.000
4	-0.135	-0.105	31.989	0.000	4	0.120	0.083	31.177	0.000
5	-0.182	-0.154	47.947	0.000	5	0.080	0.035	34.236	0.000

k = defasagens; FAC = coeficientes de autocorrelação; FACP = coeficientes de autocorrelação parcial; Q-Stat = teste de significância das autocorrelações; Prob = probabilidade do teste de significância.

Fonte: Resultados da pesquisa.

O primeiro procedimento foi ajustar um modelo ARMA (p, q) à série de retornos para eliminar a correlação serial entre as observações. A Tabela 2 apresenta as funções de autocorrelações (FAC) e funções de autocorrelações parciais (FACP), de forma que uma análise da FAC e da FACP do correlograma dos retornos e dos retornos quadráticos indica um modelo AR (1), MA (1) e MA (2) para a cultura da soja.

O ajustamento do modelo para a correção da correlação foi feito eliminando-se vários coeficientes não significativos a um nível de significância de 10%. A análise dos resíduos do modelo corrigido forneceu $Q(20) = 27,872$ com P-valor igual a 0,112, o que mostra a eliminação da correlação serial da série de retornos mensais da soja.

Então, a Tabela apresenta as funções de autocorrelações (FAC) e funções de autocorrelações parciais (FACP) de todos os produtos agrícolas, de forma que uma análise destes coeficientes tende a uma indicação de ajustamento de modelo AR (1), AR (3) e AR (9) para o café e AR (1), AR (2) e MA (1) para a cultura do milho e boi gordo. Após o ajustamento do modelo, a análise do correlograma dos resíduos forneceu $Q(30) = 36,219$, $Q(11) = 13,804$ e $Q(12) = 15,395$ com P-valor igual a 0,201, 0,244 e 0,221, o que mostra a eliminação da correlação serial da série de retornos mensais do café, milho e boi gordo.

Tabela 3 – Teste ARCH de Engler (1982) dos retornos de soja, café, milho e boi gordo.

Resíduos/AR (1), MA (1) e MA (2) - Soja		Resíduos/AR (1), AR (3) e AR (9) - Café		Resíduos/ AR (1), AR (2) e MA (1) - Milho		Resíduos/ AR (1), AR (2) e MA (1) – Boi	
Lag	P-Valor	Lag	P-Valor	Lag	P-Valor	Lag	P-Valor
1	0,012504	1	0,001404	1	0,000000	1	0,000099
5	0,163964	5	0,001656	5	0,000000	5	0,001638
10	0,055765	10	0,002235	10	0,000000	10	0,000003
20	0,063278	20	0,004978	20	0,000000	20	0,000964

Fonte: Resultados da pesquisa.

Para confirmar a existência de volatilidade da série de retorno com padrão ARCH, realizou-se o teste do tipo multiplicador de Lagrange (Teste LM), proposto por Engler (1982) nos resíduos dos modelos AR e MA ajustados na regressão dos retornos. A Tabela 3 mostra os p-valores do teste e os resultados do teste LM, indicando a presença do efeito ARCH na série de retornos de todos os produtos agrícolas. As estatísticas F e LM rejeitam a hipótese nula de que não há presença do efeito ARCH na série de retorno, ou seja, permitem que se anule a presença da homocedasticidade nos resíduos dos retornos.

A Tabela acima também expõe o p-valor do teste do multiplicador de Lagrange para as respectivas defasagens, indicando a presença do efeito ARCH nas séries de retornos. As estatísticas F também rejeitam a hipótese nula de que não há presença do efeito ARCH nas séries de retornos.

Tabela 4 – Estimação do Modelo ARCH para a série de retornos da soja, café, milho e boi gordo.

Método: ML - ARCH (Marquardt) – Distribuição Normal				
Série de Retornos da Soja				
	Coefficiente	Erro-Padrão	Estatística z	Probabilidade
AR (1)	0.258091	0.052556	4.910782	0.0000
Equação de Variância				
C	0.004179	0.000222	18.84158	0.0000
RESID (-1)^2	0.484314	0.059578	8.129063	0.0000
Série de Retornos do Café				
	Coefficiente	Erro-Padrão	Estatística z	Probabilidade
AR (1)	0.250042	0.031359	7.973586	0.0000
Equação de Variância				
C	0.004580	0.000232	19.74567	0.0000
RESID (-1)^2	0.421842	0.057064	7.392417	0.0000
Série de Retornos do Milho				
	Coefficiente	Erro-Padrão	Estatística z	Probabilidade
AR (1)	1.345828	0.051860	25.95097	0.0000
AR (2)	-0.471952	0.043726	-10.79349	0.0000
MA (1)	-0.931072	0.029345	-31.72808	0.0000
Equação de Variância				
C	0.002415	0.000164	14.67888	0.0000
RESID (-1)^2	0.356973	0.056419	6.327153	0.0000
Série de Retornos do Boi Gordo				
	Coefficiente	Erro-Padrão	Estatística z	Probabilidade
AR (1)	0.426575	0.022455	18.99704	0.0000
Equação de Variância				
C	0.000268	3.24E-05	8.292173	0.0000
RESID (-1)^2	0.780723	0.091540	8.528801	0.0000
RESID (-2)^2	0.331537	0.060857	5.447829	0.0000
RESID (-3)^2	0.293145	0.045660	6.420103	0.0000

Fonte: Resultados da pesquisa.

Conforme a Tabela 4, o ajustamento da série do modelo para a média condicional, identificou que o melhor modelo para a cultura da soja foi um AR (1) para o modelo da classe ARCH (1) com os parâmetros estatisticamente significativos ao nível de significância de 1%. A posterior análise dos correlogramas dos resíduos padronizados e dos quadrados dos resíduos padronizados concluiu que não existe heterocedasticidade condicional nos resíduos do modelo ajustado.

Já o ajustamento da série do modelo para a média condicional, constatou que os melhores modelos para os demais produtos seriam um AR (1) para o café e AR (1), AR (2) e MA (1) para o milho, dados o modelo da classe ARCH (1) com os parâmetros estatisticamente significativos ao nível de significância de 1%. Para o produto boi gordo, o modelo foi ajustado a partir de um AR (1) para os modelos ARCH (3), identificando-se também parâmetros significativos ao nível de 1%.

Estes resultados estão de acordo com trabalho desenvolvido por Silva; Sáfadi; Castro Júnior (2005), que identificaram como melhor modelo para a série de retornos da soja, um AR (1), para os modelos GARCH (1,1), TARARCH (1,1) e TARARCH (1,2) na variância, e um AR (2) incompleto para o modelo EGARCH (1,1). Para a série de retornos do café, o melhor modelo também foi um AR (1) para todos os modelos da classe ARCH na variância.

Em seguida, a análise dos correlogramas dos resíduos padronizados e dos quadrados dos resíduos padronizados conclui que não existe heterocedasticidade condicional nos resíduos dos modelos ajustados.

Tabela 5 – Estimação do Modelo GARCH (1,1) para a série de retornos da soja, café, milho e boi gordo.

Método: ML - ARCH (Marquardt) – Distribuição Normal				
Série de Retornos da Soja				
	Coefficiente	Erro-Padrão	Estatística z	Probabilidade
AR (1)	0.308560	0.054823	5.628351	0.0000
Equação de Variância				
C	0.001045	0.000186	5.625582	0.0000
RESID (-1)^2	0.343735	0.046595	7.377149	0.0000
GARCH (-1)	0.559020	0.052455	10.65705	0.0000
Série de Retornos do Café				
	Coefficiente	Erro-Padrão	Estatística z	Probabilidade
AR (1)	0.305815	0.044188	6.920756	0.0000
Equação de Variância				
C	0.000303	8.47E-05	3.578524	0.0003
RESID (-1)^2	0.122705	0.026044	4.711499	0.0000
GARCH (-1)	0.838994	0.031631	26.52430	0.0000
Série de Retornos do Milho				
	Coefficiente	Erro-Padrão	Estatística z	Probabilidade
AR (1)	1.379848	0.055364	24.92323	0.0000
AR (2)	-0.514513	0.045010	-11.43100	0.0000
MA (1)	-0.915032	0.033504	-27.31122	0.0000
Equação de Variância				
C	0.000427	0.000139	3.078572	0.0021
RESID (-1)^2	0.200418	0.056676	3.536186	0.0004
GARCH (-1)	0.688390	0.077081	8.930687	0.0000
Série de Retornos do Boi Gordo				
	Coefficiente	Erro-Padrão	Estatística z	Probabilidade
AR (1)	0.434098	0.035195	12.33411	0.0000
Equação de Variância				
C	2.17E-05	9.43E-06	2.302547	0.0213
RESID (-1)^2	0.290125	0.044702	6.490145	0.0000
GARCH (-1)	0.753965	0.032134	23.46324	0.0000

Fonte: Resultados da pesquisa.

De acordo com a Tabela 5, a estimação do GARCH (1,1) permitiu captar a dinâmica da volatilidade na série de retorno dos produtos em análise. As condições observadas para que a variância do processo seja positiva e fracamente estacionária é que os parâmetros da regressão sejam positivos e maiores do que zero. Assim, na equação de regressão, o segundo parâmetro representado pelo ARCH, constitui o coeficiente de reação da volatilidade e o terceiro parâmetro (GARCH), representa o coeficiente de persistência da volatilidade ou o risco na série de retorno.

A soma dos coeficientes de reação (ARCH) com o coeficiente de persistência da volatilidade (GARCH) define se os riscos persistem na série de retornos. Portanto, observa-se que o somatório dos coeficientes na cultura da soja foi igual a 0,902755, indicando elevada persistência de choques sobre a volatilidade dos retornos da soja.

Logo, um choque que gere um declínio ou aumento do preço da soja pode implicar em vários períodos de intensa instabilidade ou volatilidade no mercado de soja, gerando perdas consideráveis para o setor agrícola e para a economia nacional.

Analisando agora as demais culturas, a estimação do GARCH (1,1) também identificou a dinâmica da volatilidade na série de retorno. A soma dos coeficientes de reação (ARCH) com o coeficiente de persistência da volatilidade (GARCH) definiu valores da ordem de 0,961699 (café), 0,888808 (milho) e 1,044090 (boi gordo), indicando assim como a soja, intensa volatilidade dos retornos.

De acordo com o coeficiente de persistência, a série de retornos do boi gordo apresentou valor maior do que um, indicando que os choques na volatilidade irão perdurar por um período extremamente longo e que a variância permanecerá elevada, não apresentando reversão à sua média histórica. Observa-se para as séries do café e soja, valores próximos de um, ou seja, mais vagarosamente o choque sobre a volatilidade irá se dissipar e, portanto, maior será a demora do processo de reversão à média para a variância. O menor coeficiente encontrado foi o do milho, concluindo-se que um choque inicial sobre a volatilidade irá provocar efeitos mais rápidos sobre o comportamento da série (menor período de tempo) em comparação as outras culturas analisadas.

Estudo desenvolvido por Silva; Sáfyadi; Castro Júnior (2005), encontrou o somatório dos coeficientes do modelo GARCH (1,1) igual a 0,956 e 0,88 para a soja e o café, indicando elevada persistência de choques sobre a volatilidade dos retornos destes produtos agrícolas.

Assim, o somatório destes dois parâmetros indica que se o valor for maior ou próximo de um, maior será o efeito ao longo do tempo de qualquer instabilidade no mercado agropecuário. Consequentemente, este efeito decorrente de constantes flutuações de preços e produção do mercado agrícola tende a normalidade num maior espaço de tempo, tornando estas *commodities* altamente vulneráveis para o mercado de futuros.

5. CONCLUSÃO

A análise empírica da volatilidade dos retornos de principais *commodities* agrícolas (soja, café, milho e boi gordo), retrata a importância destes produtos pelo caráter exportador ou como produto de suma importância na agricultura de subsistência do Brasil. Os mercados destes produtos são marcados por acentuadas flutuações de preços, indicando significativas oscilações na rentabilidade destas culturas e propiciando aos agentes econômicos e especuladores mais informados, maior lucratividade dado o seu poder de previsões mais precisas sobre o comportamento do mercado.

A presença de autocorrelação nos resíduos e nos resíduos ao quadrado dos retornos de preços dos produtos, mostra que, o retorno de preço de um período, poderá ser positivamente ou negativamente correlacionado com os retornos do período anterior, retratando a dinâmica da volatilidade ou do risco na série de retorno.

A análise dos resíduos (teste Jarque-Bera) indicou que as séries não apresentam distribuição normal, com valores observados maiores do que três para curtose e diferentes de zero para assimetria, mostrando distribuições leptocúrticas.

Um modelo que incorpore termos de volatilidade condicional (modelos do tipo ARCH e GARCH) é mais apropriado para se utilizar em análises e previsões de séries de preços do que um modelo em que a variância da série não seja considerada.

Portanto, estimou-se o modelo ARCH e GARCH para analisar a dinâmica da volatilidade na série de retornos da soja, café, milho e boi gordo, identificando através do teste ARCH que as séries apresentaram heterocedasticidade condicional auto-regressiva em seus retornos, ou seja, choques positivos ou negativos nos preços dos produtos podem levar algum tempo para se normalizarem no mercado.

Observando o somatório dos coeficientes de reação (ARCH) com o coeficiente de persistência da volatilidade (GARCH), que define se os riscos persistem na série de retornos, constata-se valores próximos ou maiores do que um, indicando que os choques na volatilidade irão perdurar por algum tempo. O coeficiente encontrado para a série de boi gordo foi maior do que um, seguido em ordem decrescente, pelos coeficientes das séries de café, soja e milho, indicando o grau de instabilidade de produção e rendimentos destas *commodities*, respectivamente.

Verifica-se, portanto, que as informações sobre a volatilidade são importantes para as previsões da variância condicional dos preços das *commodities* por um horizonte indefinido de tempo, o que mostra o elevado risco de preço e de renda associado aos mercados destes produtos, proporcionando aos produtores e demais agentes econômicos grandes lucros em determinados períodos, mas também enormes prejuízos e mesmo a saída do mercado em situações adversas.

Conclui-se que uma maior utilização de contratos em mercados futuros, em que operações de *hedge* possam ser efetuadas tanto por produtores quanto por processadores da *commodity*, minimiza o risco e as flutuações de preços, atuando como principal mecanismo de mercado, pois políticas governamentais que visam restringir ou criar barreiras protecionistas no comércio interno ou externo geram consequências catastróficas no atual ambiente competitivo e globalizado.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

BOLLERSLEV, Tim. **Generalized autoregressive conditional heteroscedasticity**. *Journal of Econometrics*, v.31, n.3, p.307-327, 1986.

BOLLERSLEV, T.; ENGLE, R. F.; NELSON, D. B. ARCH models. In: ENGLE, R. F.; MACFADDEN, D. L. (Ed). **Handbook of Econometrics**. Amsterdam: North-Holland, 1994. v.4, cap. 49, p.2959-3038.

ENGLE, R.F. Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of U.K. inflation. **Econométrica**, v. 50, p. 987-1008, 1982.

FUNDAÇÃO GETÚLIO VARGAS (FGV). Disponível em <http://www.fgvdados.com.br>. Acesso em: 15 nov. 2006.

GUJARATI, D. N. **Econometria básica**. São Paulo: Makron books, 2000.

LAMOUNIER, W. M. **Comportamento dos preços no mercado "spot" de café do Brasil: análise nos domínios do tempo e da frequência**. Viçosa: UFV/DEA, 2001. 223p. (Tese de Doutorado)

MARQUARDT, D. W. "An Algorithm for Least Squares Estimation of Non Linear Parameters", **Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics**, v.11, p.431-441, 1963.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. **Análise de séries temporais**. São Paulo: Edgard Blucher, 2004. 535 p.

ORANJE, M. **Competitividade das frutas brasileiras no comércio internacional**. Viçosa: UFV/DEA, 2003. 114p. (Dissertação de Mestrado)

PIMENTEL, E. A.; ALMEIDA, L.; SABBADINI, R. Comportamento recente das exportações agrícolas no Brasil: uma análise espacial no âmbito dos estados. In: Congresso brasileiro de economia e sociologia rural, 42, Cuiabá, 2004. **Anais ...**, Brasília : SOBER , 2004.

RODRIGUES, R. O papel do setor privado e os novos desafios do abastecimento nacional. **Revista de Política Agrícola**, v. 10, 2001.

SCHWAGER, J. D. **Fundamental analysis**. New York: John Wiley & Sons, 1995.

SILVA, W. S. da ; SÁFADI, T.; CASTRO JÚNIOR, L. G. de. Uma análise empírica da volatilidade do retorno de commodities agrícolas utilizando modelos ARCH: os casos do café e da soja. Rio de Janeiro: **Revista de Economia Rural**, v.43, n.01, p.119 a 134. mar. 2005.