




Transmissões de volatilidade de preços entre *Commodities* agrícolas brasileiras

Price volatility transmissions between brazilian agricultural Commodities

João Carlos de Carvalho¹ , Lucca Simeoni Pavan² , Marcos Minoru Hasegawa³ 

¹Superintendência de Desempenho Governamental, Casa Civil do Estado do Paraná, Curitiba (PR), Brasil.
E-mail: joaocarlos_carva@hotmail.com

²Programa de Pós-graduação em Desenvolvimento Econômico, Universidade Federal do Paraná – UFPR, Curitiba (PR), Brasil.
E-mail: luccapavan@hotmail.com

³Departamento de Economia, Programa de Pós-graduação em Desenvolvimento Econômico, Universidade Federal do Paraná – UFPR, Curitiba (PR), Brasil. E-mail: hasegawa@ufpr.br

Como citar: Carvalho, J. C., Pavan, L. S. & Hasegawa, M. M. (2020). Transmissões de volatilidade de preços entre *Commodities* agrícolas brasileiras. *Revista de Economia e Sociologia Rural*, 58(3), e193763. <https://doi.org/10.1590/1806-9479.2020.193763>

Resumo: Neste artigo, buscou-se estudar as transmissões de volatilidade de preços entre commodities agrícolas brasileiras, mais especificamente o etanol, o açúcar e a soja. Fez-se o uso de dados diários entre 25 de janeiro de 2010 e 28 de dezembro de 2018, obtidos no CEPEA. Inicialmente, estimou-se um modelo de vetor de correção de erros para filtrar as séries de sua relação de longo prazo e, na sequência, modelar suas respectivas volatilidades sem a interferência do comovimento entre as médias dos preços por meio da versão multivariada do modelo de heterocedasticidade condicional autorregressivo generalizado Baba-Engle-Kraft-Kroner. Os resultados sugerem que os preços do etanol, da soja e do açúcar estão relacionados à dinâmica de equilíbrio de longo prazo e de curto prazo, mas não é possível concluir que exista transbordamento de volatilidade entre os preços analisados. Conclui-se que a preocupação com o etanol como causa da instabilidade dos preços de alimentos não pode ser justificada pelos resultados encontrados.

Palavras-chaves: volatilidade, *Commodities*, cointegração.

Abstract: This paper verified the price volatility transmissions among Brazilian agricultural commodities, more specifically ethanol, sugar, and soybeans. Daily data between January 25, 2010, and December 28, 2018, from CEPEA, were used. Initially, an error correction vector model was estimated to filter the series of their long term relationship and then model their respective volatilities without the interference of co-movement between the averages of prices using the multivariate generalized autoregressive conditioned heteroscedasticity Baba-Engle-Kraft-Kroner model were applied. The results suggest that the prices of ethanol, soybeans, and sugar are both related to the long-term equilibrium and short-term equilibrium dynamics. However, it is not able to conclude that there is volatility spillover among the analyzed prices. Therefore, the concerning with ethanol as a source of food prices instability is not justified according to the results.

Keywords: Volatility, Commodities, cointegration.

1- Introdução

Nos últimos dez anos, houve um grande aumento na produção e no consumo de energia alternativa, sobretudo do etanol. Segundo informações da *Renewable Fuels Association*, a produção mundial do biocombustível quase duplicou no período (Renewable Fuel Association, 2009; Renewable Fuel Association, 2018). No cenário internacional, o Brasil se destaca como um dos maiores produtores de etanol, responsável por cerca de 30% de toda a produção mundial (Renewable Fuel Association, 2018)

O aumento da produção do etanol envolve questões importantes como sustentabilidade dos biocombustíveis e também segurança alimentar. De um lado, o crescimento é visto de



forma favorável, como um combustível alternativo e menos poluente que os derivados do petróleo. De acordo com Wang et al. (2012), o etanol de cana-de-açúcar reduz entre 40% e 62% a emissão de gases de efeito estufa em relação à gasolina.

Por outro lado, existe uma preocupação de que o crescimento da produção possa ocasionar o aumento tanto dos níveis quanto da instabilidade de preços dos alimentos, o que pode ocorrer, principalmente, pela substituição de culturas alimentícias por plantações direcionadas à produção de biocombustíveis – geralmente culturas forrageiras como a cana-de-açúcar. Também, em relação à instabilidade dos preços das *commodities* agrícolas, as relações potenciais dos preços podem ser exacerbadas ou enfraquecidas por políticas específicas de favorecimento, como subsídios a um setor específico.

A volatilidade de preços também traz custos adicionais aos participantes desses mercados e se aplica tanto a produtores quanto a consumidores. Primeiramente, os preços mais voláteis elevam os custos para os agricultores gerenciarem os riscos de preços, o que pode alterar as decisões entre hedge e investimento (Wu et al., 2011; Gardebroek & Hernandez, 2013). Como muitas *commodities* estão incluídas no mercado financeiro, a instabilidade também eleva o custo de gerenciamento do risco para os investidores desse setor.

Com relação aos consumidores, eles podem ter seus níveis de bem-estar alterados com frequência por causa da instabilidade de preços, modificando constantemente sua cesta de consumo. No nível macro, Byrne et al. (2013) indicam que o aumento da variabilidade dos preços agrícolas também afeta o desenho e a efetividade das políticas de estabilização de preços. Em termos gerais, essa não é apenas uma questão de segurança alimentar, podendo causar outros problemas econômicos.

A preocupação sobre a volatilidade dos preços dos alimentos acentua-se ao se observar que, durante o recente período de expansão dos biocombustíveis, também ocorreu rápido crescimento e aumento da instabilidade de preços de algumas *commodities* agrícolas. Porém, a priori, não se pode afirmar as causas dessa variabilidade sem uma investigação profunda. Algumas evidências empíricas sugerem que as preocupações com o biodiesel como causa dos preços altos e voláteis dos alimentos são injustificadas (Cabrera & Schulz, 2016).

O objetivo do presente artigo foi estudar as inter-relações entre preços e transmissões de volatilidades do etanol, do açúcar e da soja no Brasil usando dados diários de janeiro de 2010 a dezembro de 2018. O objetivo específico foi verificar a existência de transbordamentos e como eles se comportam ao longo do tempo.

A escolha das *commodities* agrícolas não foi ao acaso. A teoria econômica, baseada em fundamentos de mercado e em atividades de arbitragem, sugere que os preços do etanol, da soja e do açúcar estão inter-relacionados (de Gorter & Just, 2007). O açúcar e o etanol estão relacionados, já que são produzidos a partir da mesma cultura no Brasil – a cana-de-açúcar. Já a soja pode ser, indiretamente, afetada pelo aumento da demanda do etanol, sobretudo pela substituição de área plantada para fins alimentícios por culturas voltadas à produção do biocombustível. É importante destacar que o grão da soja é uma das principais fontes de proteína vegetal, cada vez mais usada para alimentação humana. Além disso e de acordo com os mesmos autores, o Brasil é um dos grandes produtores da soja, sendo responsável por aproximadamente 30% da produção mundial. As culturas de soja e cana-de-açúcar concorrem pelo mesmo espaço territorial no Brasil, especialmente nos estados de Mato Grosso, Mato Grosso do Sul, Goiás, Paraná e São Paulo.

Outra contribuição do artigo está relacionada ao fato de terem sido investigadas as inter-relações dos preços de *commodities* usando também o preço da soja. Apenas um trabalho conhecido – Zhang et al. (2009) – usou o grão.

A maioria dos estudos nessa área aborda as dependências entre os níveis dos preços, porém a literatura sobre transmissões de volatilidade ainda é escassa (Serra, 2011; Serra & Gil, 2013). Outra contribuição deste artigo em relação aos trabalhos encontrados na literatura com aplicação para as *commodities* agrícolas no Brasil é a utilização de dados diários, o que permite captar a microestrutura do mercado de *commodities* (Moreira & Lemgruber, 2004). O uso do método multivariado Baba-Engle-Kraft-Kroner (BEKK) permite estimar a versão multivariada do modelo de heterocedasticidade condicional autorregressivo (MGARCH), a partir dos resíduos obtidos da estimativa do modelo do vetor de correção de erros (VECM),

que permite comovimentos de segunda ordem entre as séries estudadas. Os modelos GARCH e suas variações são modelos univariados, e o caráter multivariado enriquece a análise do ponto de vista da teoria econômica que está preocupada com a relação entre variáveis econômicas.

Este artigo está dividido em cinco seções. A primeira, que é esta introdução, traz as motivações, os objetivos e as justificativas de forma resumida. A segunda parte é a revisão de literatura, que contextualiza o trabalho de pesquisa deste artigo e detalha as justificativas para a sua realização. A terceira parte é a metodologia, que, de forma resumida, apresenta os modelos estimados, o método de estimação utilizado para cada modelo e os testes estatísticos realizados. Na quarta parte, os resultados das estimações e dos testes estatísticos realizados são apresentados e discutidos. A quinta parte traz as considerações finais sobre as possíveis conclusões e sugestões para pesquisa futura.

2- Revisão de Literatura

Estudos sobre a transmissão da volatilidade entre os mercados de energia e agricultura ainda são escassos (Serra, 2011; Gardebroek & Hernandez, 2013; Cabrera & Schulz, 2016). A maioria dos estudos sobre inter-relações entre os biocombustíveis e os preços das *commodities* agrícolas refere-se ao Brasil e aos Estados Unidos – os maiores produtores de biocombustíveis. A seguir, apresenta-se uma revisão da recente literatura sobre o tema.

Balcombe & Rapsomanikis (2008) investigaram o ajuste não linear para o equilíbrio de longo prazo entre petróleo bruto, etanol e açúcar no Brasil, entre julho de 2000 e maio de 2006, utilizando técnicas bayesianas. Por fim, chegaram à conclusão de que os preços do petróleo determinavam um equilíbrio de longo prazo nos preços do açúcar e do etanol no Brasil. Também verificaram que mudanças nos preços do açúcar causaram mudanças nos preços do etanol, mas o contrário não ocorreu, sugerindo, assim, uma hierarquia causal entre os mercados: do petróleo para açúcar e do açúcar para o etanol. Segundo os autores, o crescimento de longo prazo esperado levava a uma expansão da demanda de energia, o que sustentava os preços do petróleo em níveis elevados e garantia a continuidade das relações de preços entre os mercados de energia e alimentos.

Já Zhang et al. (2009) usaram um modelo de correções vetorial (VECM) e um modelo de heterocedasticidade condicional autorregressiva múltipla (MGARCH), visando investigar as transmissões de volatilidade entre os mercados de etanol, milho, petróleo e soja nos Estados Unidos, entre o período de março de 1987 a dezembro de 2007. Como resultado, os autores não encontraram uma relação de longo prazo entre os preços das *commodities* agrícolas e dos combustíveis. É relevante pensar no fato de que um choque nos mercados dos combustíveis pode impactar nos preços das *commodities* agrícolas, porém há baixa persistência desse choque nos preços dos produtos agrícolas no curto prazo. Segundo os autores, mercados descentralizados e livremente operacionais atenuam a persistência desses choques.

Wu et al. (2011) utilizaram um modelo MGARCH para examinar o transbordamento das volatilidades entre os mercados de petróleo e milho nos Estados Unidos, no período de janeiro de 1992 a junho de 2009. Além de encontrar evidências de transbordamento das volatilidades entre os mercados, os resultados indicaram que o mercado de milho se tornou muito mais conectado ao do petróleo após a introdução da Lei de Política Energética de 2005. Também verificaram que os transbordamentos de variabilidade entre os mercados eram maiores em períodos de alta taxa de consumo de gasolina-etanol.

Para o Brasil, Serra (2011) usou o método desenvolvido por Seo (2007), um estimador de máxima verossimilhança do vetor de cointegração que estima conjuntamente o modelo de correção de erros (ECM) e o processo MGARCH, para avaliar a transmissão da volatilidade de preços do etanol ao longo do tempo e também entre os mercados de açúcar e petróleo, entre julho de 2000 e novembro de 2009. Como resultado, encontrou que um aumento do preço do petróleo levava a um novo equilíbrio – caracterizado por preços mais altos do etanol. Além disso, verificou que choques positivos – no mercado do petróleo e do açúcar – causavam um aumento da volatilidade nos preços do etanol.

Em outro trabalho, também referente ao Brasil, Serra et al. (2011) investigaram as transmissões de volatilidades dos preços entre os mercados de petróleo, etanol e açúcar usando um modelo GARCH semiparamétrico, além de dados semanais, entre o período de julho de 2000 a novembro de 2010. Os resultados sugerem que os preços do etanol e do petróleo, tanto quanto os preços do açúcar e do etanol, estavam relacionados por uma paridade de equilíbrio de longo prazo. As relações demonstram que o preço do etanol aumentava com o preço do açúcar e do petróleo. Para avaliar os efeitos de transbordamento da volatilidade, os autores usaram um modelo BEKK. Além disso, concluíram que choques no mercado de petróleo e no mercado de açúcar levavam a uma maior volatilidade nos preços do etanol. No entanto, o mercado do etanol possuía pouca capacidade de aumentar a instabilidade nos mercados de petróleo e açúcar. Por meio da comparação das variâncias, simuladas sob os modelos GARCH paramétrico e semiparamétrico, concluiu-se que os estimadores semiparamétricos podem captar com mais precisão o comportamento dos preços durante os períodos turbulentos.

Serra & Gil (2013) usaram dados mensais de janeiro de 1990 a dezembro de 2010 para estudar a volatilidade do preço do milho nos Estados Unidos. Para tanto, os autores estimaram um modelo MGARCH que permite, paramétrica e semiparametricamente, variáveis exógenas. Como resultado, encontraram evidências de transmissão de volatilidade entre os mercados do etanol e milho. Também verificaram que estoques de milho diminuía a instabilidade dos preços desse produto, enquanto instabilidade econômica levava a um aumento da instabilidade dos preços.

Os autores destacam a relevância de estender as análises de transbordamento de volatilidade entre os mercados de alimentos e de energia, considerando um conjunto mais amplo de variáveis explicativas, uma vez que variáveis exógenas se mostraram importantes nos modelos de volatilidade. Gardebroeck & Hernandez (2013) usaram a abordagem MGARCH para examinar a transmissão de volatilidade nos preços do petróleo, etanol e milho, entre os anos de 1997 e 2011, nos Estados Unidos. Particularmente, os autores estimaram o modelo T-BEKK (com *threshold*) e um modelo dinâmico de correlação cruzada (DCC). Os resultados indicaram que não existiam transbordamentos cruzados para os retornos médios entre os mercados de petróleo, etanol e milho. O retorno médio observado de cada commodity era influenciado somente pelo retorno defasado do mesmo mercado, e não dos outros mercados. Ainda, as commodities apresentaram efeitos de volatilidade própria, significativa e elevada, sendo que o etanol mostrou uma baixa persistência da própria volatilidade. Os efeitos cruzados para a volatilidade se apresentaram significativos, porém com menor magnitude do que a volatilidade própria. Além disso, as estimações mostraram como importantes os efeitos de transbordamento do milho para o etanol, e não o contrário. Contudo, os resultados não forneceram evidências de que a instabilidade nos mercados de energia estimulava a variabilidade de preços no mercado do milho.

Cabrera & Schulz (2016) investigaram as ligações de curto e longo prazo entre os preços de combustíveis e de commodities agrícolas na Alemanha, no período de 2003 a 2012. As autoras usaram um novo estimador de mínimos quadrados generalizados factível, introduzido por Herwartz & Lütkepohl (2011), que acomoda a heterocedasticidade no procedimento de estimação da relação de cointegração. Mais precisamente, é calculado o VECM para filtrar os comovimentos entre as séries. As tendências de curto prazo, resíduos do VECM, são usadas para modelar as inter-relações de volatilidade por meio de um modelo MGARCH. Todos os parâmetros, tanto do VECM e quanto do MGARCH, são calculados conjuntamente por meio de estimador de mínimos quadrados factíveis (FGLS). Como resultado, encontraram que as volatilidades e as correlações eram altamente persistentes no curto prazo. Verificaram que os preços se moviam juntos e preservavam um equilíbrio de longo prazo, em que os preços do biodiesel se ajustavam aos preços do petróleo bruto e da colza¹. Também encontraram que a volatilidade do biodiesel estava apenas ligada de maneira fraca com a volatilidade do petróleo bruto e da colza, tanto no curto como no longo prazo, enquanto a ligação entre a volatilidade da colza e do petróleo estava aumentando nos últimos

¹ Colza é uma planta comumente cultivada nos países de clima temperado cuja semente é utilizada na produção de biodiesel.

anos. Com base nesses resultados, concluíram que as preocupações com o biodiesel como causa dos altos e voláteis preços dos alimentos eram injustificadas.

Como é possível observar, apesar de existirem alguns trabalhos sobre as transmissões de preços e volatilidade entre os mercados de combustíveis e alimentos para o Brasil, não existem estudos sobre inter-relações do mercado de biocombustível com a commodity soja. Este trabalho tem como objetivo compreender essas inter-relações, uma vez que a cana-de-açúcar (matéria-prima para etanol e açúcar) e a soja estão entre os principais produtos agrícolas produzidos no Brasil. Além disso, este trabalho utiliza dados diários, ao contrário da grande maioria dos estudos que usam dados mensais ou semanais. Trabalhos com essa periodicidade ainda não foram encontrados para o mercado de commodities brasileiro. De acordo com Moreira & Lemgruber (2004), questões de microestrutura do mercado de commodities podem ser mais bem captadas, tais como o ajuste do modelo e sua previsibilidade podem ser melhorados, quando se utiliza uma menor frequência de dados.

3- Metodologia

Muitas séries de preços possuem duas características importantes que devem ser consideradas em estudos estatísticos: (i) movimentos comuns entre séries de preços ao longo do tempo; (ii) preços altamente voláteis, com a volatilidade variando com o tempo. Considerando essas propriedades, é necessário cuidado para especificar e estimar a média e variância das séries.

3.1 Modelo de Correção de Erros

Séries de preços que possuem movimentos comuns ao longo do tempo são ditas cointegradas. Engle & Granger (1987) introduziram o conceito para séries não estacionárias e integradas de mesma ordem. Posteriormente, Campbell & Perron (1991) generalizaram a definição, permitindo cointegração de séries com diferentes ordens. A cointegração de séries temporais indica uma relação de causalidade de longo prazo, mas não a direção dessa causalidade temporal entre as séries. Tal direção pode ser determinada com um vetor de correção de erros (VECM), que acomoda tanto a dinâmica de curto prazo como a dinâmica de equilíbrio de longo prazo em sua estrutura. Formalmente, este modelo se apresenta:

$$\Delta p_t = c + \Pi p_{t-1} + \Gamma \Delta p_{t-1} + a_t \quad (1)$$

em que: Δ é um operador de primeira diferença, tal que $\Delta p_t = p_t - p_{t-1}$ denota a mudança de preços p no período $t-1$ para o período t (variações de preço de curto prazo); c é uma constante; $\Pi = \alpha\beta^T$ é a matriz de cointegração; α dá a velocidade de ajuste com a qual os preços retornam ao equilíbrio de longo prazo; Γ mede as reações a mudanças de preços de curto prazo; e a_t é um termo de erro que capta potenciais efeitos da volatilidade.

3.2 O Modelo Baba-Engle-Kraft-Kroner (BEKK)

O modelo BEKK inicialmente proposto por Engle & Kroner (1995) representa um extremo na teoria de modelagem de volatilidade, no sentido de que ele se utiliza de muitos parâmetros. Para uma série de tempo qualquer z_t de dimensão k , o modelo de volatilidade BEKK(1,1) tem a seguinte especificação:

$$\Sigma_t = A_0 A_0' + A_1 a_{t-1} a_{t-1}' A_1' + B_1 \Sigma_{t-1} B_1' \quad (2)$$

em que: Σ_t é a matriz de covariâncias de um vetor de resíduos qualquer de interesse a_t ; A_0 é uma matriz triangular inferior, tal que $A_0 A_0'$ seja definida positiva; e A_1 e B_1 são matrizes de dimensão $k \times k$. Com isso, este modelo contém $k^2 + [k(k+1)/2]$ parâmetros e fornece uma matriz de volatilidade Σ_t definida positiva para todo t . Outros modelos, com maior número de defasagens, podem ser encontrados na literatura, porém neste trabalho se aplicou o

modelo BEKK(1,1) para contornar o problema de dimensionalidade na estimação dos parâmetros.

Da Equação 2, pode-se aplicar o fator de vetorização e obter:

$$\text{vec}(\Sigma_t) = (A_0 \otimes A_0) \text{vec}(I_k) + (A_1 \otimes A_1) \text{vec}(a_{t-1} a'_{t-1}) + (B_1 \otimes B_1) \text{vec}(\Sigma_{t-1}). \quad (3)$$

Tomando-se a expectativa e assumindo-se a existência de invertibilidade, pode-se obter a matriz de variância incondicional Σ do vetor de resíduos a por meio de:

$$\text{vec}(\Sigma) = (I_{k^2} - A_1 \otimes A_1 - B_1 \otimes B_1)^{-1} (A_0 \otimes A_0) \text{vec}(I_k). \quad (4)$$

Consequentemente, para que o modelo BEKK(1,1) na Equação 2 possua uma matriz de volatilidade assintótica (ou incondicional), todos os autovalores da matriz $A_1 \otimes A_1 + B_1 \otimes B_1$ devem estar dentro do círculo unitário. Em seguida, deve-se definir $\xi_t = a_t a'_t - \Sigma_t$ como o desvio da matriz $a_t a'_t$ de sua matriz de covariâncias condicional Σ_t . Da Equação 3, chega-se a:

$$\text{vec}(a_t a'_t) = (A_0 \otimes A_0) \text{vec}(I_k) + (A_1 \otimes A_1 + B_1 \otimes B_1) \text{vec}(a_{t-1} a'_{t-1}) + \text{vec}(\xi_t) - (B_1 \otimes B_1) \text{vec}(\xi_{t-1}) \quad (5)$$

Conforme Tsay (2013), pode-se verificar que $E[\text{vec}(\xi_t)] = 0$ e que $E[\text{vec}(\xi_t) \text{vec}(\xi_{t-j})'] = 0$ para $j > 0$. Portanto, a Equação 5 está na forma de um modelo VARMA(1,1) para o processo $\text{vec}(a_t a'_t)$. Nesse sentido, o modelo BEKK(1,1) pode ser tratado como uma generalização multivariada do modelo univariado GARCH(1,1). Como no caso univariado, ξ_t não forma uma sequência i.i.d. de vetores aleatórios. O modelo representado na Equação 5 pode ser usado para estudar a propriedades do modelo BEKK(1,1). Com isso, ele pode ser usado para expressar $a_t a'_t$ como uma combinação linear de seus próprios valores defasados $a_{t-j} a'_{t-j}$ com $j > 0$. Ele pode ser utilizado também para derivar equações de momentos para o processo $\text{vec}(a_t a'_t)$ (Tsay, 2013).

O modelo BEKK fornece uma estrutura geral para o uso da família GARCH de modelos de volatilidade multivariados. Na verdade, o modelo BEKK usufrui de algumas boas representações de modelo como nas Equações 3 e 5. O modelo ainda produz matrizes de volatilidade definida positiva, porém encontra algumas dificuldades em aplicações reais conforme k aumenta.

Primeiramente, o modelo BEKK – mesmo de ordem (1,1) – possui muitos parâmetros. Para $k=3$, a equação de volatilidade para um modelo BEKK(1,1) possui 24 parâmetros. Consequentemente, à medida que k aumenta, estimar o modelo BEKK se torna mais difícil. Conforme argumenta Tsay (2013), as aplicações empíricas desse modelo tendem a mostrar que os parâmetros do modelo BEKK(1,1) são estatisticamente insignificantes ao nível de 5%. Ainda, não existe uma relação direta entre os parâmetros A_1 e B_1 e os componentes da matriz de volatilidade, isso porque a matriz de volatilidade é uma função não linear dos elementos de A_1 e B_1 . Além disso, nenhum método está atualmente disponível para se estudar as estruturas simplificadoras embutidas no modelo BEKK.

4- Resultados e Discussão

Os dados são de periodicidade diária, disponibilizados pela CEPEA/ESALQ, e se referem ao período de 25 de janeiro de 2010 a 28 de dezembro de 2018, totalizando 2.229 observações para realização das estimações. Os dados para o etanol correspondem ao Indicador Diário do Etanol Hidratado ESALQ/BM&F Bovespa Posto Paulínia (SP). Para o açúcar, os dados são o Indicador Açúcar Cristal CEPEA/ESALQ – São Paulo por saca de 50 quilos. Para a soja, os dados são o Indicador Soja CEPEA/ESALQ – Paraná por saca de 60 quilos. Os 15 valores faltantes entre as três séries ao longo do período estudado foram obtidos usando interpolação por meio de média aritmética simples, pois houve falhas entre dois valores observados. Os dados

foram deflacionados pelo Índice Geral de Preços – Disponibilidade Interna (IGP-DI), calculado pela Fundação Getúlio Vargas, o mais adequado para produtos agrícolas por causa da cesta de mercadorias usadas para o seu cálculo. Como as séries são diárias, e o índice de preços, mensal, utilizou-se o mesmo valor do índice para todos os valores de preços diários que ocorreram no respectivo mês. Preferiu-se trabalhar com os dados diários do que com dados médios mensais para não perder informação das variações ocorridas dentro do mês. Por outro lado, dada a extensão do período analisado, optou-se por deflacionar os preços, mesmo com a frequência diferente entre preços e índice de preço. De forma geral, os trabalhos sobre análise de volatilidade de preços diários não realizam o deflacionamento das séries estudadas.

Para a visualização dos dados, foram plotados na Figura 1 os gráficos do logaritmo da série de preços e do logaritmo da série de preços deflacionada. Optou-se pela apresentação na forma de logaritmo em razão da diferença de escala entre o preço do etanol e os preços da soja e do açúcar. Além disso, conforme Tsay (2012), as variáveis em logaritmo, quando diferenciadas, dão uma aproximação da taxa de crescimento, ou, no caso do mercado financeiro, do retorno do ativo.

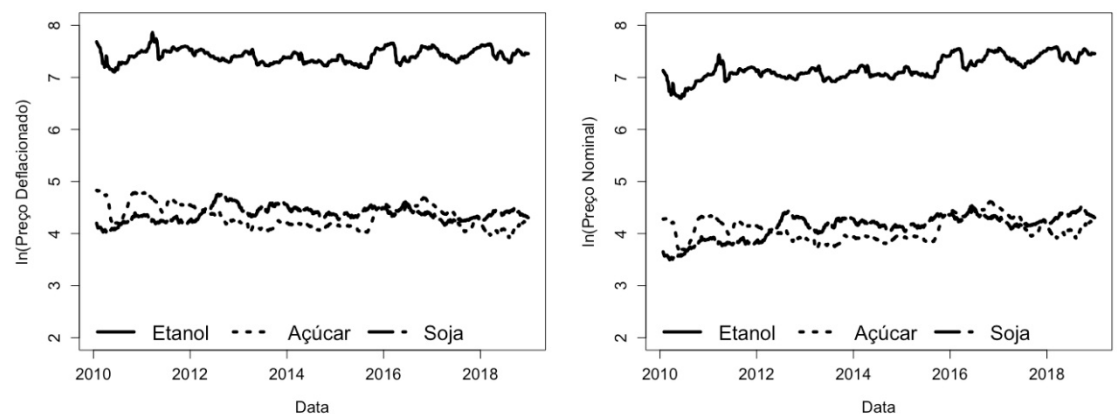


Figura 1 – Logaritmo dos preços diários e preço diário deflacionado pelo Índice Geral de Preço – Disponibilidade Interna (IGP-DI) para o etanol, o açúcar e a soja.

Fonte: elaboração própria com base nos resultados da pesquisa.

A Figura 2 mostra a volatilidade medida por v_t^2 do etanol, do açúcar e da soja. Sendo $v_{i,t}$ uma medida classificada na literatura de finanças como retorno do ativo e, em outros trabalhos, como uma medida de volatilidade, e tendo

$$v_{i,t} = \Delta \log p_{i,t} \quad (6)$$

em que $p_{i,t}$ é o preço da commodity i , t é o período (dia, neste caso) e $i = commodity$ de interesse, percebe-se que a volatilidade do preço do açúcar é bem mais intensa e tem maior amplitude se comparada às volatilidades dos preços da soja e do etanol. Entretanto, conforme Cabrera & Schulz (2016), é característico das séries de preços de commodities serem cointegradas. Assim, uma medida de volatilidade – que leve em conta essa característica dos dados – torna-se mais apropriada. Para isso, pode-se modelar a média da série de preços por meio de um modelo de correção de erros (VECM) e então filtrar a série de preços do comovimento de suas médias condicionais. Na sequência, pode-se obter medidas de volatilidade, livres da influência desse comovimento, entre as médias condicionais de preços.

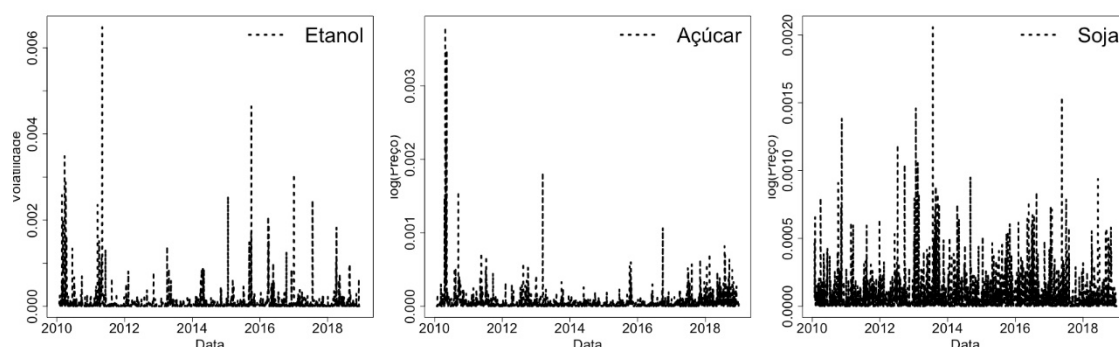


Figura 2 – Volatilidade medida pela diferença do logaritmo do preço ao quadrado para o etanol, o açúcar e a soja.

Fonte: elaborada pelos autores com base nos resultados da pesquisa.

Na Tabela 1, apresentam-se a média, o desvio-padrão e as correlações do nível de preços do etanol, do açúcar e da soja em termos reais. O preço do etanol é negativamente correlacionado com o preço do açúcar. Isso significa que, em geral, quando o preço do etanol está alto, o preço do açúcar está em baixa para uma série de preços diária. Lembrando que, se a série trata de um preço médio da *commodity* no mercado futuro, a correlação entre os preços de soja e de etanol é positiva. Essa tendência explica os comovimentos dos preços das *commodities* no mercado financeiro internacional. Quanto à correlação negativa entre a soja e o açúcar, a análise é mais indireta, em que tal correlação, por hipótese ou pressuposição, é por causa das características especulativas inerentes do mercado financeiro.

Tabela 1 – Distribuição das variáveis.

| | Etanol | Açúcar | Soja |
|---------------|---------|--------|-------|
| Média | 1668,13 | 80,18 | 77,42 |
| Desvio-padrão | 218,99 | 11,37 | 18,42 |
| Correlação | 1,00 | -0,19 | 0,46 |
| | | 1,00 | -0,29 |
| | | | 1,00 |
| Assimetria | -0,18 | -0,17 | -1,02 |
| Curtose | 13,83 | 4,98 | 14,17 |
| $Q(20)$ | <0,01 | <0,01 | <0,01 |
| $Q^2(20)$ | <0,01 | <0,01 | <0,01 |
| Arch | <0,01 | <0,01 | <0,01 |
| Shapiro-Wilk | <0,01 | <0,01 | <0,01 |

Fonte: resultados da pesquisa.

As outras estatísticas da Tabela 1 se referem à volatilidade, $v_{i,t}$. As três séries apresentam assimetria à esquerda em sua distribuição. As volatilidades de soja e etanol possuem elevado grau de leptocurtose (14,17 e 13,83), enquanto o nível de leptocurtose do açúcar (4,98) é bem inferior às outras duas *commodities*. Para os seguintes testes reportaram-se o valor-p. $Q(20)$ e $Q^2(20)$ são os testes de Ljung-Box para $v_{i,t}$ e $v_{i,t}^2$, respectivamente, com 20 defasagens em ambos os testes. Conforme McLeod & Li (1983) e Tsay (2013), o teste Q possui hipótese nula de ausência de autocorrelação:

$$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_m = 0, \quad (7)$$

contra a hipótese alternativa de que pelo menos um coeficiente de autocorrelação é diferente de 0:

$$H_a : \exists \rho_i \neq 0, \quad i=1, \dots, m. \quad (8)$$

A regra de decisão é rejeitar a hipótese nula caso o valor-p seja inferior ao nível de significância desejado. Os testes tanto para a v_{it} quanto para v_{it}^2 possuem valor-p inferior a 1%, o que leva a rejeitar a hipótese nula de ausência de autocorrelação para as três séries e, com isso, concluir que as volatilidades não são independentemente distribuídas. Arch é o teste de efeitos ARCH de Engle (1982), que é um teste de multiplicador de Lagrange para heterocedasticidade condicional. Esse teste é equivalente à estatística F para testar se $\alpha_i = 0, i=1, \dots, m$, na regressão linear

$$a_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 a_{t-1}^2 + \dots + \alpha_m a_{t-m}^2 + \varepsilon_t, \quad t=m+1, \dots, T \quad (9)$$

em que $a_t = v_t - \mu_t$, ou seja, o resíduo em relação à média condicional; ε_t é o termo de erro; m é o número de defasagens incluídas no teste; e T é o tamanho da amostra. A série ao quadrado a_t^2 é usada para checar a heterocedasticidade condicional, cujo teste possui a hipótese nula

$$H_0 : \alpha_1 = \dots = \alpha_m = 0, \quad (10)$$

contra a hipótese alternativa

$$H_a : \exists \alpha_i \neq 0, \quad i=1, \dots, m \quad (11)$$

A regra de decisão é rejeitar a hipótese nula se o valor-p for menor que o nível de significância desejado. Portanto, no teste de efeito ARCH, rejeitou-se a hipótese nula de ausência de heterocedasticidade condicional para as três séries a um nível de significância de 1%. Com isso, infere-se que existe heterocedasticidade condicional nas séries estudadas.

Para testar a normalidade dos dados, realizou-se o teste Shapiro-Wilk, inicialmente desenvolvido por Shapiro & Wilk (1965). Esse teste infere se a amostra estudada veio de uma distribuição normal. Como os valores-p reportados na Tabela 1 são menores que o nível de significância de 1%, rejeita-se a hipótese nula de que os dados foram amostrados de uma distribuição normal. Até então, todos as estatísticas estão em conformidade com a literatura de volatilidade no mercado financeiro, em que os dados apresentam leptocurtose, assimetria à esquerda, heterocedasticidade condicional e não normalidade em sua distribuição. Alguns trabalhos recentes que identificaram essas características são: Cabrera & Schulz (2016), Freitas & Sáfadi (2015) e Araújo & Montini (2015). Também, Serra & Zilberman (2013) apresentam uma rica e detalhada revisão de literatura sobre o assunto.

4.1 Testes de estacionariedade, raiz unitária e cointegração

A cointegração requer que as variáveis sejam estacionárias na sua primeira diferença. Para a verificação da estacionariedade das séries na primeira diferença, realizou-se o teste KPSS, cuja hipótese nula é a estacionariedade da série. A Tabela 2 mostra as estatísticas do teste KPSS para as variáveis em nível e na primeira diferença, considerando sem e com tendência. É possível ver nesta Tabela 2 que todas as estatísticas, independentemente da especificação do modelo, são todas significativas em nível a 1% e não significativas na primeira diferença a 5%. Portanto, rejeita-se a hipótese nula de estacionariedade para todas as variáveis em nível e não se rejeita a hipótese nula de estacionariedade para todas as variáveis na primeira diferença.

Tabela 2 – Teste KPSS em nível e na primeira diferença para as três variáveis.

| | Em nível | | | Primeira diferença | | |
|---------------|----------|--------|--------|--------------------|--------|------|
| | Etanol | Açúcar | Soja | Etanol | Açúcar | Soja |
| Com tendência | 1,02** | 2,44** | 2,11** | 0,03 | 0,05 | 0,11 |
| Sem tendência | 1,12** | 2,59** | 6,18** | 0,07 | 0,11 | 0,23 |

** significativo a 1%;

Fonte: resultados da pesquisa.

Também se realizou o teste de raiz unitária Phillips-Perron, cujos resultados estão presentes na Tabela 3. A diferença desse teste em relação ao KPSS é que ele possui hipótese nula de existência de raiz unitária. Nesse teste, não se rejeitou a existência de raiz unitária nas séries em nível a pelo menos 5% de significância somente para açúcar e soja. Para o caso do etanol, não seria significativo somente a 1%. Apesar de ambos os testes incorporarem a variância de longo prazo na sua definição estatística, o teste KPSS tem mostrado melhor desempenho para as situações nas quais a presença de raiz unitária na série testada não é bem clara. O teste ADF, teste de raiz unitária com poder baixo quando comparado com o teste KPSS, não conseguiu indicar estatisticamente que as três séries estudadas têm uma raiz unitária. Por isso, considerou-se que as variáveis são estacionárias somente nas suas primeiras diferenças com base nos resultados dos testes KPSS e Phillips-Perron. A partir disso, prosseguiu-se para a identificação da cointegração e estimação do modelo de vetor de correção de erros (VECM).

Tabela 3 – Teste Phillips-Perron em nível e na primeira diferença.

| Variáveis | Em nível | | Primeira diferença | |
|-----------|-------------|---------|--------------------|---------|
| | $z(\alpha)$ | p-valor | $z(\alpha)$ | p-valor |
| Etanol | -25,89 | 0,0210 | -1225,3 | 0,01 |
| Açúcar | -8,17 | 0,6539 | -2011,3 | 0,01 |
| Soja | -7,57 | 0,6876 | -2338,2 | 0,01 |

Fonte: resultados da pesquisa.

O teste de cointegração significativo, por si só, já seria suficiente para indicar que as séries são estacionárias ou que a sua combinação é estacionária, uma vez que o requisito para a cointegração é que as séries sejam integradas de ordem um. Mas os trabalhos sobre análise de cointegração, na sua maioria, apresentam os testes de estacionariedade como resultado padrão.

4.1.1 Teste de cointegração

Como critério para seleção da ordem de defasagem do modelo VAR, para a realização do teste de cointegração de Johansen utilizaram-se os critérios AIC, BIC e HQ. Esses testes reportaram como número de defasagens ótimas 7, 4 e 7, respectivamente, e, por uma questão de parcimônia, adotou-se o número de defasagens sugerido pelo critério BIC (4 defasagens). Como o número ótimo de defasagens do modelo VAR é 4, para o teste de cointegração deve-se usar 3 defasagens. Realizaram-se os testes traço e autovalor máximo de Johansen. O teste do traço de Johansen possui hipótese nula de ausência de cointegração, contra uma hipótese alternativa de cointegração entre as variáveis. O teste do traço verifica se o posto (*rank*) da matriz de cointegração $\Pi = \alpha\beta'$ é igual a 0. A hipótese alternativa é a de que $0 < \text{rank}(\Pi) < n$ e n é o número máximo possível de vetores de cointegração. Se for rejeitada a hipótese nula de que o posto da matriz Π seja 0, realiza-se o teste novamente com a hipótese nula de que o posto seja 1, e assim sucessivamente, até que não haja rejeição da hipótese nula. O posto da matriz Π é definido logo quando não se rejeitar a hipótese nula do teste. O número de vetores de cointegração é igual ao posto da matriz Π .

Na Tabela 4 apresentam-se os resultados do teste traço de Johansen para as variáveis estudadas, preços de etanol, açúcar e soja.

Tabela 4 - Teste do traço de Johansen.

| H ₀ | H _a | Valor calculado | Valor crítico a 5% |
|----------------|----------------|-----------------|--------------------|
| $r = 0$ | $r > 0$ | 45,59 | 31,52 |
| $r \leq 1$ | $r > 1$ | 17,45 | 17,95 |
| $r \leq 2$ | $r > 2$ | 5,40 | 8,18 |

Fonte: resultados da pesquisa.

Somente a hipótese nula de ausência de relação de cointegração é rejeitada com 5% de significância. Portanto, o teste traço indica que as variáveis são cointegradas e existe somente uma relação de cointegração entre as três variáveis estudadas.

Os resultados do teste do autovalor máximo são apresentados na Tabela 5. O teste do autovalor máximo é calculado com base nas raízes características ou autovalores obtidos com base na matriz de cointegração. As hipóteses nulas e alternativas são as mesmas do teste traço. O teste do autovalor máximo também só rejeita a hipótese nula de ausência de relação de cointegração com 5% de significância. Dessa forma, o teste do autovalor máximo também indica a existência de uma relação de cointegração entre as três variáveis estudadas.

Tabela 5 - Teste do autovalor máximo de Johansen.

| H ₀ | H _a | Valor calculado | Valor crítico a 5% |
|----------------|----------------|-----------------|--------------------|
| $r = 0$ | $r > 0$ | 28,14 | 21,07 |
| $r \leq 1$ | $r > 1$ | 12,05 | 14,90 |
| $r \leq 2$ | $r > 2$ | 5,40 | 8,18 |

Fonte: resultados da pesquisa.

Logo, existe uma única relação de cointegração dada por:

$$0,4028 p_t^e + 1 p_t^a - 1,2991 p_t^s = 0, \quad (12)$$

em que p_t^e , p_t^a e p_t^s são os preços do etanol, açúcar e soja, respectivamente. Agora, dado o vetor de cointegração, é possível estimar o modelo VECM para se obter a volatilidade livre do comovimento entre as médias dos preços.

4.2 Estimação do modelo de vetor de correção de erros

Estimou-se um modelo de vetor de correção de erros a partir do vetor de cointegração encontrado anteriormente. Tanto a relação de longo prazo quanto a dinâmica de curto prazo são capturadas por esse modelo. A equação de regressão na forma matricial generalizada é

$$\Delta p_t^j = \alpha^j \beta^{jT} p_{t-1} + \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^k \Gamma_i^j \Delta p_{t-i}^j + a_t \quad (13)$$

em que j é 1 para etanol, 2 para açúcar e 3 para soja, sendo m igual a 3; i é o número de defasagens, sendo k igual a 3, o número máximo de defasagens; t é número de observação, $t = 1, \dots, n-k-1$; p é o preço; $\alpha^j \beta^{jT} = \Pi^j$ é a matriz de cointegração; Γ_i^j é o parâmetro associado ao preço em primeira diferença do j -ésimo produto e da i -ésima defasagem; e a_t é um termo estocástico.

Depois de estimadas as equações do modelo de correção de erros completa com base em (13), realiza-se o que se chama de refinamento (Tsay, 2013). O refinamento nada mais é do que remover os coeficientes não significativos a 5% que define um modelo parcimonioso e que é estimado para obter os resíduos a serem utilizados para a estimação do modelo BEKK. Assim sendo, o modelo parcimonioso ficou (erro-padrão entre parênteses):

$$\Delta p_t^c = -0,017 \hat{\beta}^{cT} p_{t-1} + 0,392 \Delta p_{t-1}^c + 0,720 \Delta p_{t-1}^a + 0,244 \Delta p_{t-2}^c + 1,000 \Delta p_{t-2}^s - 0,641 \Delta p_{t-3}^a + 0,046 \Delta p_{t-3}^c + 1,173 \Delta p_{t-3}^s, \quad (14a)$$

(0,004) (0,021) (0,381) (0,022)
(0,498) (0,382) (0,021) (0,498)

$$\Delta p_t^a = -0,005 \hat{\beta}^{aT} p_{t-1} - 0,0016 \Delta p_{t-1}^c + 0,179 \Delta p_{t-1}^a + 0,001 \Delta p_{t-2}^c + 0,045 \Delta p_{t-2}^a \quad (14b)$$

(0,0002) (0,001) (0,021) (0,001) (0,021)

$$\Delta p_t^c = -0,188 \Delta p_{t-1}^c + 0,002 \Delta p_{t-1}^a + 0,187 \Delta p_{t-2}^s + 0,002 \Delta p_{t-2}^c + 0,002 \Delta p_{t-2}^c + 0,176 \Delta p_{t-2}^s + 0,0009 \Delta p_{t-3}^c + 0,257 \Delta p_{t-3}^s \quad (14c)$$

(0,0152) (0,0008) (0,021) (0,0009)
(0,0009) (0,020) (0,0008) (0,020)

em que $\hat{\beta}^T p_{t-1}$ é a relação de cointegração estimada na Equação 12. Dado que os preços são diários, o conjunto de Equações 14a, 14b e 14c representa as mudanças percentuais de um dia para o outro. Com relação ao etanol na equação 14a, a relação de longo prazo entre as variáveis impacta negativamente no retorno do ativo (Δp_t^e). O retorno do etanol sofre impactos positivos em todos os seus componentes autorregressivos. Em relação ao açúcar, o retorno sobre o etanol tem impacto negativo tanto no componente autorregressivo de primeira ordem como no componente de terceira ordem. Já o retorno da soja sobre o etanol foi negativo no componente autorregressivo de segunda ordem e positivo no componente autorregressivo de terceira ordem. Em termos de magnitude, o efeito total da soja sobre o retorno do etanol é ligeiramente positivo por causa dos efeitos negativos e positivos observados.

O retorno do açúcar, observado na Equação 14b, também sofre impacto negativo dos comovimentos nas médias dos preços, assim como o retorno do etanol. Agora com relação a seus componentes autorregressivos, eles impactam em seu retorno de forma positiva, já que os coeficientes associados aos seus componentes autorregressivos de primeira e segunda ordem são positivos. O etanol impacta no retorno do açúcar de forma negativa nos componentes autorregressivos de primeira ordem e positiva no de segunda ordem, sendo que o efeito total é ligeiramente negativo, fato que corrobora a relação direta de oferta entre os dois produtos. Para o açúcar, destaca-se ainda uma ausência de efeito significativo da soja em qualquer um dos componentes autorregressivos.

Por fim, o retorno da soja observada na Equação 14c não teve o impacto significativo dos comovimentos nas médias dos preços, mas possui um forte impacto positivo em seus componentes autorregressivos. O açúcar tem um impacto negativo no retorno da soja. Em relação ao etanol, o retorno da soja sofre um impacto positivo por meio do componente autorregressivo do etanol de primeira e segunda ordem e um impacto negativo por meio do componente autorregressivo de terceira ordem, mas se observa pela magnitude dos valores que o impacto do etanol nos retornos da soja é fraco.

Na Figura 3 estão plotados os resíduos do modelo VECM estimado com refinamento. Visualmente fica perceptível a heterocedasticidade condicional dos termos de erro, porém testes estatísticos para detectar a heterocedasticidade condicional ainda são necessários. Os testes escolhidos foram os de Portmanteau e os fundamentados no posto.

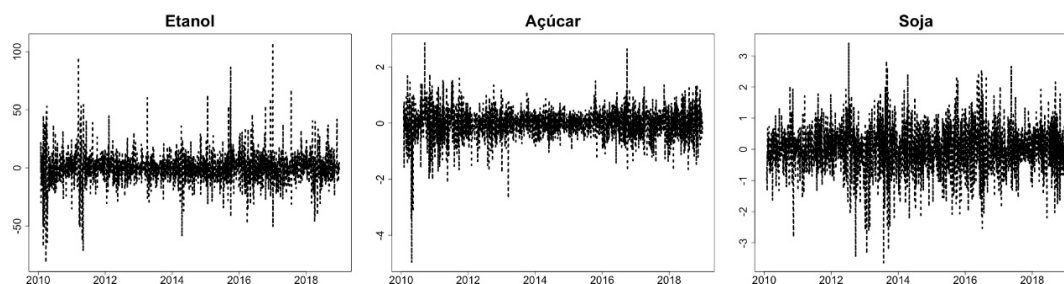


Figura 3 – Resíduos das estimações do modelo de correção de erros (VECM).

Fonte: elaborada pelos autores com base nos resultados da pesquisa.

Como consta na Tabela 6, os três primeiros testes se referem ao teste de Portmanteau ($Q_k^*(m)$) e suas extensões, a versão ajustada para a média ($Q^*(m)$), a versão robusta com truncamento de cauda superior de 5% ($Q_k^r(m)$) e o teste de posto ($Q_R(m)$). Para mais detalhes sobre esses testes, Tsay (2013) fornece um excelente ponto de partida.

Tabela 6 – Testes de heterocedasticidade condicional.

| | $Q_k^*(m)$ | $Q^*(m)$ | $Q_k^r(m)$ | $Q_R(m)$ |
|---------|------------|----------|------------|----------|
| Teste | 965,73 | 274,09 | 663,85 | 317,02 |
| Valor-p | <0,01 | <0,01 | <0,01 | <0,01 |

Fonte: resultados da pesquisa.

Todos os testes rejeitaram a hipótese nula de ausência de heterocedasticidade condicional a um nível de significância inferior a 1%, o que já era esperado, visto que se observou na Figura 3 que os dados sugerem a ocorrência de heterocedasticidade condicional. Tais dados, por se tratarem de séries financeiras, geralmente possuem esse comportamento. Uma vez que foi identificada a heterocedasticidade condicional para a série de dados, pode-se modelar esse fenômeno.

4.3 Estimação do modelo BEKK

Na seção anterior, realizou-se a estimação do modelo de vetor de correção de erros, visando à obtenção do resíduo livre do comovimento entre as médias. Porém, ao usar 4 defasagens para o modelo VAR e, conseqüentemente, 3 defasagens para o modelo VEC, os resíduos do modelo VEC ainda apresentaram uma correlação. O método de estimação BEKK, proposto por Engle & Kroner (1995), supõe que os dados sejam não correlacionados, e isso não ocorreu após a estimação do modelo VEC. Portanto, realizou-se o mesmo procedimento anterior, mas escolhendo diferentes defasagens para o modelo VAR – necessário ao teste de cointegração. Constatou-se que, usando o número máximo de defasagens (7) – indicado pelo critério AIC –, os resíduos do modelo VEC, estimado posteriormente, não apresentam correlação serial até a 20ª defasagem. Portanto, o modelo BEKK foi estimado usando os resíduos do modelo VEC com 6 defasagens.

Com esse novo número de defasagens escolhido, assim como no caso anterior, identificou-se um único vetor de cointegração (1,478; 1; -5,104). Para sintetizar as correlações dos resíduos do modelo VEC(7), apresentaram-se na Figura 4 os valores-p do teste de Ljung-Box, realizado para esses resíduos. Como é possível observar, todas os valores-p são maiores que 5% (linha tracejada). Portanto, para essas defasagens, não se rejeita a hipótese nula de ausência de autocorrelação e correlação entre as variáveis. Uma vez identificado que os resíduos não são correlacionados, como impõe o modelo BEKK, é possível seguir adiante nas estimações.

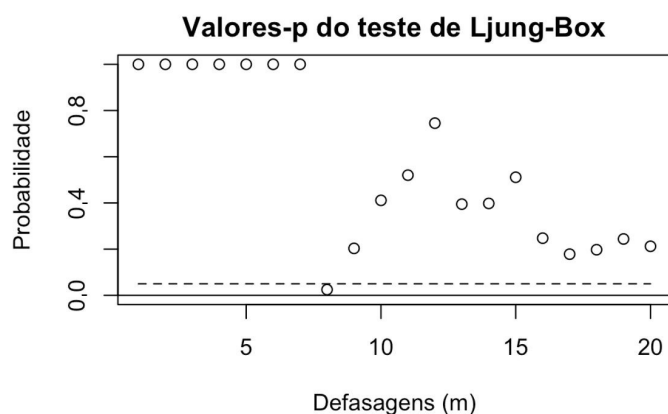


Figura 4 – Plotagem dos valores-p das defasagens do teste multivariado de correlação Ljung-Box.

Os resultados da estimação do modelo BEKK por meio do método da quase máxima verossimilhança, basicamente a média $\hat{\mu}$, os coeficientes de \hat{A}_0 , \hat{A}_1 e \hat{B}_1 , são apresentados na Tabela 7. Os três asteriscos foram usados para indicar que o coeficiente é significativo a menos de 1%. Como é possível verificar na Tabela 7, poucos coeficientes estimados do modelo BEKK para os preços de etanol, açúcar e soja foram significativos a 5%, o que, de acordo com Tsay (2013), tende a ser uma característica desse modelo. Esse fato leva a concluir que volatilidades passadas têm grande impacto em sua própria volatilidade corrente pelo menos para açúcar e soja, bem como ausência de impactos nas volatilidades cruzadas dos preços das outras commodities. Os coeficientes significativos foram a menos de 1%. O componente previsível, representada pela média $\hat{\mu}$, não foi significativo para qualquer uma das três variáveis a 5%, ou seja, a componente previsível representada pelas médias da volatilidade dos preços é estatisticamente igual a 0.

Os resultados da Tabela 7 mostram que, quanto ao impacto médio da volatilidade, dada pela matriz de covariância incondicional \hat{A}_0 triangular inferior, o efeito significativo foi do açúcar para o próprio açúcar e da soja para a própria soja. Os impactos cruzados não foram significativos. O resultado do etanol para o próprio etanol não foi o esperado, pois, além de resultar em um valor muito alto em comparação com os demais resultados, não foi significativo nem a 10%.

Os efeitos ARCH são verificados por meio dos valores estimados na matriz \hat{A}_1 , que também são apresentados na Tabela 7. As três commodities sofrem influências de suas próprias inovações, e nenhum efeito cruzado foi significativo. Interessante verificar que os efeitos próprios foram altamente significativos.

Tabela 7 – Estimação das médias $\hat{\mu}$ e elementos das matrizes \hat{A}_0 , \hat{A}_1 e \hat{B}_1 do modelo BEKK(1,1) para etanol, açúcar e soja.

| | | Etanol | Açúcar | Soja |
|-------------|-------------------|---------|---------|---------|
| | Média $\hat{\mu}$ | -0,0934 | 0,0009 | 0,0009 |
| \hat{A}_0 | Etanol | 12,0034 | - | - |
| | Açúcar | 0,4990 | 0,1434* | - |
| | Soja | 0,0263 | 0,0080 | 0,1013* |
| \hat{A}_1 | Etanol | 0,4875* | -0,2760 | -0,0447 |
| | Açúcar | 0,0008 | 0,1640* | 0,0068 |
| | Soja | 0,0008 | 0,0172 | 0,3309* |
| \hat{B}_1 | Etanol | 0,1340* | 0,0375 | 0,1252 |
| | Açúcar | -0,0014 | 0,9650* | -0,0049 |
| | Soja | -0,0026 | -0,0015 | 0,9232* |

* - significativo a menos de 1%.

Fonte: resultados da pesquisa.

Os efeitos GARCH, componentes autorregressivos da matriz de covariâncias Σ_t , verificados por meio dos valores estimados na matriz \hat{B}_1 , são apresentados na Tabela 7. Observa-se que somente os efeitos GARCH próprios das commodities foram altamente significativos.

O modelo BEKK estimado sugere que as três commodities, etanol, açúcar e soja sobre efeitos de suas próprias inovações volatilidades defasadas e nenhum efeito cruzado, não foram significativas nem mesmo a 10%, ou seja, não há condições de afirmar que existe um transbordamento de volatilidade entre as commodities açúcar, etanol e soja. Portanto, também não é possível dizer, com base nos resultados obtidos da estimação do modelo BEKK, que existe um efeito cruzado entre a volatilidade da soja em relação ao açúcar e ao etanol, e vice-versa, pelo fato de as culturas da soja e da cana-de-açúcar competirem pelas mesmas áreas agrícolas no Brasil. É bem provável que exista uma competição pelas mesmas áreas de produção por várias outras culturas como algodão, laranja e milho, que também são commodities agrícolas.

O uso dos dados diários não permitiu que as estimativas do modelo BEKK apresentassem algum detalhe adicional que normalmente se perde ao calcular a média semanal ou a média mensal.

5- Considerações Finais

Neste artigo, avaliaram-se os transbordamentos de volatilidade no mercado de *commodities* agrícolas no Brasil utilizando um modelo multivariado GARCH, mais especificamente o modelo Baba-Engle-Kraft-Kroner (BEKK). Usaram-se dados diários de janeiro de 2010 a dezembro de 2018 do etanol, do açúcar e da soja. Inicialmente, estimou-se um modelo de vetor de correção de erros para filtrar as séries de sua relação de longo prazo e, na sequência, modelar suas respectivas volatilidades sem a interferência do comovimento entre as médias dos preços.

Os resultados sugerem que os preços do etanol, da soja e do açúcar estão relacionados tanto pela dinâmica de equilíbrio de longo prazo quanto de curto prazo. Além disso, o efeito cruzado que permitiria afirmar a existência de transbordamento de volatilidade entre as commodities estudadas não foi significativo nos resultados obtidos da estimação do modelo BEKK. Mas resultados da estimação com dados diários mostrou que as commodities agrícolas etanol, açúcar e soja sofrem influência de forma altamente significativa apenas de suas próprias inovações e volatilidades.

Diferentemente de Serra (2011), Cabrera & Schulz (2016) e Gardebroek & Hernandez (2013), não houve evidências significativas de transbordamento de volatilidades dos mercados do etanol para os mercados de alimentos, neste caso a soja e o açúcar. Uma possível explicação é que a cultura de cana-de-açúcar pode competir por áreas agrícolas não somente com a cultura da soja, mas também com outras culturas como milho, algodão e laranja. Conclui-se que a preocupação com o etanol como causa da instabilidade dos preços de alimentos não pode ser justificada pelos resultados encontrados.

O uso de dados diários não melhorou a captação dos detalhes e das informações que são perdidas no cálculo da média semanal e da média mensal, que são as frequências utilizadas nos trabalhos apresentados na revisão de literatura.

Para pesquisas futuras, sugere-se usar o modelo Herwartz & Lütkepohl (2011) para medir as inter-relações dos preços entre as *commodities*. O procedimento acomoda a heterocedasticidade na estimação da relação de cointegração, o que pode levar a um ganho de eficiência nas estimações. Outro modelo a ser estimado é o modelo DCC, que seria o recíproco do modelo BEKK. O modelo BEKK sofre com o problema de dimensionalidade, pois estima muitos parâmetros, e um modelo com mais de três variáveis se torna complexo (Tsay, 2013). Entretanto, o modelo DCC supõe que variáveis diferentes causem o mesmo efeito nas volatilidades, o que reduz consideravelmente o número de parâmetros a serem estimados. Mas, empiricamente, esse modelo tende a não apresentar resultados significativos (Tsay, 2013).

Referências

- Araújo, A. C. D., & Montini, A. D. V. (2015, julho 23-25). Estimação da volatilidade percebida futura por meio de combinação de projeções. In *Anais do 15º Encontro Brasileiro de Finanças*. São Paulo: Universidade Presbiteriana Mackenzie. de http://bdpi.usp.br/single.php?_id=002723087
- Balcombe, K., & Rapsomanikis, G. (2008). Bayesian estimation and selection of nonlinear vector error correction models: the case of the sugar-ethanol-oil nexus in Brazil. *American Journal of Agricultural Economics*, 90(3), 658-668. Recuperado em 01 de agosto de 2019, de <https://academic.oup.com/ajae/article/90/3/658/61542/Bayesian-Estimation-and-Selection-of-Nonlinear>
- Byrne, J. P., Fazio, G., & Fiess, N. (2013). Primary commodity prices: Co-movements, common factors and fundamentals. *Journal of Development Economics*, 101, 16-26. Recuperado em 01 de agosto de 2019, de <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304387812000752>
- Cabrera, B. L., & Schulz, F. (2016). Volatility linkages between energy and agricultural commodity prices. *Energy Economics*, 54, 190-203. Recuperado em 01 de agosto de 2019, de <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0140988315003400>
- Campbell, J. Y., & Perron, P. (1991). Pitfalls and opportunities: what macroeconomists should know about unit roots. *NBER Macroeconomics Annual*, 6, 141-201. Recuperado em 01 de agosto de 2019, de <http://www.jstor.org/stable/3585053>
- de Gorter, H., & Just, D. (2007). *The welfare economics of an excise-tax exemption for biofuels* (Working Paper, WP 2007-13). New York, NY: Department of Applied Economics and Management, Cornell University. Recuperado em 01 de agosto de 2019, de <http://econpapers.repec.org/paper/pramprapa/5151.htm>
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*, 50(4), 987-1007.
- Engle, R. F., & Granger, C. W. J. (1987). Co-integration and error correction: representation, estimation, and testing. *Econometrica*, 55(2), 251-276. Recuperado em 01 de agosto de 2019, de <http://www.jstor.org/stable/1913236>
- Engle, R. F., & Kroner, K. F. (1995). Multivariate Simultaneous Generalized Arch. *Econometric Theory*, 11(1), 122-150. de <http://www.jstor.org/stable/3532933>.
- Freitas, C. A. D., & Sáfiadi, T. (2015). Volatilidade dos retornos de Commodities Agropecuárias Brasileiras: um teste utilizando o modelo APARCH. *Revista de Economia e Sociologia Rural*, 53(2), 11-228. Recuperado em 01 de agosto de 2019, de http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S01032003201500020021&lng=en&nrm=iso&tlng=pt
- Gardebroeck, C., & Hernandez, M. A. (2013). Do energy prices stimulate food price volatility? Examining volatility transmission between US oil, ethanol and corn markets. *Energy Economics*, 40, 119-129. de www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0140988313001266
- Herwartz, H. Lütkepohl, H. (2011). Generalized least squares estimation for cointegration parameters under conditional heteroskedasticity. *Journal of Time Series Analysis*, 32(3), 281-291. Recuperado em 01 de agosto de 2019, de <http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1467-9892.2010.00698.x/abstract>
- Mcleod, A. I., & Li, W. K. (1983). Diagnostic checking arma time series models using squared-residual autocorrelations. *Journal of Time Series Analysis*, 4(4), 269-273. Recuperado em 01 de agosto de 2019, de <http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1467-9892.1983.tb00373.x/abstract>
- Moreira, J. M. S., & Lemgruber, E. F. (2004). O uso de dados de alta frequência na estimação da volatilidade e do valor em risco para o IBOVESPA. *Revista Brasileira de Economia*, 58(1), 100-120. Recuperado em 01 de agosto de 2019, de http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S003471402004000100005&lng=en&nrm=iso&tlng=pt
- Renewable Fuel Association – RFA. (2009). *2009 Ethanol Industry Outlook* (36 p.). Washington: RFA. Recuperado em 01 de agosto de 2019, de https://ethanolrfa.org/wp-content/uploads/2015/09/RFA_Outlook_2009.pdf
- Renewable Fuel Association – RFA. (2018). *2018 Ethanol Industry Outlook* (40 p.). Washington: RFA. Recuperado em 01 de agosto de 2019, de <https://www.ethanolresponse.com/wp-content/uploads/2018/02/2018-RFA-Ethanol-Industry-Outlook.pdf>

- Seo, B. (2007). Asymptotic distribution of the cointegrating vector estimator in error correction models with conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 137(1), 68-111. Recuperado em 01 de agosto de 2019, de <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S030440760600039X>
- Serra, T. (2011). Volatility spillovers between food and energy markets: A semiparametric approach. *Energy Economics*, 33(6), 1155-1164, Recuperado em 01 de agosto de 2019, de <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0140988311000867>
- Serra, T., & Gil, J. M. (2013). Price volatility in food markets: can stock building mitigate price fluctuations? *European Review of Agricultural Economics*, 40(3), 507-528. Recuperado em 01 de agosto de 2019, de <https://academic.oup.com/erae/article/40/3/507/485162/Price-volatility-in-food-markets-can-stock>
- Serra, T., & Zilberman, D. (2013). Biofuel-related price transmission literature: A review. *Energy Economics*, 37, 141-151. Recuperado em 01 de agosto de 2019, de <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0140988313000388>
- Serra, T., Zilberman, D., & Gil, J. M. (2011). Price volatility in ethanol markets. *European Review of Agriculture Economics*, 38(2), 259-280.
- Shapiro, S. S., & Wilk, M. B. (1965). An analysis of variance test for normality (complete samples). *Biometrika*, 52(3-4), 591-611. Recuperado em 01 de agosto de 2019, de <https://academic.oup.com/biomet/article-abstract/52/3-4/591/336553/An-analysis-of-variance-test-for-normality>
- Tsay, R. S. (2012). *An introduction to analysis of financial data with R*. (1st ed.). Hoboken, NJ: Wiley.
- Tsay, R. S. (2013). *Multivariate time series analysis: With R and financial applications*. Chicago, IL: John Wiley & Sons.
- Wang, M., Han, J., Dunn, J. B., Cai, H., & Elgowainy, A. (2012). Well-to-wheels energy use and greenhouse gas emissions of ethanol from corn, sugarcane and cellulosic biomass for US use. *Environmental Research Letters*, 7, 1-13. <http://dx.doi.org/10.1088/1748-9326/7/4/045905>
- Wu, F., Guan, Z., & Myers, R. J. (2011). Volatility spillover effects and cross hedging in corn and crude oil futures. *Journal of Futures Markets*, 31(11), 1052-1075. Recuperado em 01 de agosto de 2019, de <http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/fut.20499/abstract>
- Zhang, Z., Lohr, L., Escalante, C., & Wetzstein, M. (2009). Ethanol, corn, and soybean price relations in a volatile vehicle-fuels market. *Energies*, 2(2), 320-339. Recuperado em 01 de agosto de 2019, de <http://www.mdpi.com/1996-1073/2/2/320>

Submetido: 3/Abr./2018.

Aceito: 1/Ago./2019

Classificação JEL: D4 - Market structure and pricing