

ÁREA TEMÁTICA: FINANÇAS

AUTORES

ODILON JOSÉ DE OLIVEIRA NETO

Universidade Federal de Uberlândia

professorodilon@yahoo.com.br

REGINALDO SANTANA FIGUEIREDO

Universidade Federal de Goiás

santanarf@uol.com.br

LEONARDO CAIXETA DE CASTRO MAIA

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA

leonardocaixeta@hotmail.com

COMPARAÇÃO EMPÍRICA DA EFETIVIDADE DE *HEDGE* DO BOI GORDO PELOS MODELOS DE MYERS & THOMPSON, AUTO-REGRESSIVO VETORIAL BIVARIADO E VETORIAL DE CORREÇÃO DE ERRO

RESUMO

Este artigo tem por objetivo estimar a razão de *hedge* ótima usando vários modelos econométricos. Utilizando os preços da arroba do boi gordo para o Estado de Goiás e os preços da arroba do boi gordo no mercado futuro da BM&F. Os preços foram obtidos junto ao Centro de Estudos Avançados em Economia Aplicada (CEPEA) da Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz (ESALQ) da Universidade do Estado de São Paulo (USP). Foi calculada a razão de *hedge* ótima utilizando: (1) o modelo de Myers & Thompson (2) o modelo auto-regressivo vetorial bivariado (VAR), e o (3) o modelo vetorial de correção do erro (VEC). A efetividade do *hedge* foi estimada para vários horizontes de planejamento. Encontrou-se que o a razão de *hedge* obtida por VEC forneceu portfólios com maiores reduções de risco (efetividade), no entanto, não geraram portfólio com os mais altos retornos. O modelo M&T foi o que apresentou menor efetividade. Por outro lado, os maiores retornos foram obtidos pela aplicação do modelo auto-regressivo vetorial bivariado (VAR). Dentre todas as relações de risco e retorno estimados pelos métodos, o que apresentou maior equilíbrio foi o modelo vetorial de correção do erro (VEC).

Palavras-chaves: Efetividade de hedge, Modelos de estimação, Boi Gordo.

ABSTRACT

This article aims to estimate the optimal hedge ratio using various econometric models. Using the prices of beef cattle for the State of Goiás and the prices of beef cattle market future of BM&F. prices were obtained from the Center for Advanced Studies in Applied Economics (CEPEA) at the "Luiz de Queiroz" College of Agriculture (ESALQ) of the University of São Paulo (USP). Was calculated the optimal hedge ratio using: (1) the model of Thompson & Myers (2) the model bivariate vector auto-regressive (VAR), and (3) the vector model of the error correction (VEC). The effectiveness of the hedge was estimated for various planning horizons. It was found that the reasons for hedge portfolios obtained by VEC provided with

greater reductions in risk (effectiveness), however not generate portfolio with the highest returns. The model M&T was the least effective. Moreover, the higher returns were obtained by application of the VAR model. Of all the relationships of risk and return estimated by the methods, which showed greater balance was VEC model.

Keywords: hedging effectiveness, models of estimation, Beef cattle.

1. INTRODUÇÃO

Tendo em vista a dificuldade dos agentes da cadeia produtiva da carne bovina em lidar com cenários incertos de formação de preços no mercado físico na região onde é produzido e comercializado o boi gordo, verifica-se a necessidade de se proteger contra as constantes oscilações de preços, revelando assim a importância das operações de *hedge* em mercados futuros.

Somado a isso, o gerenciamento de risco na agricultura, que tem por objetivo fundamental administrar as perdas potenciais relativas ao processo de negociação nos mais diversos mercados têm nas operações de *hedge*, um mecanismo estratégico de gestão dos preços alvo, em ambientes de incerteza na formação dos preços de comercialização.

Assim sendo, a limitação dos agentes responsáveis pela produção agrícola no Estado de Goiás, na comercialização de seus produtos a valores que permitam garantir a sobrevivência de suas atividades e a cobertura dos custos da atividade explicita a relevância da utilização das operações de *hedge* em mercados futuros.

Em síntese, a proteção contra risco é a razão principal para existência dos mercados futuros. No entanto, para que o aplicador possa proteger seus ativos, ele precisa deter certa quantidade de contratos futuros. É nesse momento, ele se depara com uma questão muito importante, que é determinar quantos contratos futuros deve deter por unidade de ativo a ser protegido. Em outras palavras, qual deveria ser a razão de *hedge* apropriada e como deveria ser calculada. Embora importantes estudos sobre cobertura de risco por meio do mercado futuro tenham sido realizados desde início da década de 50, a forma de calcular a razão de *hedge* ótima ainda é motivo de muito debate na literatura especializada.

Baseado em trabalhos anteriores, Ederington (1979) estabeleceu que a razão de *hedge* ótima pudesse ser obtida pela regressão linear, utilizando os mínimos quadrados ordinários (MQO), da variação dos preços a vista em relação à variação de preços futuros. O coeficiente da variação do preço futuro forneceria a razão de *hedge* ótima e, o R^2 , forneceria a eficiência do *hedge*, ou seja, a redução percentual da variância do portfólio protegido em relação variância do portfólio não protegido.

Apesar da abordagem de Ederington (1979) ter tido muita aceitação nos anos que seguiram imediatamente a sua publicação, ela tem sido submetida a críticas cada vez mais fundamentadas nos recentes desenvolvimentos da econometria de séries temporais.

Myers e Thompson (1989) argumentam que a covariância entre variável dependente e explicativa e a variância da variável explicativa na determinação do *hedge* ótimo seriam momentos condicionais que dependem do conjunto de informações disponíveis no momento em que a decisão sobre o *hedge* é tomada. Portanto, o *hedge* deveria ser ajustado continuamente baseando-se nas informações disponíveis e, assim calculado a partir da variância e covariância condicionais. A abordagem generalizada desenvolvida pelos autores permite uma maior flexibilidade na especificação do modelo de equilíbrio de preço onde as abordagens das regressões simples para obter a razão de *hedge* ótima são casos especiais sob um conjunto particular de restrições sobre a determinação do equilíbrio entre preços a vista e futuro.

Outra questão levantada por vários autores é o importante papel da cointegração entre preços a vista e futuros desempenhados na determinação das razões de *hedge* ótima. Estudos apontaram que cálculos de razão de *hedge* ótima que não levam em conta a cointegração entre preços a vista e preços futuros encontram valores tendenciosos para baixo devido à má especificação.

Lien (1996) forneceu suporte teórico para a importância da cointegração e apontou que o investidor que omite a cointegração adotará uma menor posição em vez de uma posição futura ótima, que resultará em um desempenho relativamente pobre de *hedge*.

Desse modo, destaca-se a aplicação de diferentes modelos de cálculo da razão de *hedge* ótima da arroba do boi gordo no mercado futuro da BM&F para o Estado de Goiás, afim de comparar os respectivos desempenhos na minimização do risco e conseqüente efetividade do *hedge*.

Três modelos são utilizados para o cálculo das razão de *hedge* ótima. O desempenho das razões de *hedge* são então comparadas com o objetivo de se saber qual se apresenta mais eficiente na minimização do risco. Para isso foram aplicados: o modelo de Myers & Thompson (1989), o modelo auto-regressivo vetorial bivariado (VAR) e o modelo vetorial de correção do erro (VEC).

Este estudo é composto por partes interdependentes e inter-relacionadas, sendo a primeira, a apresentação de uma visão geral dos testes estatísticos e modelos econométricos que foram empregados para a estimação empírica e posterior análise. Em seguida, são expostos os dados e os testes preliminares essenciais para execução do trabalho. Posteriormente, apresentam-se os resultados conseguidos pela aplicação dos modelos e, a respectiva mensuração das razões de *hedge* e comparação de seus desempenhos (efetividade de *hedge*). Na última seção são descritas as conclusões retiradas do estudo.

2. MODELOS DE ESTIMAÇÃO DA RAZÃO E EFETIVIDADE DE HEDGE

2.1 Modelos de regressão convencionais para estimação da razão e efetividade de *hedge*

Este é o modelo mais simples entre os quatro utilizados. Segundo Ederington (1979) esse método compreende simplesmente a regressão da variação dos preços a vista sobre variação dos preços futuros. Sejam S e F as denominações para preço a vista e preços futuros respectivamente e a razão de *hedge* de mínima variância de um período pode ser estimada por meio da expressão:

$$(1) \Delta S = \alpha + \beta \Delta F + u_t$$

Onde:

ΔS : mudança no preço a vista, S , durante o período de tempo igual à vida do *hedge*;

ΔF : mudança no preço futuro, F , durante um período de tempo igual à vida do *hedge*;

α : parâmetro a ser estimado;

β : razão de *hedge* ótima (h);

u_t : termo de erro.

Onde μ_t é o termo do erro da estimação (MQO), e ΔS_t e ΔF_t representam variações no preço a vista e futuro respectivamente e a razão de *hedge* ótima é h , tangente da curva fornecida pela equação. Este modelo pode ser generalizado pelo modelo de Myers e Thompson (1989) como:

$$(2) \Delta S_t = \alpha + \delta \Delta F_t + \sum_{i=1}^p \beta \Delta S_{t-i} + \gamma \Delta F_{t-1} + u_t$$

Sendo:

ΔS_t : preço a vista da *commodity* na primeira diferença no momento t ;

δ : razão de *hedge* ótima (h);

ΔF_t : preço futuro da *commodity* na primeira diferença;

ΔF_{t-i} : preço futuro da *commodity* no momento $t-i$;

ΔS_{t-i} : preço a vista da *commodity* na primeira diferença no momento $t-i$;

u_t : termo de erro.

O número de defasagens p , no terceiro termo da expressão (2), é determinado pela utilização do Critério de Informação de Akaike (AIC) e o Critério de Informação de Schwarz (SC).

2.2 Modelo auto-regressivo vetorial bivariado (VAR)

Um aspecto que torna frágil os modelos apresentados na seção (2.1), trata-se do fato de que os resíduos podem ser autocorrelacionados. Em acordo com os posicionamento de Enders (1995), a fim de eliminar a correlação serial, os preços a vista e futuros são modelados sob a estrutura do vector auto-regressivo bivariado (VAR) apresentado a seguir:

$$(3) \begin{cases} \Delta S_t = c_s + \sum_{i=1}^k \beta_{si} \Delta S_{t-i} + \sum_{i=1}^k \beta_{si} \Delta F_{t-i} + \mu_{st} \\ \Delta F_t = c_f + \sum_{i=1}^k \beta_{fi} \Delta S_{t-i} + \sum_{i=1}^k \beta_{fi} \Delta F_{t-i} + \mu_{ft} \end{cases}$$

Onde c , é o intercepto e, β_{si} e β_{fi} são parâmetros positivos. μ_{st} e μ_{ft} são vetores aleatórios independentemente e identicamente distribuídos (i.d.d). A aplicação do modelo implica em decidir o qual é o seu comprimento de defasagem, k , ótimo, o qual inicia com o valor um e se acrescenta um a cada interação até que a correlação residual seja eliminada do sistema de equações. Se $Var(\varepsilon_{st}) = \sigma_{ss}$, $Var(\varepsilon_{ft}) = \sigma_{ff}$ e $Cov(\varepsilon_{st}, \varepsilon_{ft}) = \sigma_{sf}$, a razão de *hedge* ótima pode ser dada como:

$$(4) h^* = \frac{\sigma_{sf}}{\sigma_{ff}}$$

2.3 Modelo vetorial de correção do erro (VEC).

Lien e Luo (1994) destacam que o modelo VAR ignora a possibilidade que as duas séries possam ser cointegradas. Os autores argumentam ainda que se duas séries são cointegradas, o modelo VAR deveria ser estimado com a correção do erro que leva em conta o equilíbrio de longo prazo entre os movimentos dos preços a vista e futuro. Assim, a equação 3 é transformada na equação 5 a seguir:

$$(5) \begin{cases} \Delta S_t = c_s + \sum_{i=1}^k \beta_{si} \Delta S_{t-i} + \sum_{i=1}^k \beta_{si} \Delta F_{t-i} + \gamma_s Z_{t-1} + \mu_{st} \\ \Delta F_t = c_f + \sum_{i=1}^k \beta_{fi} \Delta S_{t-i} + \sum_{i=1}^k \beta_{fi} \Delta F_{t-i} - \gamma_f Z_{t-1} + \mu_{ft} \end{cases}$$

Onde c é o intercepto e β_{si} , β_{fi} , γ_s e γ_f são parâmetros positivos. μ_{st} e μ_{ft} são os termos dos ruídos brancos [(vetores aleatórios independentemente e identicamente distribuídos (i.d.d)], e, Z_{t-1} , é o termo de correção do erro, que mede como a variável dependente se ajusta aos desvios dos períodos anteriores promovidos pelo equilíbrio no longo prazo, dado pela equação 6.

$$(6) Z_{t-1} = S_{t-1} - \alpha F_{t-1}$$

Onde α , é denominado vetor de cointegração. Estas duas variáveis do modelo de correção do erro expressas no sistema de equações 5, correspondem ao modelo VAR(k) na primeira diferença, acrescido do termo correção do erro $\gamma_s Z_{t-1}$ e $-\gamma_f Z_{t-1}$. Os coeficientes γ_s e γ_f são interpretados como sendo a velocidade de ajustamento. Quanto maior γ_s , maior a resposta de S_t aos desvios anteriores devido ao equilíbrio de longo prazo. Assim sendo, a razão de *hedge* constante pode similarmente ser calculada usando a equação 4.

3. METODOLOGIA

Os dados utilizados neste estudo foram obtidos junto ao Centro de Estudos Avançado em Economia Aplicada (CEPEA) da Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz (ESALQ) da Universidade do Estado de São Paulo (USP). Os dados referem-se a base

semanal dos preços a vista da arroba do boi gordo no Estado de Goiás e futuros da arroba do boi gordo no mercado futuro da Bolsa de Mercadorias e Futuros (BM&F), que se inicia em 9 de Janeiro de 1998 e, se estende até 19 de agosto de 2006, totalizando 368 semanas.

A referência de preços para liquidação dos contratos futuros de boi gordo na BM&F, assim como para composição do indicador ESALQ/BM&F no ajuste diário dos contratos futuros em aberto baseiam-se nos preços em reais por arroba de boi gordo praticados nas principais regiões produtoras do Estado de São Paulo, mais precisamente: Presidente Prudente, Araçatuba, Bauru/Marília e São José do Rio Preto. Entretanto, ressalta-se que o peso de cada região na composição do indicador é definido com base nos dados de volume de abate dos frigoríficos amostrados, que são atualizados mensalmente. A participação de cada região é definida pela soma dos volumes de abate das unidades que possuem cadastro no Serviço de Inspeção Federal (SIF), consideradas no levantamento do dia. Tem-se, desta forma, um painel mensal de ponderação que leva em conta os padrões sazonais de abate de cada região. Quando uma unidade sai da amostra, devido à falta de relato do preço ou exclusão pelo critério estatístico, o peso relativo dessa unidade é redistribuído entre as demais. Desse modo, o sistema de ponderação pode modificar-se diariamente, de acordo com a participação dos frigoríficos na amostra (CEPEA, 2008).

Os preços futuros e a vista foram organizados constituindo-se em séries temporais de preços do boi gordo no mercado futuro na BM&F e no mercado físico para o Estado de Goiás. Posteriormente, as séries temporais foram verificadas quanto ao contexto da estacionariedade, utilizando-se dos cálculos (funções) de autocorrelação e representação gráfica a partir do correlograma e, por meio do teste da raiz unitária, ambos, utilizados como ferramentas de detecção do nível de estacionariedade das séries.

Foram realizados os testes de raiz unitária, sendo inicialmente aplicado o teste de Dickey-Fuller ampliado (ADF) sendo que, segundo Dickey e Fuller (1981) a hipótese nula do ADF é que as variáveis contêm a raiz unitária, ou melhor, as mesmas não são estacionárias a determinado nível de significância. Devido a inúmeras controvérsias em torno dos testes para detecção da raiz unitária, foi aplicado também o teste KPSS proposto por Kwiatkowski, Phillips, Schmidt e Shin (1992). No teste KPSS, diferente do ADF, a hipótese nula é que a série é estacionária em torno de uma tendência determinística. Assim sendo, as séries são expressas como a soma de uma tendência determinística, de uma *random walk* (um caminho aleatório) e de um erro estacionário.

Com objetivo de verificar os resultados das análises de regressão, no quadro 1 são apresentados os testes estatísticos utilizados nesse estudo, os quais são considerados os mais relevantes na análise de séries temporais com base nas premissas de Vogelpang (2005) e Hill, Griffiths e Judge (2001).

Quadro 1 – Principais parâmetros estatísticos das análises de séries temporais

Teste <i>d</i> de Durbin-Watson (<i>Durbin-Watson test</i>)	É um dos mais importantes testes utilizados para avaliação de existência de correlação serial. Se sua estatística <i>d</i> de (DW) for menor que 2, existe evidência de correlação serial positiva. Se for maior que 2, existe evidência de correlação serial negativa. Quando próxima de 2, maior a evidência que não existe correlação serial.
Critério de Informação de Akaike	O Critério de Informação de Akaike, ou AIC, é um guia para seleção do número de termos de uma equação. Ele está baseado na soma do quadrado dos resíduos, mas coloca penalidade sobre coeficientes excedentes. Sob certas condições, pode-se escolher o tamanho de uma distribuição de defasagens, por exemplo, escolhendo a especificação com mais baixo valor de AIC.
Critério de Schwarz (<i>Schwarz Criterion</i>)	O critério de informação de Schwarz (CIS) é um critério alternativo ao AIC com basicamente a mesma interpretação, porém com penalidade mais alta para coeficiente extras ou excedentes.

Fonte: Baseado em Vogelpang (2005), e Hill, Griffiths e Judge (2001).

Ressalta-se também, que são esses parâmetros estatísticos que permitem a conclusão dos testes de raiz unitária após a aplicação dos modelos de regressão de *Dickey-Fuller*. Ou seja: o Teste d de *Durbin-Watson* (DW), o Critério de Informação de *Akaike* (CIA) e o Critério de *Schwarz* (CSZ). Sendo ambos definidos respectivamente segundo as equações (07), (08) e (09):

$$(07) \quad d = \frac{\sum_{t=2}^{t=n} (\hat{u}_t - \hat{u}_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^{t=n} \hat{u}_t^2}$$

$$(08) \quad \ln CIA = \left(\frac{2k}{n} \right) + \ln \left(\frac{SQR}{n} \right)$$

$$(09) \quad \ln CIS = \frac{k}{n} + \ln n + \ln \left(\frac{SQR}{n} \right)$$

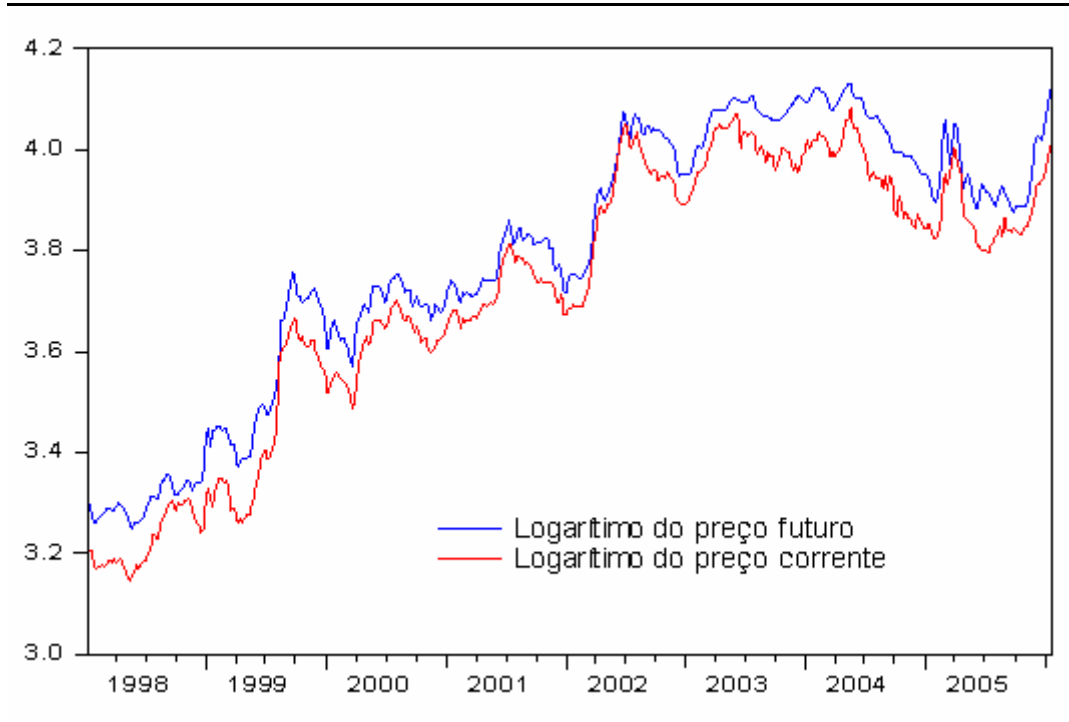
Sendo que, tanto para CIA como para CIS, k é o número de regressores (incluindo o intercepto) e n o número de observações (GUJARATI, 2006).

Na sequência, foram estimadas as razões de *hedge* ótimas e suas respectivas efetividades de *hedge* pela aplicação dos seguintes modelos: modelo de Myers e Thompson (M&T), modelo auto-regressivo vetorial bivariado (VAR) e, modelo vetorial de correção do erro (VEC).

No contexto metodológico, ressalta-se que os cálculos, tabelas e gráficos a serem efetivados neste estudo foram obtidos a partir da utilização dos *softwares*: *Microsoft Excel* 2007, componente do pacote *Office Professional Edition* 2007 e *Eviews* 5.0, componentes especialmente utilizados com objetivo de efetuar os cálculos matemáticos, estatísticos e econométricos a partir dos dados obtidos, e, também, testar os modelos constituídos com a utilização das expressões, equações ou fórmulas apresentadas, permitindo melhorar a eficiência e precisão na utilização dos dados coletados para composição do estudo.

4- APRESENTAÇÃO DOS DADOS E TESTES PRELIMINARES

Para se obter um quadro geral de ambas as séries, o logaritmo delas está apresentado na figura 1. Percebe-se que o comportamento de uma série em relação à outra parece indicar estas estão fortemente correlacionadas. Da óbvia tendência temporal exibida no diagrama, suspeita-se que elas sejam caracterizadas como não estacionárias, ao nível. Na sequência, é testada a estacionariedade das séries a partir dos testes ADF (teste de *Dicky-Fuller* ampliado) e KPSS (teste da raiz unitária de *Kwiatkowski, Phillips, Schmidt e Shin*).



Fonte: CEPEA (2008)

Figura 1: Logaritmo dos preços futuros e preço a vista

4.1 Testes de Raiz unitária

Os resultados dos testes de raiz unitária dos preços logaritimizados são reportados nas tabelas da figura 2. Além do teste de Dicky-Fuller ampliado (ADF) (Dickey e Fuller, 1981), o KPSS foi também usado. A hipótese nula do ADF é que as variáveis contêm a raiz unitária, ou seja, elas não são estacionárias a certo nível de significância.

O poder do teste de raiz unitária padrão que tem a hipótese nula a não-estacionariedade tem sido questionado por Schwert (1987) e DeJong e Whiteman (1991). Estes testes freqüentemente tendem a aceitar a hipótese nula em detrimento da hipótese alternativa que estabelece a estacionariedade. Em vista da crescente controvérsia em torno testes gerais para raiz unitária, um diferente teste vem sendo aplicado as séries, trata-se do teste KPSS proposto por Kwiatkowski, Phillips, Schmidt e Shin (1992).

No teste KPSS, a hipótese nula é que a série é estacionária em torno de uma tendência determinística. As séries são expressas como a soma de uma tendência determinística, de uma *random walk* (um caminho aleatório) e de um erro estacionário como:

$$(10) \quad y_t = \xi t + r_t + \varepsilon_t$$

Onde:

$$(11) \quad r_t = r_{t-1} + \mu_t \quad e \quad \mu_t \text{ é } i.i.d(0, \sigma_\mu^2)$$

O teste KPSS utiliza a estatística *LM*, que testa a hipótese que r_t tem variância zero, ou seja, $\sigma_\mu^2 = 0$. Se $\sigma_\mu^2 = 0$ é o caminho aleatório da equação acima, r_t torna-se constante e assim, a série $\{y_t\}$ é estacionária com tendência. A distribuição assintótica da estatística é derivada sob a hipótese nula e alternativa.

A tabela à esquerda da figura 1 do apêndice, mostra que a série de preços futuros é não estacionária ao nível, com estatística ADF igual 1.719, maior que seu valor crítico a 1% (-2,570), e estatística *Durbin-Watson* (DW) igual 1,99, aceitando-se a hipótese nula. Esta característica dos dados estabelece importante condição para o teste de cointegração, a qual estabelece que cada variável deva ser integrada de mesma ordem e maior que zero (Enders,

1995). Quanto ao teste KPSS, visualizado no lado direito da figura 2 do apêndice, apresenta estatística LM igual 0.441, maior que seu valor crítico a 1% (0,216) e a 5% (0,146), rejeitando-se a hipótese nula, o que implica que a série é não estacionária, confirmando o resultado encontrado na aplicação do teste ADF.

A tabela à esquerda da figura 2 do apêndice mostra que a série a vista é não estacionária ao nível, com estatística ADF igual 1,586, maior que seu valor crítico a 1%, que é igual a -2,570, sendo o resultado da estatística *Durbin-Watson* (DW) igual 2,01, aceitando-se assim, a hipótese nula. Quanto ao teste KPSS, lado direito da figura 3 do apêndice, esse apresenta estatística LM igual 0,481, maior que seu valor crítico a 1% (0,216), rejeitando-se a hipótese nula, o que implica que a série é não estacionária, confirmando o resultado encontrado na aplicação do teste ADF.

4.2 Teste de cointegração das séries

O resultado do teste de cointegração de Johansen está apresentado na tabela 1 onde dois testes, um projetado para testar a presença do vetor de cointegração r (*test traço*), e o outro (*teste do máximo autovalor*), projetado para testar a hipótese da presença de vetores de cointegração (r) no vetor de cointegração $r+1$, são aplicados aos preços futuros e a vista logaritimizadas.

Segundo Lien e Tse (1999), quando a hipótese nula é que não existe nenhum vetor de cointegração, os testes autovalores e a estatística traço fortemente rejeitam hipótese nula. Quando a hipótese nula é que existe um único vetor de cointegração, ambas estatísticas tendem a não rejeitar essa hipótese. Portanto, existe a indicação de cointegração entre as variáveis. Na tabela 1, tanto no teste traço como no teste máximo auto valor, observa-se que hipótese nula é rejeitada, aceitando a hipótese alternativa, que implica na existência de cointegração, ou a existência de ao menos um vetor de cointegração.

Teste Traço			
H_0	Valor traço	Valor Crítico a 0,05	Valor - p
Nenhum	21,42404	15,49471	0,0057
No mínimo um	3,08264	3,84146	0,0792
Teste de Máximo Auto Valor			
H_0	Valor traço	Valor Crítico a 0,05	Valor - p
Nenhum	18,34377	14,2646	0,0107
No mínimo um	3,08026	3,84146	0,0792

Fonte: Dados da pesquisa

Tabela 1: Resultado do teste traço e teste máximo autovalor

5. RAZÃO DE HEDGE ÓTIMA PELOS MODELOS M&T, VAR E VEC

5.1 Razão de *hedge* ótima pelo modelo de Myers e Thompson (M&T)

Foi aplicado o método MQO referente a equação (2) para várias defasagens e encontrou-se os resultados da tabela 2. O modelo M&T na defasagem $p=1$ obteve para razão de *hedge* ótima ($h= 0,88$), com os maiores valores para o critério de informação de Akaike (AIC) e critério de informação de Schwarz (SC),

Modelo M&T (defasagem p=1)	
h	0,886534
Erro Padrão	0,054066
Estatística - t	16,39726

Fonte: Dados da pesquisa

Tabela 2. Razão de *hedge* ótima pelo Modelo de Myers & Thompson

5.2 Aplicação do modelo VAR para a estimação da razão de *hedge* ótima

Como mostra a tabela 3, de acordo com o critério *Likelyhood Ratio* (LR), *Final Prediction Error criterion* (FPE) e critérios de informação de Akaike (AIC), o apropriado comprimento de defasagem do modelo auto-regressivo vetorial bivariado (VAR), é quatro, indicado pelo asterisco em cada critério. As estimativas do VAR podem ser visualizados na tabela 4.

Defasagem	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	735,209	NA	5,83E-05	-4.073.383	-4,05179	-4,0648
1	2.032,16	2.572,29	4,43E-08	-1.125.645	-11,19168	-11,2307
2	2.092,15	118,3145	3,25E-08	-1.156.751	-11,45956	-11,52459
3	2.107,12	29,35769	3,05E-08	-1.162.845	-11,47733*	-11,56836
4	2.117,31	19,87076*	2,95e-08*	-11.66284*	-11,46854	-11,58558*
5	2.119,54	4,30949	2,98E-08	-1.165.297	-11,41549	-11,55854
6	2.121,55	4,28028	3,01E-08	-1.164.308	-11,36242	-11,53149
7	2.123,94	4,19161	3,04E-08	-1.163.301	-11,30917	-11,50424
8	2.125,17	2,3431	3,09E-08	-1.161.762	-11,2506	-11,47168

*Indica a ordem de defasagem determinada pelo critério

Fonte: Dados da pesquisa

Tabela 3: Determinação do comprimento da defasagem para o modelo VAR

A tabela 4 apresenta os coeficientes do modelo VAR. Onde, LPS(.) e LPF(.) representam os coeficientes de cada defasagem (1,2,3 e 4) da primeira diferença do logaritmo das série de preços a vista e futuro, respectivamente. O erro padrão e estatística t estão apresentados ao lado do correspondente coeficiente para um nível de significância de 95%. Os coeficientes estatisticamente significantes estão marcados com sinal *. Obteve-se na aplicação do modelo VAR uma razão de *hedge* ótima igual a 0,57.

	Série de logaritmo do preço a vista				Série de logaritmo do preço futuro			
	Coeficiente	Erro Padrão	Estatística-t	Valor-p	Coeficiente	Erro Padrão	Estatística-t	Valor-p
LPS(-1)	0,889214*	0,0605	14,7078	0,0000	0,191887*	0,0525	3,6532	0,0003
LPS(-2)	-0,0255	0,0770	-0,3311	0,7407	-0,138987*	0,0669	-2,0767	0,0382
LPS(-3)	0,264654*	0,0753	3,5155	0,0005	0,121787*	0,0654	1,8621	0,0630
LPS(-4)	-0,171753*	0,0578	-2,9710	0,0031	-0,103757*	0,0502	-2,0658	0,0392
LPF(-1)	0,721696*	0,0701	10,2990	0,0000	1,408352*	0,0609	23,1331	0,0000
LPF(-2)	-0,781842 *	0,1065	-7,3442	0,0000	-0,828129*	0,0925	-8,9537	0,0000
LPF(-3)	0,1527	0,1110	1,3761	0,1692	0,431303*	0,0964	4,4733	0,0000
LPF(-4)	-0,0531	0,0754	-0,7050	0,4810	-0,0885	0,0655	-1,3512	0,1771
C	0,0123	0,0120	1,0230	0,3067	0,028979*	0,0105	2,7698	0,0058

Fonte: Dados da pesquisa

Tabela 4 - Estimativa do modelo VAR

5.3 Aplicação do modelo VEC para a estimação da razão de *hedge* ótima

Similarmente, ao modelo anterior (VAR), o modelo com correção do erro (VEC) pode ser estimado incorporando a correção do erro no modelo VAR. Os resultados estão apresentados na tabela 5, a qual mostra que para ambas as equações de variações de preços a vista e futuro, só o coeficiente do termo de correção do erro (caracteres em negrito) para preço futuro é significativo. Observa-se que $\gamma_f = 0,079845$ (com valor $p < 0,001$) e $\gamma_s = -0,027874$ (com valor- $p = -0,091703$) que implica que a série de preços futuros é praticamente a responsável pelo ajustamento ao equilíbrio de longo prazo.

A tabela 5 apresenta as estimativas do modelo vetor auto-regressivo com o termo correção de erro incorporado (VEC). A primeira linha apresenta em negrito os coeficientes da equação da cointegração. D(LPS(.)) e D(LPF(.)) representam os coeficientes de cada defasagem (1,2,3 e 4) da primeira diferença do logaritmo das séries preços a vista e futuro, respectivamente. O erro padrão, estatística t e valor- p estão apresentados ao lado de cada coeficiente. Os coeficientes estatisticamente significantes estão marcados com o sinal (*). A parte subsequente, ou melhor, abaixo da tabela (tabela menor) apresenta os resultados estimados da equação de cointegração da série preço a vista e preço futuro, ambas ao nível. Foi mensurada a razão de *hedge* ótima igual a 0,56 após a aplicação do modelo VEC.

	Série Logarítimo do preço a vista				Série Logarítimo do preço futuro			
	Coefficiente	Erro padrão	Estatística t	Valor-p	Coefficiente	Erro padrão	Estatística t	Valor-p
Eq. Coint	-0,027874	0,03040	-0,91703	0,3594	0,079845*	0,02636	3,02909	0,0025
D(LPS(-1))	-0,067391	0,06381	-1,05619	0,2912	0,125419*	0,05533	2,26663	0,0237
D(LPS(-2))	-0,109375	0,06465	-1,69178	0,0911	-0,022735	0,05607	-0,40550	0,6852
D(LPS(-3))	0,146659*	0,06395	2,32471	0,0204	0,122495*	0,05546	2,20889	0,0275
D(LPS(-4))	-0,071960	0,05881	-1,22368	0,2215	-0,023159	0,05100	-0,45414	0,6499
D(LPF(-1))	0,698674*	0,07095	9,84788	0,0000	0,506190*	0,06153	8,22735	0,0000
D(LPF(-2))	-0,088064	0,08018	-1,09834	0,2724	-0,366407*	0,06953	-5,26969	0,0000
D(LPF(-3))	0,068460	0,07953	0,86084	0,3896	0,121429	0,06897	1,76072	0,0787
D(LPF(-4))	0,066800	0,07586	0,88058	0,3788	-0,058226	0,06579	-0,88509	0,3764
C	0,000624	0,000800	0,78479	0,4328	0,001013	0,00069	1,46901	0,1423

Equação da cointegração das séries em nível

	Coefficiente	Erro padrão	estatística t
LPS(-1)	1,000000	-	-
LPF(-1)	-1,035713	0,02342	-442,158
C	0,209232	-	-

Fonte: Dados da pesquisa

Tabela 5 - Estimativa do modelo correção do erro – VEC

5.4 Comparação entre a razão de *hedge* ótima pelos modelos de M&T, VAR e VEC

Usando variância e covariância dos resíduos, as razões de *hedge* de ambos os modelos foram calculados e estão apresentados na tabela 6, juntos com o a razão de *hedge* estimada do modelo de regressão de M&T. Como esperado, e em acordo com estudos anteriores, como o de Ghosh (1993) e outros, a razão de *hedge* ótima pelo modelo VEC é menor que a obtida pelos outros modelos. Assim sendo, ressalta-se que o investidor desconhecedor da relação de cointegração entre preço futuro e a vista provavelmente tomará uma posição futura superior a ótima.

Modelo regressão 2 (defasagem p=1)		VAR		VEC	
h^*	0,886534	σ_{ff}	0,000167	σ_{ff}	0,000192
Erro Padrão	0,054066	σ_{sf}	9,64E-05	σ_{sf}	0,000109
Estatística-t	16,39726	σ_{sf}/σ_{ff}	0,577246	σ_{sf}/σ_{ff}	0,567708

Fonte: Dados da pesquisa

Tabela 6 – Estimativa da razão de hedge ótima pelos modelos de regressão de M&T, VAR e VEC

Os coeficientes dos modelos de regressão convencionais foram estimados usando o método MQO. Os parâmetros das variáveis independentes (mudanças no logaritmo dos preços futuros) são tomados como razão de *hedge* ótima. As variâncias não condicionais dos preços a vista (σ_{ss}), dos preços futuros, (σ_{ff}), e covariância entre as duas (σ_{sf}) foram calculadas usando os resíduos do modelo VAR e do modelo VEC respectivamente. As razões de *hedge* ótimas são calculadas usando a equação $h^* = \sigma_{sf} / \sigma_{ff}$.

5.5 Efetividade de *hedge* pela aplicação dos modelos de M&T, VAR e VEC

Até aqui foram obtidas as razões de *hedge* ótimas pela utilização dos modelos M&T, VAR e VEC e, cada um deles está baseado em diferentes teorias econométricas e envolvem diferentes graus de complexidade computacional. O desempenho destes três métodos será comparado nesta seção. A efetividade de *hedge* é comparada em termos da relação retorno e porcentagem da redução da variância no portfólio protegido relativo a um portfólio não protegido.

A média e a variância dos retornos dos portfólios protegidos, e a porcentagem de redução na variância dos portfólios protegidos em relação aos portfólios não protegidos foram calculadas para cada horizonte de planejamento. De acordo com Park e Bera (1987), os retornos de portfólio não-protegido e protegido podem ser expressos como:

$$(12) r_u = S_{t+1} - S_t$$

$$(13) r_h = (S_{t+1} - S_t) - h^* (F_{t+1} - F_t)$$

Onde r_u e r_h são os retornos de um portfólio não protegido e de um portfólio protegido respectivamente. Já F_t e S_t , são logaritmos dos preços futuros e a vista na data (t) respectivamente, e h^* é a razão de *hedge* ótima.

Similarmente, a variância de um portfólio não *hedgado* (protegido) e de um portfólio *hedgado* pode ser expresso como segue:

$$(14) Var(U) = \sigma_s^2$$

$$(15) Var(H) = \sigma_s^2 + h^* \sigma_f^2 - 2h^* \sigma_{sf}$$

Onde $Var(U)$ e $Var(H)$ representam a variância de um portfólio não protegido e de um portfólio protegido respectivamente. σ_s , σ_f são os desvios padrões dos preços a vista e futuro respectivamente e, σ_{sf} representa a covariância entre preços a vista e futuro. De acordo com Ederington (1979), a efetividade do *hedge* pode ser medida pela porcentagem da redução na variância do portfólio protegido em relação ao não protegido. A redução de variância pode ser calculada como:

$$(16) \frac{Var(U) - Var(H)}{Var(U)}$$

Lien e Tse (1999) propuseram que a desempenho dos modelos variam de acordo com o horizonte de planejamento, portanto, a efetividade de *hedge* para os quatro modelos aplicados será considerada dentro dos horizontes de 1, a 6 semanas.

Os resultados para desempenho dentro e fora da amostra são apresentados na tabela 7.

Período (semana)	M&T		VAR		VEC	
	Eficiência	Retorno (%)	Eficiência	Retorno (%)	Eficiência	Retorno (%)
1	0,2865	0,019	0,3724	0,146	0,4291	0,074
2	0,2285	0,034	0,3882	0,350	0,4075	0,144
3	0,2813	0,048	0,3809	0,361	0,4077	0,222
4	0,3055	0,071	0,3926	0,356	0,4141	0,302
5	0,3196	0,071	0,3950	0,731	0,4178	0,302
6	0,3196	0,446	0,3987	1,636	0,4178	0,302

Fonte: Dados da pesquisa

Tabela 7 – Eficiência de hedge pelos modelos de M&T, VAR e VEC

A tabela 7 apresenta a eficiência do *hedge*, ou seja, a redução na variância do portfólio protegido em relação ao não protegido, e o retorno para períodos variando de 1 a 6 semanas, pela aplicação dos modelos de Myers e Tomphson (M&T), Vetor Auto-regressivo (VAR) e, VAR com Correção do Erro (VEC). O modelo que apresentou menor eficiência para todos os períodos foi o de M&T. Enquanto que o modelo que apresentou maior eficiência para todos os períodos foi o VEC. O fato dos valores da eficiência do modelo VEC se apresentarem maiores que os demais evidencia que a correção do erro contribui para melhorar a eficiência do modelo VAR.

No entanto, apesar do modelo VEC apresentar eficiência maior que o modelo VAR, este último apresentou retornos maiores. Por outro lado, o modelo que apresentou pior efetividade foi o de M&T, exibindo ao mesmo tempo, baixa eficiência quanto a mitigação do risco e os piores retornos.

6. CONCLUSÃO

As razões de *hedge* foram calculadas neste estudo usando vários modelos econométricos de séries temporais e o desempenho destas razões foram comparadas em termos da relação risco-retorno para vários horizontes.

Entre as três razões de *hedge* constantes derivadas do modelo de Myers & Thompson, do modelo auto-regressivo vetorial bivariado (VAR) e do modelo vetorial de correção do erro (VEC), a razão de hedge ótima que obteve maior eficiência foi obtida pela aplicação do modelo vetorial de correção do erro (VEC). Este resultado concorda com a demonstração de Ghosh (1993) e Lian (1996).

No entanto, analisando os resultados da aplicação dos três modelos, O modelo M&T foi o que apresentou menor efetividade, enquanto que, os maiores retornos foram obtidos pela aplicação do modelo VAR. Dentre todas as relações de retorno e risco estimados pelos métodos, o que apresentou maior equilíbrio foi o modelo VEC.

REFERÊNCIAS

CENTRO DE ESTUDOS AVANÇADOS EM ECONOMIA APLICADA – CEPEA. **Agromensal**. Disponível em: <http://www.cepea.esalq.usp.br/boi/> Acesso em: 10 de outubro de 2008.

DEJONG, D. N.; WHITERMAN, H. Reconsidering trends and random walks in macroeconomic time series. **Journal of Monetary Economics**. v. 28, 1991.

- DICKEY, D. A.; FULLER, W. A. Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root. **Econometrica**, Chicago, v. 49, n. 4, p. 1057-1072, 1981.
- EDERINGTON, L. H. The hedging performance of the new futures markets. **The Journal of Finance**. v. 34, p. 157-170, 1979.
- ENDERS, W. **Applied econometric time series**. New York: John Wiley and Sons, 1995.
- GHOSH, A. Cointegration and error correction models: intertemporal causality between index and futures prices. **The Journal of Futures Markets**. v. 13, p. 193-198, 1993.
- GUJARATI, Damodar N. **Econometria Básica**. 4. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2006.
- HILL, R. Carter.; GRIFFITS, William E.; JUDGE, George G. **Undergraduate Econometrics: Using eviews For**. 2. ed. Danvers: John Wiley & Sons, 2001.
- KWIAKOWSKI, D.; PHILLIPS, P. C. B.; SCHMIDT, P. SHIN, Y. Testing the alternative of stationary against the alternative of a unit root: how sure are we that economic time series have a unit root?. **Journal of Econometrics**. v. 54, p. 159-178, 1992.
- LIEN, D. D. The effect of the cointegrating relationship on futures hedging: a note. **The Journal of Futures Markets**. v. 16, p. 773-780, 1996.
- LIEN, D. D.; LUO, X. Multi-period hedging in the presence of conditional heteroscedasticity. **The Journal of Futures Markets**. v. 14, p. 927-955, 1994.
- LIEN, D. D.; TSE, T. K. Fractional cointegration and futures hedging. **The Journal of Futures Hedging**. v. 19, p. 457-474, 1999.
- MYERS, R. J.; THOMPSON, S. R. Generalized optimal *hedge* ratio estimation. **American Journal of Agricultural Economics**. v. 71, n. 4, p. 858-867, 1989.
- PARK, H. Y.; BERA, A. K. Interest rate volatility, basis, and heteroscedasticity in hedging mortgages. **The American Real Estate and Urban Economics Association**. v. 15, p. 79-97, 1987.
- SCHWERT, G.; Effects of model specification on tests for unit roots in macroeconomic data. **Journal of Monetary Economics**. v. 20, p. 73-103, 1987.
- VOGELVANG, Ben. **Econometrics: theory and applications with eviews**. London: Prentice Hall, 2005.

APENDICE

Hipótese nula: a série logarítmico do preço futuro tem uma raiz unitária				
Exogenous: None				
Lag Lenqth: 3 (Automatic based on SIC, MAXLAG=17)				
	t-Statistic	Prob.*		
Augmented Dickey-Fuller test statistic	1.719688	0.9796		
Test critical values:				
1% level	-2.570533			
5% level	-1.941587			
10% level	-1.616188			
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(LPF)				
Method: Least Squares				
Date: 11/14/08 Time: 09:38				
Sample (adjusted): 2/02/1998 1/16/2006				
Included observations: 416 after adjustments				
	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LPF(-1)	0.000319	0.000186	1.719688	0.0862
D(LPF(-1))	0.628859	0.048901	12.85976	0.0000
D(LPF(-2))	-0.386079	0.054501	-7.070868	0.0000
D(LPF(-3))	0.146188	0.049010	2.982614	0.0030
R-squared	0.287744	Mean dependent var	0.002068	
Adjusted R-squared	0.282557	S.D. dependent var	0.016778	
S.E. of regression	0.014211	Akaike Info criterion	-5.660011	
Sum squared resid	0.083206	Schwarz criterion	-5.621255	
Log likelihood	1181.282	Hannan-Quinn criter.	-5.644687	
Durbin-Watson stat	1.995341			

Hipótese nula: a série logarítmico do preço futuro é estacionária				
Exogenous: Constant, Linear Trend				
Bandwidth: 16 (Newey-West using Bartlett kernel)				
	LM-Stat.			
Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin test statistic	0.441238			
Asymptotic critical values*:				
1% level	0.216000			
5% level	0.146000			
10% level	0.119000			
*Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (1992, Table 1)				
Residual variance (no correction)	0.015283			
HAC corrected variance (Bartlett kernel)	0.232519			
KPSS Test Equation				
Dependent Variable: LPF				
Method: Least Squares				
Date: 11/14/08 Time: 09:49				
Sample: 1/05/1998 1/16/2006				
Included observations: 420				
	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	3.396268	0.012072	281.3357	0.0000
@TREND(1/05/1998)	0.001891	4.99E-05	37.92208	0.0000
R-squared	0.774795	Mean dependent var	3.792492	
Adjusted R-squared	0.774256	S.D. dependent var	0.260819	
S.E. of regression	0.123922	Akaike Info criterion	-1.333585	
Sum squared resid	6.419039	Schwarz criterion	-1.314346	
Log likelihood	282.0529	Hannan-Quinn criter.	-1.325981	
F-statistic	1438.084	Durbin-Watson stat	0.018324	
Prob(F-statistic)	0.000000			

Figura 1: Teste ADF (à esquerda) e KPS aplicado a série logarítmico do preço futuro

Hipótese nula: a série logarítmico do preço a vista tem uma raiz unitária				
Exogenous: None				
Lag Lenqth: 1 (Automatic based on SIC, MAXLAG=17)				
	t-Statistic	Prob.*		
Augmented Dickey-Fuller test statistic	1.585748	0.9726		
Test critical values:				
1% level	-2.570506			
5% level	-1.941583			
10% level	-1.616191			
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(LPS)				
Method: Least Squares				
Date: 11/14/08 Time: 09:44				
Sample (adjusted): 1/19/1998 1/16/2006				
Included observations: 418 after adjustments				
	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LPS(-1)	0.000370	0.000233	1.585748	0.1136
D(LPS(-1))	0.229654	0.047790	4.805523	0.0000
R-squared	0.051456	Mean dependent var	0.001911	
Adjusted R-squared	0.049176	S.D. dependent var	0.018129	
S.E. of regression	0.017678	Akaike Info criterion	-5.228217	
Sum squared resid	0.130005	Schwarz criterion	-5.208908	
Log likelihood	1094.697	Hannan-Quinn criter.	-5.220584	
Durbin-Watson stat	2.016166			

Hipótese nula: a série logarítmico do preço a vista é estacionária				
Exogenous: Constant, Linear Trend				
Bandwidth: 16 (Newey-West using Bartlett kernel)				
	LM-Stat.			
Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin test statistic	0.481199			
Asymptotic critical values*:				
1% level	0.216000			
5% level	0.146000			
10% level	0.119000			
*Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (1992, Table 1)				
Residual variance (no correction)	0.017750			
HAC corrected variance (Bartlett kernel)	0.269123			
KPSS Test Equation				
Dependent Variable: LPS				
Method: Least Squares				
Date: 11/14/08 Time: 09:52				
Sample: 1/05/1998 1/16/2006				
Included observations: 420				
	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	3.318801	0.013010	255.1027	0.0000
@TREND(1/05/1998)	0.001906	5.37E-05	35.45399	0.0000
R-squared	0.750446	Mean dependent var	3.718013	
Adjusted R-squared	0.749849	S.D. dependent var	0.267014	
S.E. of regression	0.133548	Akaike Info criterion	-1.183968	
Sum squared resid	7.455010	Schwarz criterion	-1.164728	
Log likelihood	250.6332	Hannan-Quinn criter.	-1.176363	
F-statistic	1256.986	Durbin-Watson stat	0.018386	
Prob(F-statistic)	0.000000			

Figura 2: Teste ADF (à esquerda) e KPS aplicado a série logarítmico do preço a vista