RISCO NO MERCADO DE ARROZ EM CASCA

ANDRÉIA CRISTINA DE OLIVEIRA ADAMI; GERALDO SANT´ANA DE CAMARGO BARROS;

ESALQ/USP

PIRACICABA - SP - BRASIL

adami@esalq.usp.br

APRESENTAÇÃO ORAL

Comercialização, Mercados e Preços

Risco no mercado de arroz em casca

Grupo de Pesquisa: Comercialização Mercados e Preços

Resumo
O presente trabalho avaliou as características das séries de retornos, normalmente encontradas em séries financeiras, para dados do mercado de arroz em casca ao produtor do Rio Grande do Sul. Um modelo da classe GARCH (1,1) tipo VaR foi utilizado para obter previsões da variância condicional e verificar o risco incorrido pelas posições comprada e vendida no mercado de arroz em casca. Foram realizadas previsões fora da amostra do tipo VaR para o risco de mercado para um mês à frente (um passo a frente). A taxa de falha calculada foi de 6,45% - número de vezes que o valor observado excedeu o valor esperado – pois, o modelo falhou em 2 das 31 previsões obtidas, sendo que, uma das 31 previsões excedeu os menores valores previstos e 1 excedeu os maiores valores previstos. Assim, se o agente de comercialização encontrava-se em posição comprada o risco medido foi de 3,22% mas, se esteve vendido no mercado o risco medido também foi de 3,22%.

Palavras-chaves: arroz em casca, risco, mercados agrícolas, variância condicional.

Abstract
This study examined the characteristics of the series of returns, usually found in financial time series, for the paddy market in Rio Grande do Sul. The framework used was GARCH(1,1) VaR models to predict conditional variance and measure risk for long and short positions. Forecasts out of the sample of the type VaR were made for the risk

of the market for one month ahead (a step forward). The estimated failure rate was 6.22% - number of times the observed value exceeded expected value - therefore, the model failed in 2 of the 31 forecasts obtained, and, of the 31 forecasts only one exceeded minors predicted values and 1 exceeded the highest forecasts. So if the marketing agent was in long or short position the risk measured was 3.22%.

Key Words: paddy, risk, agricultural markets, conditional variance.

1. INTRODUÇÃO

O objetivo do presente trabalho foi ajustar um modelo de heterocedasticia condicional da classe ARCH-GARCH para captar as características da série de retorno do arroz. O modelo GARCH (1,1) tipo VaR (Value-at-risk) foi utilizado para obter previsões da variância condicional e verificar o risco incorrido pelas posições comprada e vendida no mercado de arroz em casca. Comparou-se o modelo VaR teórico (5%) com as previsões fora da amostra do modelo GARCH (1,1).

O mercado de arroz em casca, como todo mercado agrícola, é muito sensível às oscilações de oferta e demanda. A metodologia VaR pode ser um bom instrumento de gerenciamento do risco associado a essas oscilações tanto para compradores como vendedores dos mercados agrícolas. Assim, em períodos de queda (safra abundante), o VaR deverá indicar o risco de as perdas financeiras para o agente em posição comprada ultrapassarem certo nível crítico. O nível crítico pode ser estabelecido com base no custo de produção e armazenamento. Um argumento análogo cabe ao agente em posição vendida em períodos de safra pequena.

O Estado do Rio Grande do Sul é o principal produtor de arroz do Brasil. Segundo dados da Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB, 2008a), desde os anos 1990 o RS tem produzido mais de 40% do arroz nacional. Para 2007, a participação desse estado na produção brasileira ficou em torno de 60% do total produzido. O uso da metodologia VaR poderia auxiliar produtores (posição comprada) e beneficiadores (posição vendida) da região a gerenciar o risco de mercado.

As séries econômicas, da mesma forma que as séries financeiras, podem apresentar heterocedasticia condicional - variância condicional que varia com o tempo. Portanto, um modelo GARCH tipo VaR pode ser apropriado para modelar a série de retorno para o arroz e medir o risco incorrido pelos participantes do mercado, conforme se verifica neste trabalho.

2. O MERCADO DE ARROZ DO RIO GRANDE DO SUL

Dados do Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento (MAPA, 2008) mostram que a região Sul do país é a principal produtora de arroz, tendo como principais estados produtores Rio Grande do Sul e Santa Catarina. Aproximadamente

58% da produção nacional, em 2007, foram cultivadas no Rio Grande do Sul. Essa região tem a cultura do arroz como uma das principais atividades agrícolas. Os dados da Tabela 1 mostram que, em 2007, os Estados do RS, SC e Mato Grosso foram responsáveis por mais de 70% da produção de arroz no Brasil.

Arroz em casca – produção e área colhida, principais estados produtores - 1990 a 2007

Ano	Maiores Estados Produtores									
	Rio Grande do Sul		Mato Grosso		Santa Catarina		Maranhão		Pará	
	Produção	Área colhida	Produção	Área colhida	Produção	Área colhida	Produção	Área colhida	Produção	Área colhida
1990	3.194,4	698,1	420,7	355,2	567,7	152,2	464,8	679,1	148,1	127,4
1991	3.809,5	804,1	465,8	303,5	597,1	130,2	970,3	759,0	194,2	144,0
1992	4.569,8	897,6	850,7	571,7	689,1	149,8	400,9	760,9	183,6	145,5
1993	4.965,2	981,5	587,6	491,2	598,4	146,1	632,3	737,8	286,2	193,9
1994	4.230,7	976,5	812,4	476,5	667,0	149,7	1,035,6	760,2	269,8	187,9
1995	5.038,1	988,9	762,3	417,1	708,4	153,7	951,6	778,0	337,8	231,5
1996	4.356,6	863,0	721,8	429,1	531,0	113,5	555,0	409,7	369,4	247,4
1997	4.083,5	800,3	694,9	355,2	576,5	116,4	559,2	414,8	372,3	256,1
1998	3.591,9	831,9	776,5	364,1	634,8	118,5	381,0	425,7	353,9	261,1
1999	5.630,1	989,6	1.727,3	726,7	758,8	126,5	646,1	449,6	414,9	300,2
2000	4.981,0	944,2	1.851,5	698,5	799,0	135,0	727,4	478,8	403,8	292,9
2001	5.256,3	949,8	1.151,8	450,4	892,7	137,1	623,7	458,6	391,5	235,7
2002	5.486,3	981,3	1.192,4	438,6	922,9	137,3	628,7	478,2	408,4	232,2
2003	4.697,1	961,8	1.255,6	449,8	1.034,6	143,7	689,1	496,2	482,2	258,6
2004	6.301,7	1.039,2	1.932,2	675,6	999,8	150,8	720,1	517,7	541,4	280,5
	6.205,2	1.071,2	2.043,2	776,9	1.049,9	154,4	718,0	535,8	652,5	303,2

2005										
2006	6.872,4	1.039,7	738,8	287,5	1.099,1	155,9	708,9	506,3	423,2	211,6
2007[1]	6.419,6	954,4	734,4	280,3	1.099,1	155,9	710,8	511,4	396,8	207,4

Fonte: Brasil (2007b)
[1] Estimativa

No RS produz-se o arroz longo fino irrigado com uma produtividade média de 6.600kg/ha. No Brasil 80% do arroz produzido é da classe longo fino e os 20% restantes da classe longo.

O RS, ao longo dos anos, melhorou muito a produtividade da cultura do arroz. Em 1990 a produtividade média estava em torno de 4.200kg/ha e, em 2007, chegou a superar os 6.700kg/ha. Esse aumento de produtividade deve-se ao desenvolvimento das tecnologias avançadas na produção do arroz de várzea devido à relevância da cultura para o Estado.

Os preços do arroz em casca têm sofrido significativas variações em função das oscilações na oferta do produto. Do Quadro 1 constam as médias anuais dos preços de mercado da saca de 50 kg de arroz em casca irrigado ao atacado/produtor no Rio Grande do Sul, o preço mínimo anual vigente e a relação preço de mercado/preço mínimo dos últimos anos para o mercado.

Ano	Preço mercado R$/saca 50kg	Preço mínimo R$/saca 50kg	Preço mercado/preço mínimo
1995	9,86	10,02	0,98
1996	11,47	10,02	1,15
1997	12,88	10,53	1,22
1998	16,04	10,53	1,52
1999	15,52	10,53	1,47
2000	12,21	10,92	1,12
2001	15,72	10,92	1,44
2002	20,04	10,92	1,84
2003	32,39	14,00	2,31
2004	31,51	20,00	1,57
2005	20,08	20,00	1,00
2006	19,42	22,00	0,88
2007	18,98	22,00	0,86

Quadro 1 - Médias anuais dos preços nominais de mercado para o Rio Grande do Sul, preço mínimo nominal anual e relação preço de mercado/preço mínimo.

Fonte: Dados da pesquisa.
1) Preço mínimo: CONAB (2008b).
2) Preço de mercado: Instituto Rio Grandense do Arroz - IRGA (2008).

Desde a safra 2005/2006 os produtores de arroz em casca do Rio Grande têm vivido momentos difíceis para comercializar o produto, pois, os preços de mercado têm permanecido abaixo do preço mínimo a maior parte do tempo. Nesse período, os produtores e suas cooperativas têm pressionado o Governo para garantir maior apoio à comercialização. O preço mínimo garantido pelo Governo Federal é um seguro que o Governo oferece aos produtores. Porém, o que têm ocorrido é que, esse seguro, por problemas operacionais ou por falta de recursos, não chega ao mercado em tempo hábil e não se estende a todos os produtores. Outra estratégia de comercialização tem sido colocar o produto em armazéns de terceiros (que muitas vezes pertencem às indústrias beneficiadoras) sem fechar contrato de venda; neste caso, os produtores assumem o risco de mercado (associado à possível queda dos preços), devendo ainda arcar com os custos de armazenagem. A análise e o gerenciamento de risco, pela metodologia VaR é uma ferramenta para quantificar a probabilidade de essa perda ser igual ou maior do que um nível crítico.

3. METODOLOGIA

3.1 DADOS

A série de dados utilizada foi a série de preços para o arroz em casca irrigado para o produtor do Rio Grande do Sul, saca de 50 quilos, divulgada pelo Instituto Rio Grandense do Arroz (IRGA, 2008). Os dados foram deflacionados pelo Índice Geral de Preços – Disponibilidade Interna (IGP-DI) da Fundação Getúlio Vargas (FGV) a preços de dezembro de 2006.

Foram utilizados dados mensais de janeiro de 1996 até dezembro de 2006. Utilizando-se os dados de preços mensais calculou-se o retorno ou taxa de crescimento.

3.2 SÉRIE DE RETORNOS

No mercado financeiro, o risco é freqüentemente medido em termos de variações nos preços dos ativos e o retorno líquido simples é medido pela variação relativa desses preços:

$$R_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}} = \frac{\Delta P_t}{P_{t-1}} \tag{1}$$

Portanto, $R_t = \frac{P_t}{P_{t-1}} - 1$ (retorno líquido simples). O retorno Bruto simples é dado por: $1 + R_t$. Usualmente expressa-se R_t em porcentagem ou taxa de retorno. O retorno composto continuamente é obtido tomando-se o logaritmo neperiano (ln) de R_t :

$$r_t = [\ln (P_t) - (\ln (P_{t-1})] \tag{2}$$

Então, $r_t = \Delta \log P_t$. De acordo com Morettin e Toloi (2006), na prática prefere-se trabalhar com retornos (r_t) porque é uma série que possui propriedades estatísticas mais interessantes como estacionariedade e ergodicidade (que relaciona-se a sistemas nos quais a evolução futura pode ser prevista através de cálculos probabilísticos, desde que o evento possa ser repetido).

A série de retornos mensais (r_t) tende a apresentar um comportamento auto-regressivo. Um modelo AR(*p*), de ordem *p*, indica que são necessárias *p* defasagens no modelo para eliminar o problema de autocorrelação serial. Dessa forma, o modelo r_t foi definido como:

$$r_t = \rho_0 + \rho_1 r_{t-1} + \ldots + \rho_p r_{t-p} + \varepsilon_t \qquad (3)$$

Os retornos raramente apresentam tendências ou sazonalidade. Morettin e Toloi (2006) resumiram os principais fatos estilizados (características) relativos a retornos financeiros:

i. Retornos são, em geral, não auto-correlacionados;

ii. Os quadrados dos retornos são auto-correlacionados, apresentando uma correlação de defasagem 1 pequena e depois uma queda lenta nas demais;

iii. Séries de retornos apresentam agrupamentos de volatilidade ao longo do tempo (heterocedasticidade condicional);

iv. A distribuição (incondicional) dos retornos apresenta caudas mais pesadas do que uma distribuição normal; além disso, a distribuição, embora aproximadamente simétrica, é em geral leptocúrtica;

v. Algumas séries de retornos são não-lineares com relação à variância.

3.3 VALUE-AT-RISK

A metodologia VaR (Value-at-Risk) ou valor em risco de um ativo é um método de mensuração de risco que utiliza técnicas estatísticas para medir a pior perda esperada ao longo de determinado intervalo de tempo, sob condições normais de mercado e dentro de determinado nível de confiança (Jorion, 2003). Ou seja, através desse método pode-se determinar quanto se pode perder por estar posicionado em um ativo (comprado ou vendido) a partir de uma data fixada para um determinado período de tempo.

O valor em risco para uma posição comprada (long position) refere-se ao risco associado com a queda dos preços, já o VaR para uma posição vendida (short position) está associado à perda quando o preço do ativo sobe.

De modo mais formal, o VaR paramétrico descreve o percentil da distribuição de retornos projetada sobre um horizonte de tempo. Neste trabalho, o modelo utilizado é o VaR paramétrico associado à distribuição t-Student ao nível de 5% de probabilidade para captar a curtose da série de retornos.

O modelo de volatilidade ARCH foi introduzido por Engle (1982). A idéia é que a série de retornos não possui auto-correlação serial, mas a volatilidade (variância condicional) depende dos retornos passados por meio de uma função quadrática. Portanto, nos modelos ARCH/GARCH do tipo VaR a variância é uma função direta dos retornos passados. Nesses modelos, os *quantis* são funções da variância, por isso, os modelos de volatilidade se traduzem nos modelos tipo VaR. Nesses modelos a previsibilidade da variância decai rapidamente com o horizonte de tempo das previsões. Como conseqüência, as previsões da volatilidade são mais relevantes para curtos períodos de tempo, ou seja, risco de curto prazo. Por essa razão as previsões foram realizadas para o curto prazo ou, previsões um passo a frente (ou um mês à frente).

3.4 MODELOS DE VARIÂNCIA CONDICIONAL – NÃO-LINEARES

A variância não condicional (longo prazo) pode ser constante, mas para certos períodos de grande incerteza a variância condicional pode apresentar grandes alterações por curtos períodos de tempo. Há diferentes métodos paramétricos para estimar a variância dos retornos com o objetivo de substituir a hipótese de que esta seja constante ao longo do tempo tais como os modelos do tipo ARCH (Auto-Regressivo com Heterocedasticia Condicional) e GARCH (ARCH Generalizado). Um exemplo desses modelos de heterocedasticia condicional foi proposto por Engle (1982):

$$\varepsilon_t = v_t \sqrt{\alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon^2{}_{t-1}} \qquad (4)$$

Onde v_t é um processo ruído branco tal que $\sigma_v = 1$. v_t e ε_{t-1} são independentes um do outro e α_0 e α_1 são constantes tal que: $\alpha_0 > 0$ e $0 < \alpha_1 < 1$. Portanto, ε_t segue as seguintes propriedades:

$$\begin{aligned} E[\varepsilon_t] &= E[v_t(\alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon^2{}_{t-1})^{1/2}] \\ &= E[v_t] * E[\alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon^2{}_{t-1}]^{1/2} = 0 \end{aligned} \qquad (5)$$

Com $E[\varepsilon_t \varepsilon_{t-i}] = 0$, para todo $i \neq 0$.

$$\begin{aligned} E[\varepsilon_t^2] &= E[v_t^2(\ \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon^2{}_{t-1})] \\ &= E[v_t^2] * E[\ \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon^2{}_{t-1}]. \end{aligned} \qquad (6)$$

Ou seja, a seqüencia ε_t mantém as seguintes propriedades: média zero e são não correlacionados. Como $\sigma_v^2 = 1$, a variância não condicional de ε_t é idêntica à de ε_{t-1}, isto é, $E[\varepsilon_t^2] = E[\varepsilon_{t-1}^2]$ e a variância não condicional fica:

$$E[\varepsilon_t^2] = \frac{\alpha_0}{1 - \alpha_1} \quad (7)$$

Como os erros são independentes, a média condicional é zero, mas, como $E(v_t^2) = 1$ a variância condicional fica condicionada aos valores históricos passados da série:

$$E[\varepsilon_t^2 \mid \varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, ...] = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon^2{}_{t-1} \quad (8)$$

A variância de ε_t é dependente dos valores realizados de $\varepsilon^2{}_{t-1}$. Se os valores realizados de $\varepsilon^2{}_{t-1}$ forem grandes a variância de ε_t será grande também. Esse é um modelo ARCH (1).

Nos modelos ARCH a estrutura do erro é tal que a as médias condicional e não condicional são zero. Porém, a variância condicional é um processo auto-regressivo resultante dos erros condicionalmente heterocedásticos. Neste caso, a heterocedasticia condicional de ε_t resultará em heterocedasticia na variável dependente. Assim, um modelo ARCH é capaz de captar períodos de tranqüilidade e de alta volatilidade na série dos retornos.

Bollerslev (1986), através do trabalho original de Engle (Apud Enders, 2004), desenvolveu uma técnica que permite a variância condicional seguir um processo ARMA.

Seja o processo de erro:

$$\varepsilon_t = v_t \sqrt{h_t} \quad (9)$$

onde $\sigma_v^2 = 1$ e:

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^{p} \beta_i h_{t-i} \quad (10)$$

Como v_t é um ruído branco, as médias condicional e não condicional são zero e a variância condicional de ε_t é dada por $E_{t-1}[\varepsilon_t^2] = h_t$. Assim, a variância condicional de ε_t é um processo ARMA dado pela expressão h_t.

Portanto, um modelo GARCH, é um modelo ARCH generalizado (p,q) – GARCH (p,q) - que permite movimentos auto-regressivo e de média móvel na variância heterocedástica condicional. O benefício de usar um modelo GARCH é que talvez haja um modelo GARCH mais parcimonioso que possa representar um modelo ARCH de alta ordem, o que seria mais fácil de identificar e estimar.

3.5 IDENTIFICAÇÃO DOS MODELOS NÃO-LINEARES

A característica chave dos modelos GARCH é que a variância condicional dos distúrbios na variável dependente (r_t) constitui um processo ARMA

(Autorregressivo-Média Móvel). Similarmente ao que ocorre na identificação dos modelos ARIMA (Autorregressivo-Integrado-Média Móvel) aplicados à média, espera-se que os resíduos do modelo ARMA para a variância condicional (ARCH, GARCH) auxiliem na identificação do modelo – definição dos termos autorregressivos e de média móvel. Se o modelo para a variável dependente r_t foi corretamente especificado as funções de auto-correlação e auto-correlação parcial devem indicar um processo de ruído branco (série estacionária). Para a identificação dos termos (p,q) do modelo GARCH a função de auto-correlação dos quadrados dos resíduos podem auxiliar na identificação da ordem do processo. Assim, se existe um modelo de heterocedasticia condicinal, o correlograma da equação 10 indicaria esse processo. Para construir o correlograma dos quadrados dos resíduos é necessário seguir os seguintes passos:

1. Estimar a sequência r_t usando o modelo ARMA ajustado e obter os quadrados dos erros estimados $\hat{\varepsilon}_t^2$ e calcular a variância amostral dos resíduos definida como:

$$\hat{\sigma}^2 = \sum_{t=1}^{T} \hat{\varepsilon}_t^2 / T \tag{11}$$

T é o número de resíduos calculados.

2. Calcular e plotar as auto-coorrelações amostrais dos resíduos ao quadrado:

$$\rho_i = \frac{\sum_{t=i+1}^{T} (\hat{\varepsilon}_t^2 - \hat{\sigma}^2)(\hat{\varepsilon}_{t-i}^2 - \hat{\sigma}^2)}{\sum_{t=1}^{T} (\hat{\varepsilon}_t^2 - \hat{\sigma}^2)^2} \tag{12}$$

3. Em grandes amostras, o desvio padrão de ρ_i pode ser aproximado por $T^{-0,5}$. Os valores individuais de ρ_i significativamente diferente de zero são indicativos de erros GARCH. A estatística Q de Ljung-Box pode ser usada para testar grupos de coeficientes significativos.

$$Q = T(T+2) \sum_{i=1}^{n} \rho_i / (T - i) \tag{13}$$

A estatística Q tem distribuição assintótica χ^2 com n graus de liberdade se a seqüencia $\hat{\varepsilon}_t^2$ é serialmente não correlacionada. Rejeitar a hipótese nula (H0) de que

$\hat{\varepsilon}_t^2$ é serialmente não correlacionado é equivalente a rejeitar a hipótese nula de que não existem erros ARCH ou GARCH. Na prática consideram-se valores de n até T/4.

Engle (1982) propôs o teste formal Multiplicador de Lagrange para erros ARCH. A metodologia envolve dois passos:

- Usar Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) para estimar a equação de regressão mais apropriada ou modelo ARMA e obter os $\hat{\varepsilon}_t^2$;
- Ajustar a seguinte regressão para o erro quadrado estimado:

$$\hat{\varepsilon}_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1\hat{\varepsilon}_{t-1}^2 + \alpha_2\hat{\varepsilon}_{t-2}^2 + \ldots + \alpha_q\hat{\varepsilon}_{t-q}^2 \tag{14}$$

Se não existir efeitos ARCH/GARCH, os valores estimados de $\alpha_1,...,\alpha_q$ serão zero. Então, a regressão terá pouco poder explanatório e o coeficiente de determinação R^2 será baixo. Com uma amostra de T resíduos, sob a hipótese nula de inexistência de erros ARCH, a estatística teste TR^2 converge para uma distribuição χ^2 com q graus de liberdade. Se TR^2 é grande, a rejeição da Hipótese nula de que $\alpha_1,...,\alpha_q$ =0 é equivalente a rejeitar a Hipótese nula de que não há erros ARCH. Por outro lado, se TR^2 é baixo, aceita-se H0. Em pequenas amostras, o teste F tem se mostrado superior ao teste χ^2. Portanto, pode-se usar o teste F comparando o valor amostral com o valor F tabelado com q graus de liberdade no numerador e T- q graus de liberdade no denominador.

3.6 MODELO GARCH (1,1)

Para estimar e prever a variância condicional utilizou-se o modelo Heterocedástico Auto-regresivo Generalizado – GARCH (1,1).

O Modelo GARCH pressupõe que a variância dos retornos siga um processo previsível. Dado que $\varepsilon_t = v_t\sqrt{h_t}$, a relação entre ε_t^2 e h_t será dada por:

$$\varepsilon_t^2 = v_t^2 h_t \tag{15}$$

Como $E[v_t^2] = E_{t-1}[v_t^2] = 1$, tem-se que a variância condicional da seqüência ε_t será: $E_{t-1}[\varepsilon_t^2] = h_t$. Então, $E_{t-1}[\varepsilon_t^2] = \alpha_0 + \alpha_1\varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1}$. Ou seja, a variância condicional depende da inovação mais recente e da variância condicional anterior.

No modelo GARCH (1,1) a variância condicional é dada por h_t. A média incondicional é zero e a variância incondicional pode ser encontrada estabelecendo-se que $E(\varepsilon_{t-1}^2) = h_t = h_{t-1} = h.$ Então:

$$h = \frac{\alpha_0}{1 - \alpha_1 - \beta_1} \tag{16}$$

Para que o modelo seja estacionário, a soma dos parâmetros $\alpha_1 + \beta_1$ deve ser menor que um. Essa soma é denominada persistência. Se $\alpha_1 + \beta_1 \geq 1$ deve ajustar um modelo IGARCH.

Como os modelos GARCH são não lineares os parâmetros são estimados por máxima verossimilhança.

4. RESULTADOS

Média	-0,2750
Erro padrão	0,5971
Curtose	3,3450
Assimetria	0,2848
Mínimo	-19,0345
Máximo	18,8709

Quadro 2 - Estatística descritiva da série de retornos mensais (%) para o preço mensal arroz em casca – período janeiro/1996 à dezembro/2006.

Fonte: Dados da pesquisa

A estatística descritiva do Quadro 2 mostra que a média mensal dos retornos nos últimos 11 anos para o arroz em casca foi de -0,27%. Para a distribuição normal, que é simétrica, o valor da assimetria é 0 e curtose 3. Os coeficientes empíricos da série dos retornos do preço do arroz foram: assimetria de 0,2848 e curtose 3,345. Um coeficiente de curtose acima de três indica uma distribuição leptocúrtica que pode ser captada com o uso da distribuição t-Student.

O número de defasagens *p* refere-se à ordem do processo autoregressivo que descreve o comportamento da série temporal. Para se determinar o número de defasagens (*p)*, alguns critérios como de Akaike (*Akaike Information Criterion* – AIC) e Schwarz (*Schwartz Bayesian Criterion* – SBC), verificação das funções de autocorrelação e autocorrelação parcial e o Teste Q de L-Jung e Box (1978) foram utilizados. A ordem *p* definida por esses critérios para o modelo dos retornos foi de 3 defasagens e a estatística Q foi estatisticamente significativa ao nível de 74%.

A série de retornos utilizada para fazer as previsões do modelo de média foi:

$$r_t = \rho_0 + \rho_1 r_{t-1} + \rho_2 r_{t-2} + \rho_3 r_{t-3} + \varepsilon_t \tag{17}$$

O processo de erro ε_t, foi definido como um modelo GARCH (1,1) pela análise das funções de autocorrelação e autocorrelação parcial; análise da significância dos parâmetros estimados e pelo teste do Multiplicador de Lagrange que mostraram que o modelo AR(3)-GARCH(1,1) ficou bem ajustado.

A Figura 1 mostra a distribuição dos retornos da série dos preços do arroz. A distribuição empírica assemelha-se a uma distribuição t-Student com os retornos variando entre taxas negativas (mínimo) e positivas (máximo) em torno de 20%.

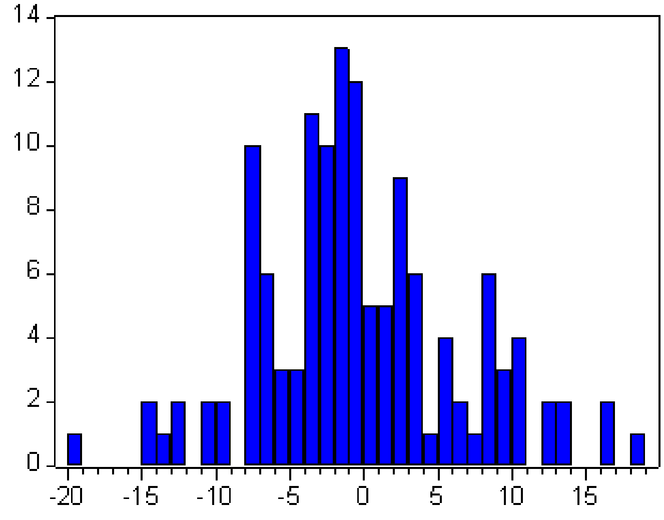

Figura 1 – Distribuição da série de retornos mensais.

Especificado o modelo foram feitas previsões VaR fora da amostra um passo a frente para os últimos 30 meses, considerando-se uma amostra de tamanho t=101 para gerar os parâmetros do modelo. A previsão VaR foi feita para o período [t+1, t+h], onde h é o período de tempo das previsões. As previsões foram feitas para as posições comprada e vendida – como a distribuição t é simétrica, o VaR para a posição comprada é representado pelo quantil esquerdo da distribuição t e, o quantil direito representa o risco para a posição vendida - para o horizonte de tempo de um mês à frente.

As primeiras 101 observações foram utilizadas para prever a 102ª, as primeiras 102 para prever a 103ª e assim sucessivamente até obter a 131ª. Após obter as previsões da variância, obteve-se a taxa de falha (número de vezes que os retornos observados excedem o valor absoluto da previsão VaR).

A Figura 2 mostra os retornos estimados (em módulo) e os retornos observados. Para o agente em posição comprada o risco é medido na cauda esquerda da distribuição, neste caso, das 31 previsões obtidas apenas uma foi excedida pelo valor observado. Então, observa-se que ocorreu apenas 1 valor observado pior do que o esperado em 31 dos meses estudados e, o risco considerado neste caso foi de 3,22%.

Para o agente em posição vendida, também, apenas 1 caso em que o valor observado superou o valor esperado e o risco foi de 3,22%.

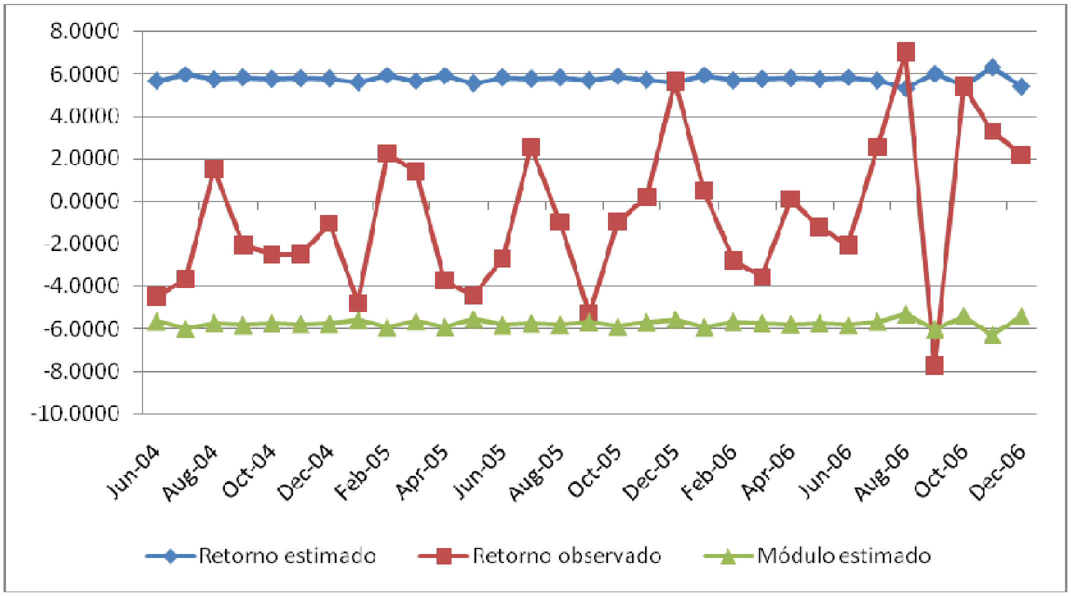

Figura 2 – Retorno estimado (em valor absoluto) X Retorno observado no mercado de arroz.
Fonte: Elaborado pelos autores.

Para um modelo bem ajustado a taxa de falha deveria ser igual (próxima) ao nível VaR pré-especificado (5%). No caso do modelo AR(3)-GARCH(1,1) ocorreram 2 falhas em 31 das previsões calculadas, uma para cada posição (comprada e vendida).

Portanto, considerando-se os dois erros, o nível de risco ficou em 6,45%, muito próximo do nível teórico determinado, indicando que esse modelo ficou bem ajustado aos dados.

A Figura 3 mostra a série de retornos mensais. Observa-se que a volatilidade da série de preços mensais do arroz não é constante ao longo do tempo (como pressuposto no modelo GARCH). Há picos muito fortes de retorno nos anos 1998 e 1999. Nesse período (de apenas um ano), o retorno nesse mercado despencou de taxas positivas de retorno próximas de 20% para taxas negativas também próximas a 20%. Entre 2003 e 2004 novamente o mercado sofre quedas significativas, em torno de 10%, e volta a operar com taxas positivas no ano de 2005. Porém embora as taxas tenham se recuperado a partir de 2005, o nível de preços observado é inferior (em termos nominais - ver quadro 1) aos observados nos anos 2003 e 2004 indicando perda de renda real para o setor. Esse movimento da volatilidade mostra que, no curto prazo, há heterocedasticia na série.

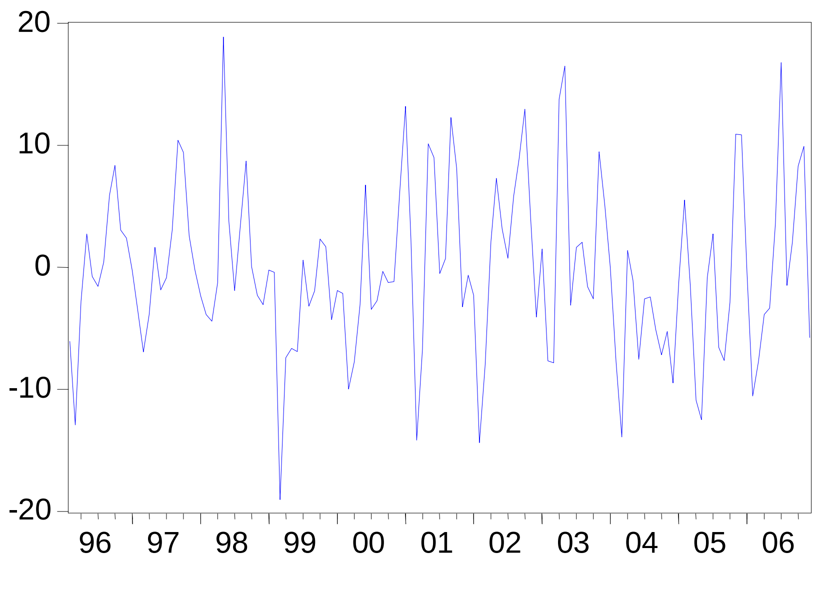

Figura 3 – Série de retornos mensais.

5. CONCLUSÃO

Neste trabalho buscou-se modelar as características observadas na série de retornos (heterocedástica e leptocúrtica) através de um modelo GARCH (1,1). As previsões obtidas pelo modelo AR(3)-GARCH tipo VaR foram utilizadas para medir o risco incorrido no mercado de arroz em casca pelos agentes em posição comprada ou vendida.

Foram realizadas previsões fora da amostra para um mês à frente (um passo a frente). Observou-se que o modelo falhou em 2 das 31 previsões obtidas, sendo que, apenas 1 das 31 previsões excedeu os menores valores previstos e 1 os maiores valores previstos. Tanto para o agente de comercialização em posição comprada quanto em posição vendida o risco medido foi de 3,22%. Portanto, conclui-se que o modelo, mesmo falhando 2 em 31 previsões, ficou bem ajustado e apresentou um taxa de falha (risco) de 6,45%.

Há consenso geral entre pesquisadores que se utilizam de modelagem que, os modelos devem constantemente ser testados e ajustados. Para esse caso não é diferente. O modelo proposto pode e deve ser melhorado incorporando novas observações e características da série de retorno.

6. REFERÊNCIAS

COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO. **Indicadores agropecuários.** Disponível em: <http//conab.gov.br>. Acesso em: 02 jan. 2008a.

COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO. **Leilão eletrônico.** Disponível em: <http//conab.gov.br>. Acesso em: 02 jan. 2008b.

ENDERS, W. **Applied econometric time series**. New York: John Wiley& Sons, 2004, 2ª ed., 466 p.

INSTITUTO RIO GRANDENSE DO ARROZ (IRGA). **Dados safra.** Disponível em: <http://www.irga.rs.gov.br>. Acesso em: 30 fev. 2008.

JORION P. **Value at Risk: a nova fonte de referência para a gestão do risco financeiro.** 2. ed. São Paulo: Bolsa de Mercadorias e Futuros, 2003. 487 p.

MORETTIN, P.A.; TOLOI, C.C.C. **Análise de Séries Temporais**. São Paulo: Edgard Blucher, 2006. 2 edição.