

**CRISTIANE ROCHA ALBUQUERQUE LIMA**

**CORRELAÇÕES CRUZADAS ENTRE OS MERCADOS  
BRASILEIROS DE ENERGIA E ALIMENTOS**

**RECIFE-PE  
AGOSTO – 2017**



**UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO**  
**PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM BIOMETRIA E ESTATÍSTICA APLICADA**

**CORRELAÇÕES CRUZADAS ENTRE OS MERCADOS  
BRASILEIROS DE ENERGIA E ALIMENTOS**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Biometria e Estatística Aplicada como exigência parcial à obtenção do título de Doutor.

**Área de Concentração:** Biometria e Estatística Aplicada

**Orientador(a):** Profa. Dra. Tatijana Stosic

**Coorientador(a):** Prof. Dr. Gabriel Rivas de Melo

**RECIFE-PE**  
**AGOSTO – 2017**

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)  
Sistema Integrado de Bibliotecas da UFRPE  
Nome da Biblioteca, Recife-PE, Brasil

L732c Lima, Cristiane Rocha Albuquerque  
Correlações cruzadas entre os mercados brasileiros de energia e alimentos / Cristiane Rocha Albuquerque Lima. – 2017.  
55 f. : il.

Orientadora: Tatijana Stosic.  
Coorientador: Gabriel Rivas de Melo.  
Tese (Doutorado) – Universidade Federal Rural de Pernambuco, Programa de Pós-Graduação em Biometria e Estatística Aplicada, Recife, BR-PE, 2017.  
Inclui referências.

1. Petróleo 2. Etanol 3. Açúcar 4. Commodities 5. Detrended Cross Correlation Analysis 6. Detrended Partial Cross Correlation Analysis I. Stosic, Tatijana, orient. II. Melo, Gabriel Rivas de, coorient. III. Título

CDD 574.018

**UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO**  
**PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM BIOMETRIA E ESTATÍSTICA APLICADA**

**CORRELAÇÕES CRUZADAS ENTRE OS MERCADOS BRASILEIROS DE**  
**ENERGIA E ALIMENTOS**

**CRISTIANE ROCHA ALBUQUERQUE LIMA**

Tese julgada adequada para obtenção do título de Doutor em Biometria e Estatística Aplicada, defendida e aprovada por unanimidade em 24/08/2017 pela Banca Examinadora.

Orientador:

---

---

Prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Tatijana Stosic  
Universidade Federal Rural de Pernambuco – DEINFO/PPGBEA

Banca Examinadora:

---

---

Prof. Dr. Borko Stosic  
Universidade Federal Rural de Pernambuco - DEINFO/PPGBEA

---

---

Prof. Dr. Gabriel Rivas de Melo  
Universidade Federal Rural de Pernambuco - DEINFO

---

---

Prof. Dr. Moacyr Cunha Filho  
Universidade Federal Rural de Pernambuco - DEINFO/PPGBEA

---

---

Prof. Dr. Paulo Salgado Gomes de Mattos Neto  
Universidade Federal de Pernambuco - CIN

Dedico este trabalho aos meus  
filhos Isabella e João Victor.

## **Agradecimentos**

Agradeço a Deus pela saúde e sabedoria nesta caminhada. Gostaria de agradecer profundamente aos meus filhos, pelo apoio e paciência comigo nas vezes em que precisei dedicar tempo exclusivo a esta pesquisa. Aos meus pais, por proporcionarem uma ótima educação e, em especial, ao meu pai por sempre me incentivar nos estudos e vislumbrar sucesso em minha carreira como docente. Agradeço à minha “irmã” Maria do Carmo todas as orientações ao longo da vida e aos meus irmãos Leonardo, Victor e Jerônimo por toda torcida. Meu muito obrigado à minha orientadora e amiga Prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Tatijana Stosic, por assumir minha orientação com muita paciência, sabedoria, disponibilidade e boa vontade em nossos encontros. Agradeço também ao meu coorientador, Prof. Dr. Gabriel Rivas de Melo, por suas orientações sempre produtivas e positivas. Ao Prof. Dr. Borko Stosic por ajuda e discussões construtivas. Aos professores e amigos Prof. Dr. Moacyr Cunha Filho e Prof. Dr. Guilherme Rocha Moreira, pela disponibilidade e sabedoria com que me ajudaram a seguir nesta produção. Um agradecimento especial ao meu grande amigo e incentivador de longas datas, Alcidézio Ferreira dos Santos, que acreditava em mim quando eu ainda era uma professora temporária. Agradeço também a Jáder da Silva Jale e Antônio Samuel Alves da Silva por toda a ajuda e conversas a respeito das metodologias e suas aplicações, pela experiência e informações passadas para o desenvolvimento desta tese. Aos meus amigos do programa de pós-graduação, agradeço a companhia constante, principalmente Glauce Guerra e José Wesley Lima Silva. Temos uma história que ficará carinhosamente guardada na minha memória. Agradeço ao amigo Marco Santos, secretário do Programa de Pós-graduação em Biometria e Estatística Aplicada, pela disponibilidade e ajuda em todas as etapas, até este momento. Ao Prof. Dr. Paulo Salgado Gomes de Mattos Neto, por aceitar e integrar a banca de qualificação e defesa desta tese. Finalmente, a todos colegas, conhecidos e colaboradores aqui não citados, que contribuíram direta ou indiretamente para o sucesso deste trabalho.

“Mesmo quando tudo parece desabar,  
cabe a mim decidir entre rir ou chorar, ir  
ou ficar, desistir ou lutar; porque descobri,  
no caminho incerto da vida, que o mais  
importante é o decidir.”

(Cora Coralina)

## Resumo

Na medida em que os seres humanos desenvolveram a agricultura, a civilização humana foi modificada. As inovações na agricultura mundial transformaram esta atividade em um grande sorvedouro de energia. Consequentemente, os preços da energia aumentaram os custos dos transportes, fertilizantes, pesticidas e do processamento de alimentos. O mercado de alimentos também foi afetado pelos preços da energia através de políticas que passaram a desviar as culturas alimentares para a produção de biocombustíveis (etanol e biodiesel), criando assim uma importante ligação entre estes mercados e levantando a necessidade de uma compreensão mais profunda desta relação. Nos EUA e Europa, a interação entre os mercados de biocombustíveis e de alimentos foi amplamente estudada; da mesma forma, a relação entre os preços do petróleo e os preços das *commodities* (matérias-primas) agrícolas tem atraído uma atenção considerável nos últimos anos. Por outro lado, o mercado brasileiro de cana-de-açúcar e etanol tem recebido muito menos atenção. No presente estudo, o objetivo foi investigar correlações intrínsecas de longo prazo entre os mercados brasileiros de energia e de alimentos, utilizando as técnicas da Econofísica. Foram analisadas as séries semanais de preços de petróleo, etanol e açúcar durante o período de 07/07/2000 a 24/03/2016 usando os métodos *Detrended Cross Correlation Analysis* (DCCA) e sua modificação recentemente proposta *Detrended Partial Cross Correlation Analysis* (DPCCA), desenvolvida para quantificar as correlações cruzadas intrínsecas entre duas séries temporais não estacionárias. Os resultados mostram que existem correlações cruzadas de longo alcance nas séries temporais de volatilidade do petróleo, etanol e açúcar, indicadas pelo valor do expoente DCCA maior que 0,5. As correlações intrínsecas reveladas pelo DPCCA são positivas para as séries de volatilidade de açúcar-etanol e de açúcar-petróleo, e negativas para as séries de volatilidade de etanol-petróleo, indicando que as interações entre os mercados de *commodities* do segmento de energia e *commodities* agrícolas são diferentes das interações dentro do mercado de *commodities* do segmento de energia.

**Palavras-chave:** Petróleo, Etanol, Açúcar, *Commodities*, *Detrended Cross Correlation Analysis*, *Detrended Partial Cross Correlation Analysis*



## Abstract

As human beings developed agriculture, human civilization was modified. Innovations in the world's agriculture have turned this activity into a major energy drain. In this way, the agricultural sector become heavily dependent on energy prices through the cost of transport, fertilizers, pesticides and food processing. Energy prices also affect the food market by inducing policies that divert food crops to the production of biofuels. The relationship between oil prices and agricultural commodity (feedstock) prices has attracted a considerable attention in the last years, resulting in an extensive scientific literature.

The most important link between the energy and food markets is the production of biofuels (ethanol and biodiesel). The increased production of biofuels and its competition with food production raises the need for a deeper understanding of the relationship between the two markets. The interaction between biofuel and food markets in the US and Europe has been extensively studied in the last years. On the other hand, the Brazilian market for sugar cane and ethanol has received much less attention.

In the present study, the interaction between the Brazilian energy and food markets was investigated from the point of view of Econophysics. The weekly series of prices of oil, ethanol and sugar for the period 07/07/2000 to 03/24/2016 were analyzed using the methods Detrended Cross Correlation Analysis (DCCA) and its recently proposed modification Detrended Partial Cross Correlation Analysis (DPCCA) which was developed to quantify the intrinsic cross-correlations between two non-stationary time series. The results show the existence of long-range cross-correlations in time series of volatility of oil, ethanol and sugar indicated by the value of DCCA exponent which was greater than 0.5. The intrinsic cross-correlations revealed by the DPCCA are positive for ethanol-sugar and oil-sugar volatility series, and negative for oil-ethanol volatility series, suggesting that the interactions between energy commodity markets and agricultural commodity market are different from the interactions within the energy commodities market.

**Keywords:** Oil, Ethanol, Sugar, Commodities, Detrended Partial Cross Correlation Analysis

## LISTA DE FIGURAS

<b>Figura 1.</b> Mapa do Crescente Fértil .....	11
<b>Figura 2.</b> Exemplo de série temporal estacionária. ....	22
<b>Figura 3.</b> Exemplo de série temporal não estacionária. ....	22
<b>Figura 4.</b> Exemplo de série temporal sazonal. ....	24
<b>Figura 5a.</b> Séries temporais originais dos preços do açúcar .....	35
<b>Figura 5b.</b> Séries temporais de retornos dos preços do açúcar .....	35
<b>Figura 5c.</b> Séries temporais de volatilidade dos preços do açúcar .....	36
<b>Figura 6a.</b> Séries temporais originais dos preços do etanol .....	36
<b>Figura 6b.</b> Séries temporais de retornos dos preços do etanol .....	37
<b>Figura 6c.</b> Séries temporais de volatilidade dos preços do etanol .....	37
<b>Figura 7a.</b> Séries temporais originais dos preços do petróleo .....	38
<b>Figura 7b.</b> Séries temporais de retornos dos preços do petróleo .....	38
<b>Figura 7c.</b> Séries temporais de volatilidade dos preços do petróleo .....	39
<b>Figura 8.</b> Análise DCCA das séries de volatilidade do açúcar e etanol .....	39
<b>Figura 9.</b> Análise DCCA das séries de volatilidade do açúcar e petróleo ....	40
<b>Figura 10.</b> Análise DCCA das séries de volatilidade do etanol e petróleo ...	40
<b>Figura 11.</b> Coeficiente DCCA e DPCCA das séries de volatilidade do etanol e açúcar .....	42
<b>Figura 12.</b> Coeficiente DCCA e DPCCA das séries de volatilidade do petróleo e açúcar .....	43
<b>Figura 13.</b> Coeficiente DCCA e DPCCA das séries de volatilidade do petróleo e etanol .....	44

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Teste de Ljung-Box para a série temporal de retornos da <i>commodity</i> açúcar.....	33
Tabela 2. Teste de Ljung-Box para a série temporal de retornos da <i>commodity</i> etanol. ....	33
Tabela 3. Teste de Ljung-Box para a série temporal de retornos da <i>commodity</i> petróleo. ....	34
Tabela 4. Teste multivariado de Ljung-Box para as séries temporais dos retornos das <i>commodities</i> açúcar, etanol e petróleo .....	34
Tabela 5. Expoentes DFA e DCCA para séries de volatilidade do açúcar, etanol e petróleo .....	41

# SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO .....	11
2. REVISÃO DE LITERATURA .....	16
2.1. MERCADO DE ENERGIA E DE ALIMENTOS .....	16
2.1.1. <i>Commodities</i> .....	16
2.1.2. <i>Commodities</i> de Segmento de Energia (Petróleo e Etanol) .....	18
2.1.3. <i>Commodities</i> Agrícolas .....	19
2.1.3.1. <i>Commodities</i> Etanol e Açúcar .....	20
2.2. Séries temporais .....	21
2.2.1. Estacionariedade .....	21
2.2.2. Tendência .....	23
2.2.3. Sazonalidade .....	23
2.3. Correlação Parcial .....	24
3. DADOS E METODOLOGIA .....	26
3.1. Dados .....	26
3.2. Metodologia .....	26
3.2.1. Testes Estatísticos .....	26
3.2.1.1. Teste de Ljung-Box Univariado .....	26
3.2.1.2. Teste Portmanteau Multivariado .....	28
3.2.2. <i>Detrended Fluctuation Analysis</i> (DFA) .....	28
3.2.3. <i>Detrended Cross-Correlation Analysis</i> (DCCA) .....	30
3.2.4. Coeficiente DCCA .....	31
3.2.5. <i>Detrended Partial Cross-Correlation Analysis</i> (DPCCA) .....	31
4. Resultados e Discussão.....	33
5. Conclusão .....	45
6. Referências Bibliográficas .....	47

## 1. INTRODUÇÃO

Agricultura é um termo de origem latina que significa “arte de cultivar os campos”, sendo uma atividade desenvolvida há milhares de anos.

Não se sabe ao certo quando o primeiro ser humano pensou: “Se eu plantar essa semente no solo, conseguirei comida dentro de alguns meses.” Historicamente, por volta de 8500 a.c., os seres humanos no Crescente Fértil (uma região compreendendo os atuais estados da Palestina, Israel, Jordânia, Kuwait, Líbano e Chipre, bem como partes da Síria, do Iraque, do Egito, do sudeste da Turquia e sudoeste do Irã [1], aos poucos passaram a plantar grãos, ao invés de procurá-los e colhê-los na natureza.



Figura 1. Mapa do Crescente Fértil. (em galego) Extraído de [1].

Na medida em que os seres humanos desenvolveram a agricultura, a civilização humana foi modificada. Tendo, inicialmente, como principal objetivo a produção de alimentos, tais como cereais e frutas; a agricultura também passou a produzir muitos alimentos e matérias-primas para a indústria, como a cana-de-açúcar, que é utilizada na produção de biocombustível.

A cana-de-açúcar chegou no Brasil nas caravelas, junto com os primeiros colonizadores. Planta originária da Ásia, tornou-se a primeira atividade econômica do Brasil colônia. Encontrou solo propício para seu crescimento, inicialmente no Nordeste; em seguida no Sudeste, mais precisamente na capitania de São Paulo, onde foram instalados os primeiros engenhos. Ainda assim, em 1521 a primeira exportação de açúcar foi realizada na capitania de Pernambuco. No século XVII, rendeu milhões de libras esterlinas à Coroa Portuguesa, porém ao longo dos tempos, enfrentou diversas crises decorrentes da concorrência com os países mais próximos da Europa, falta de planejamento administrativo e de mão-de-obra especializada, somados a uma tecnologia ultrapassada. O primeiro grande avanço tecnológico nas atividades

agropecuárias ocorreu durante a Revolução Industrial, no século XVIII. Os países que se industrializaram, modernizaram seus sistemas de cultivo, elevaram a produção e a produtividade e introduziram novas técnicas com o desenvolvimento de instrumentos agrícolas. Ao final do século XIX, a cana-de-açúcar resistia como o principal produto agrícola do Brasil, até o surgimento do café.

A partir da segunda metade do século XX, após o fim da Segunda Guerra Mundial, os países desenvolvidos criaram uma estratégia de elevação da produção agrícola mundial por meio da introdução de técnicas mais apropriadas de cultivo, mecanização, uso de fertilizantes, defensivos agrícolas e a utilização de sementes VAR (Variedades de Alto Rendimento) em substituição às sementes tradicionais, menos resistentes aos defensivos agrícolas. Concebido nos Estados Unidos, esse processo ficou conhecido como Revolução Verde [2].

As transformações mais recentes se deram com a globalização econômica e constituição de grandes empresas, agroindústrias e varejistas, que controlam o mercado mundial [2]. Todas estas inovações na agricultura mundial transformaram esta atividade em um grande sorvedouro de energia.

Desta forma, o setor agrícola passou a depender fortemente dos preços da energia através do custo dos transportes, fertilizantes, pesticidas e do processamento de alimentos.

Os preços da energia também afetam o mercado de alimentos ao induzir políticas que desviam as culturas alimentares para a produção de biocombustíveis [3]. A relação entre os preços do petróleo e os preços das *commodities* (matérias-primas) agrícolas tem atraído uma atenção considerável nos últimos anos, resultando em uma extensa literatura (e ainda em expansão) tanto na economia agrícola tradicional como em áreas afins. Esta expansão é relacionada com a mudança nos preços das *commodities* alimentares durante a última década: o início do crescimento dos preços em 2001, o acentuado aumento durante a crise alimentar de 2007/2008, seguido de um novo aumento em 2010 [4]. O crescimento econômico, o aumento dos preços do petróleo, o aumento da produção de biocombustíveis, as flutuações das taxas de câmbio, assim como as políticas climáticas adversas e governamentais são considerados os fatores que mais contribuem para os picos de aumentos dos preços das *commodities* de alimentos na última década [4,5]. Sérias consequências, incluindo a deterioração das condições macroeconômicas nos países em desenvolvimento que são importadores de alimentos, seguida pela queda da renda dos consumidores, que

levou milhões de pessoas à fome e à pobreza [6], são as maiores preocupações dos governos, dos gestores e organizações. Os altos preços dos alimentos afetam a segurança alimentar tanto nos países desenvolvidos quanto nos em desenvolvimento [7,8], onde estes são mais vulneráveis, uma vez que sua população, especialmente aquela que vive em zonas urbanas, gasta uma parte relativamente elevada do orçamento para comprar alimentos. Essas dificuldades conduzem à instabilidade política e conflitos sócio-políticos [9-12].

A ligação mais importante entre o mercado de energia e o de alimentos é a produção de biocombustíveis (etanol e biodiesel). A produção mundial de etanol, em 2015, é dominada pelos EUA com mais de 57% e o Brasil com aproximadamente 28% [13,14], enquanto biodiesel é dominada pela União Europeia com quase 34% e seguida pelos EUA com 20% e pelo Brasil com 17% [15]. Os biocombustíveis são produzidos a partir de culturas agrícolas: etanol de milho (EUA), cana-de-açúcar (Brasil), biodiesel de canola e etanol de beterraba (União Europeia) e óleo de soja (EUA e Brasil). A migração das culturas agrícolas dos mercados de alimentos para os mercados de combustíveis conduz uma diminuição na oferta de alimentos para o consumo animal e humano, inflacionando os preços dos mesmos. Há também evidências crescentes de impacto ambiental negativo: a produção de biocombustíveis a partir de culturas agrícolas realmente aumenta as emissões de GEE (gases de efeito estufa). Fargione et al. [16] encontraram que o CO<sub>2</sub> é liberado anualmente de 17 a 420 vezes mais, quando ecossistemas nativos (florestas tropicais, turfeiras, savanas ou pastagens) são convertidos para produzir biocombustíveis baseados em culturas alimentares no Brasil, no Sudeste Asiático e nos Estados Unidos, do que a quantidade de CO<sub>2</sub> que seria liberada pelos combustíveis fósseis.

O aumento da produção de biocombustíveis e sua competição com a produção de alimentos (com graves consequências socioeconômicas e ambientais descritas anteriormente) levanta a necessidade de uma compreensão mais profunda da relação entre os dois mercados. A interação entre os mercados de biocombustíveis e de alimentos dos EUA e Europa foi amplamente estudada nos últimos anos, principalmente usando métodos econométricos [17-23, 24, 25]; enquanto, o mercado brasileiro de cana-de-açúcar e etanol tem recebido muito menos atenção [26-27]. Kristoufek et al. [28] investigaram as relações entre os preços do etanol e suas matérias-primas nos dois maiores mercados de etanol, Brasil e EUA. Os resultados mostraram que embora as matérias-primas do etanol sejam diferentes (açúcar para o

Brasil e milho para os EUA), os dois mercados apresentam características semelhantes: i) a relação de longo prazo entre o etanol e seus fatores de produção é positiva, forte e estável no tempo; ii) os preços dos fatores de produção guiam os preços do etanol e não o contrário; iii) após a inclusão do efeito do petróleo bruto, foi identificada a importante ruptura estrutural associada à crise alimentar global por volta de 2008 (a relação estável de longo prazo foi substituída pelas correlações positivas a curto prazo dos preços do etanol e suas matérias-primas).

Os mercados agrícolas também têm atraído a atenção de pesquisadores de áreas afins, como a Econofísica, que trouxeram os novos aspectos dos processos estocásticos subjacentes, incluindo as propriedades fractal e multifractal [29-31], o conteúdo da informação [32,33] e a estrutura de rede [34,35,36]. Kristoufek et al. [35] utilizaram árvores de alcance mínimo e árvores hierárquicas (metodologia de taxonomia utilizada em redes e análise de sistemas complexos) no sistema de biocombustíveis, onde relacionaram *commodities* agrícolas e combustíveis; e, encontraram estrutura diferente de conexões de rede antes e depois da crise alimentar de 2007/2008. Também encontraram que o sistema está mais interconectado para o período pós-crise do que o período anterior à crise e todo o período, indicando que os altos preços dos alimentos estão ligados a comovimentos mais fortes entre as *commodities*.

Correlações e correlações cruzadas de longo prazo são características de séries temporais financeiras, estabelecidas como fatos estilizados [37].

Embora não haja evidências de correlações entre retornos sucessivos; retornos absolutos e quadráticos exibem correlações de longo prazo. Este fenômeno, em séries temporais financeiras, é conhecido como "agrupamento de volatilidade" e foi encontrado no mercado de ações [38,39], mercado de câmbio [40] e mercado de *commodities* [41,42]. Correlações cruzadas entre variáveis financeiras foram estudadas usando os métodos fractal e multifractal [43,44], teoria de matriz aleatória [45], teoria da informação [46,47] e redes complexas [48].

No presente estudo, o objetivo geral foi investigar correlações intrínsecas de longo prazo entre os mercados brasileiros de energia e de alimentos. Como objetivos específicos, foram utilizadas as técnicas da Econofísica: *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA) [49], *Detrended Cross Correlation Analysis* (DCCA) [50] e sua modificação recentemente proposta *Detrended Partial Cross Correlation Analysis* (DPCCA) [51,52]. O DCCA serve para quantificar correlações cruzadas de longo



prazo, em séries temporais não estacionárias, avaliando a dependência de escala da covariância, ao mesmo tempo em que elimina a tendência. No entanto, quando duas séries são influenciadas por uma terceira, a análise do DCCA não revela a sua verdadeira relação. Para extrair as correlações cruzadas intrínsecas de longo alcance, entre duas séries não estacionárias, com influências de outras séries removidas, recentemente o método DPCCA foi independentemente proposto por Qian et al. [51] e Yuan et al. [52], como combinação da técnica de correlação parcial e DCCA.

Esta tese está dividida em cinco partes. No Capítulo 2, apresentamos as características do fenômeno estudado. No Capítulo 3, descrevemos os dados utilizados neste trabalho e as metodologias utilizadas para a realização das análises. No Capítulo 4 são apresentados resultados e a discussão. As considerações finais e a proposta dos futuros trabalhos compõem o Capítulo 5.

## 2. REVISÃO DE LITERATURA

### 2.1 Mercado de energia e de alimentos

Nos últimos anos, os biocombustíveis transformaram-se num tema de divergência. Em 2007, nas Nações Unidas discutiu-se sobre seu uso desenfreado em detrimento aos alimentos. Por serem uma fonte de energia renovável derivada de matéria orgânica, os biocombustíveis foram apontados como colaboradores no aquecimento global e que, a longo prazo, agravaria a insegurança alimentar, principalmente dos países mais pobres da África. Estudo do *International Food Policy Research Institute* (IFPRI) mostrou que pelo menos 1 bilhão de pessoas sofria de desnutrição no planeta, em 2009 [53]. No “Global Hunger Index 2016”, 795 milhões de pessoas ainda sofrem com o problema - o equivalente a 13,1% da população mundial [54].

Acusado em 2007 de aumentar a fome no mundo ao investir no etanol da cana-de-açúcar, o Brasil é considerado pelos pesquisadores do IFPRI como um caso de sucesso na questão do combate à fome. O relatório cita os programas de proteção social aplicados nos últimos anos como modelos para outros países.

Os biocombustíveis também são indicados como uma das causas da alta desenfreada nos preços das *commodities* agrícolas, pois as plantas utilizadas em sua fabricação competem por terras agrícolas e água que poderiam ser empregadas na produção de alimentos.

#### 2.1.1 *Commodities*

As *commodities*, em grande parte, influenciam o comportamento de determinados setores econômicos ou até da economia como um todo. Isso significa que as oscilações em seus preços influenciam outras atividades, como a industrial e também o comércio, que contarão com matérias-primas de maior ou menor oferta para a produção e comercialização de suas mercadorias [55]. Todas as *commodities* são uma forma de investimento tanto no mercado nacional quanto internacional, onde os contratos com compromissos de compra e venda no futuro são negociados.

*Commodity* – ou *commodities*, no plural – palavra do inglês que significa mercadoria e se difundiu no linguajar econômico para fazer referência a um determinado bem ou produto de origem primária, em estado bruto ou com baixo grau de transformação (matéria-prima), produzido em escala e que pode ser estocado sem perda de qualidade [56].

Os principais tipos de *commodities* são [57]:

- (i) Agrícolas: estão inclusos os bens que são cultivados através do agronegócio. Exemplos: café, trigo, soja, milho, açúcar, farelo de soja;
- (ii) Minerais: enquadram-se bens do segmento de energia, metais e minerais diversos. Exemplos: ouro, petróleo, etanol, ferro, alumínio;
- (iii) Financeiras: se enquadram moedas negociadas em vários mercados e títulos do governo. Exemplos: dólar, euro, real, índices futuros;
- (iv) Ambientais: Estes bens são originados a partir de recursos naturais e essenciais à produção agrícola e industrial. Exemplos: geração de energia, água, madeira;
- (v) Recursos energéticos. Exemplo: energia elétrica;
- (vi) Químicas. Exemplos: ácido sulfúrico, sulfato de sódio, fertilizantes.

O Brasil é um grande produtor de algumas *commodities*, tais como: soja, açúcar, etanol e minério de ferro; sendo a negociação feita pela Bolsa de Valores, Mercadorias e Futuros (BM&FBovespa S.A.), criada em 2008 com a integração entre Bolsa de Mercadorias & Futuros (BM&F) e Bolsa de Valores de São Paulo (BOVESPA). Juntas, as companhias formam a terceira maior bolsa do mundo em valor de mercado, a segunda das Américas e a líder no continente latino-americano [58].

A BM&FBovespa funciona da seguinte forma: o preço da *commodity* é determinado pelo mercado mundial como uma consequência da oferta e procura, negociadas no mercado futuro, em bolsas de valores de todo o mundo; isto é, o produtor e comprador firmam um contrato com um preço fixado hoje para a entrega e pagamento do produto em uma data futura previamente definida.

### **2.1.2 Commodities de Segmento de Energia (Petróleo e Etanol)**

Ao longo do tempo, a história do petróleo e do etanol seguiram paralelamente e em alguns momentos da história brasileira estes produtos se revezaram como solução para o crescimento da economia do país.

No final do século XIX, com a invenção do automóvel com motor de combustão interna, o petróleo passou a ser uma das principais fontes de energia do mundo.

Nesta mesma época, com a abolição da escravidão, no Brasil foi incentivada a vinda dos europeus para suprir a mão-de-obra que era necessária para o plantio e colheita do café, que detinha 70% da produção mundial. Os imigrantes eram em sua maioria formada por italianos e após adquirirem terras, grande parte começou a produzir a aguardente, com base na cana-de-açúcar [59].

Entre os anos de 1892 e 1896, acontece a primeira sondagem de petróleo em São Paulo, realizada por Eugênio Ferreira de Camargo. Porém, quando fez a primeira perfuração na profundidade de 488 metros, o poço jorrou somente água sulfurosa.

Desde os anos 20, a relação do Brasil com o etanol foi estabelecida, quando iniciaram testes realizados com álcool combustível entre os anos de 1905 e 1925. No ano de 1919, o governo pernambucano decretou que todos os veículos oficiais fossem abastecidos com álcool combustível. Após medidas com intuito de aumentar a produção de carro alimentado a álcool em 1923, foram realizadas corridas com automóveis que utilizavam como combustível o álcool puro. [60,61].

É após esse período, em 1933, que é criado o Instituto de Açúcar e do Álcool (IAA), uma entidade autárquica, com atribuições de planejamento e de intervenções na produção de açúcar, de etanol e de aguardente [59].

O IAA e a Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz (ESALQ) desempenharam um papel muito importante junto ao crescimento do setor no Brasil, quando no fim dos anos 30, adquiriram fora do país, a melhor tecnologia até então criada para a fabricação do álcool etílico.

Em 1939 foi descoberto o óleo de Lobato, na Bahia e com o objetivo de monopolizar a exploração do petróleo no Brasil, a Petrobrás é criada em 1953. A partir daí, acontece no país um aumento vertiginoso da indústria automobilística, aumentando também o consumo de petróleo e um grave aumento da dívida externa [62].

Foi somente com o advento do Proálcool, em novembro de 1975, que o papel do etanol ficou claramente definido a longo prazo, com investimento forte por parte do setor privado com o intuito de aumentar a produção.

Muitas são as razões para o aumento do interesse nos biocombustíveis. A principal delas foi diminuir a dependência externa de petróleo, por razões de segurança de suprimento ou impacto na balança de pagamentos (que importava na época mais de 80% do petróleo que consumia). Uma variedade de programas para o desenvolvimento de energias renováveis surgiu, até que os preços internacionais do petróleo caíram, fazendo com que diminuísse o interesse por outras fontes de energia.

Ainda durante os anos 1970, a preocupação com a qualidade do ar nas grandes cidades e com os efeitos negativos das emissões veiculares nessa qualidade renovou o interesse pelos biocombustíveis. Na década de 80, começam a surgir os primeiros alertas quanto ao aquecimento global e análises de como controlar a concentração de gases de efeito estufa na atmosfera são realizadas. Foi destacada a necessidade de minimizar os efeitos das emissões veiculares na poluição das cidades, principalmente nos grandes centros urbanos. A busca por bicombustível decorre principalmente da necessidade de fontes alternativas ao petróleo, seja pela elevação de preço, principal fator, escassez ou por de produção de energia limpa [63].

### **2.1.3 *Commodities* Agrícolas**

As *commodities* agrícolas têm sua própria cotação (preço), calculadas por saca, quilo ou tonelada. Algumas variáveis, como estoques, clima e previsão de produção influenciam positiva ou negativamente essas cotações, fazendo com que haja uma oscilação durante todo o dia. Como são negociadas no mercado futuro, essas *commodities* possibilitam a compra e venda de safras mesmo antes da colheita, levando o comprador e o vendedor a ganhar ou perder dinheiro dependendo do resultado final da safra.

### 2.1.3.1 *Commodities* Etanol e Açúcar

Há cerca de 40 anos, teve início a transformação do setor. Além do açúcar, as usinas passaram a ter foco também na produção do etanol.

O açúcar é uma das principais *commodities* produzidas no país, tendo 3 tipos de açúcares exportados: o branco (refinado), o cristal e o demerara. Já o etanol é uma *commodity* mundialmente negociada por conta da ampla utilização por parte das indústrias na produção de alimentos, bebidas, aromatizantes, cosméticos, remédios, produtos de limpeza, vacinas e combustível de veículos.

Contando com diferentes locais de cultivo, essas duas *commodities* são ofertadas durante todo o ano, com grande parte das negociações acontecendo tanto no período de safra quanto no de entressafra [58].

Como o maior produtor (20%) e exportador (40%) de açúcar do total mundial; do mesmo modo, um dos maiores em etanol no mundo, o Brasil desempenha um papel importante no comércio internacional destes dois mercados [64]. No país, açúcar e etanol são produtos comercializáveis concorrentes, ambos produzidos a partir da cana-de-açúcar. O Brasil desenvolveu uma tecnologia única incorporada em plantas flexíveis que podem mudar a produção de açúcar para etanol e vice-versa.

Existem duas demandas mutuamente concorrentes para o etanol: uma mistura de etanol-gasolina anidra que pode ser usada em todos os carros e, E100 (100% etanol hidratado) que serve apenas para carros flex. A demanda por etanol, a demanda por açúcar e a oferta de cana-de-açúcar, juntamente com as políticas governamentais (diretiva para a mistura de etanol anidro com gasolina, diferentes isenções fiscais sobre etanol anidro e hidratado, mudança no imposto sobre a gasolina e fixação dos preços da gasolina abaixo do nível mundial) estruturam interações complexas entre os mercados brasileiros de açúcar e de etanol e têm impacto significativo no mercado mundial de *commodities* (isto é, os preços do etanol e do milho nos EUA) [65].

## 2.2 Séries Temporais

Séries temporais são conjuntos de dados coletados, geralmente, em intervalos regulares de tempo. Elas distinguem-se de dados coletados aleatoriamente porque representam a evolução temporal da dinâmica de uma população ou processo. A análise de série temporal é o procedimento pelo qual são identificados os segregados e fatores relacionados com o tempo que influenciam os valores observados na série. Uma vez identificados, podem ser usados para auxiliar na interpretação e na projeção de valores da série temporal [69].

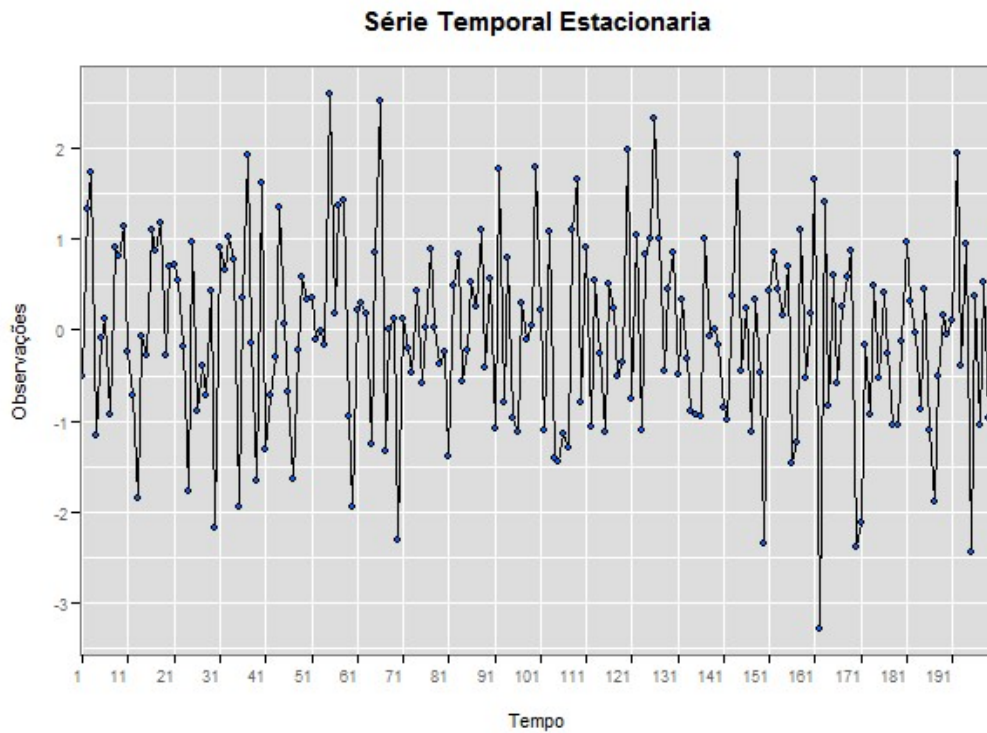
Desta forma, os objetivos da análise de séries temporais são descrever e analisar os comportamentos passados da série, visando à compreensão do comportamento desta série e a previsão de movimentos futuros. A análise de séries temporais tem sido de grande importância em diversas áreas do conhecimento como, por exemplo, economia, ciências sociais, demografia, epidemiologia, entre outras. São exemplos de séries temporais: preços diários de ações; níveis de eletrocardiograma; valores diários de temperaturas médias.

Existem, basicamente, dois enfoques utilizados nos procedimentos de análise de séries temporais, ambos com objetivos determinados. No primeiro enfoque, a análise é realizada no domínio temporal, ou seja, é considerada a evolução temporal do processo, e os modelos propostos são modelos paramétricos (com um número finito de parâmetros). Já no segundo enfoque a análise é concebida no domínio de frequência, e os modelos propostos são modelos não paramétricos, por exemplo, pode-se citar a análise espectral. Obtida a série temporal podemos estar interessados em: investigar o mecanismo gerador da série temporal; fazer previsões de valores futuros da série de curto, médio e longo prazo; descrever apenas o comportamento da série ou procurar periodicidades relevantes nos dados [69].

### 2.2.1 Estacionariedade

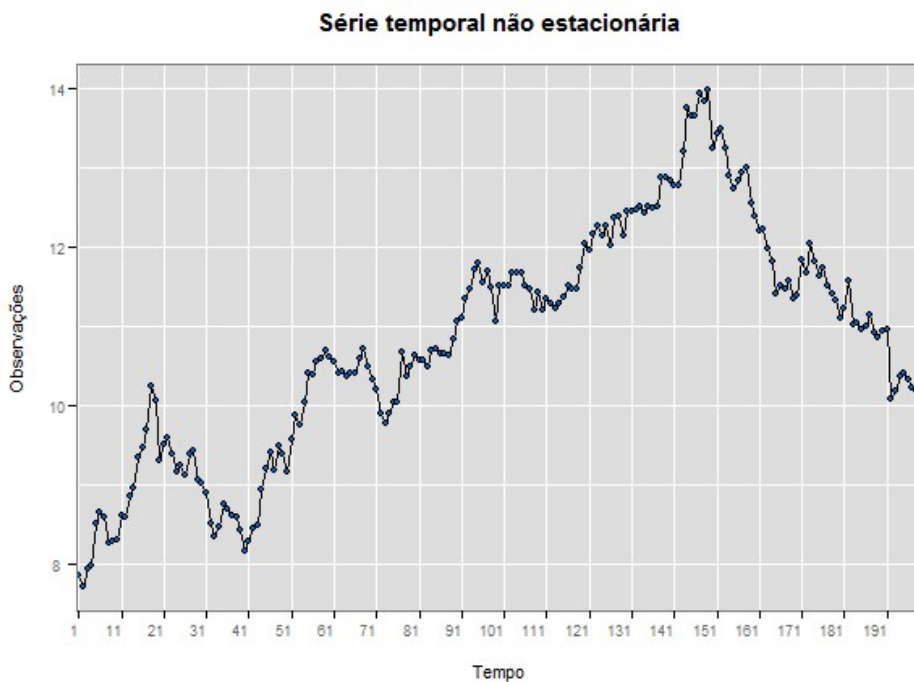
Uma série temporal é dita estacionária quando ela se desenvolve no tempo aleatoriamente ao redor de uma média constante, refletindo alguma forma de

equilíbrio estável (Figura 2). Na prática, a maioria das séries que encontramos apresentam algum tipo de não estacionariedade (Figura 3), por exemplo, tendência.



**Figura 2.** Exemplo de série temporal estacionária.

Fonte: Portal Action (<http://www.portalaction.com.br/series-temporais/11-estacionariedade>)



**Figura 3.** Exemplo de série temporal não estacionária.

Fonte: Portal Action (<http://www.portalaction.com.br/series-temporais/11-estacionariedade>)



Na tentativa de descrever o comportamento de uma série temporal, utilizamos a decomposição da série original em três séries temporais: tendência, sazonalidade e uma componente aleatória, conhecida também como nível [69].

### 2.2.2 Tendência

Seja  $\{Z_t, t = 1, \dots, N\}$  as observações de uma série temporal. Podemos decompor  $Z_t$  em duas formas:

**Modelo aditivo:**  $Z_t = T_t + S_t + a_t$  e

**Modelo multiplicativo:**  $Z_t = T_t \times S_t \times a_t$ ,

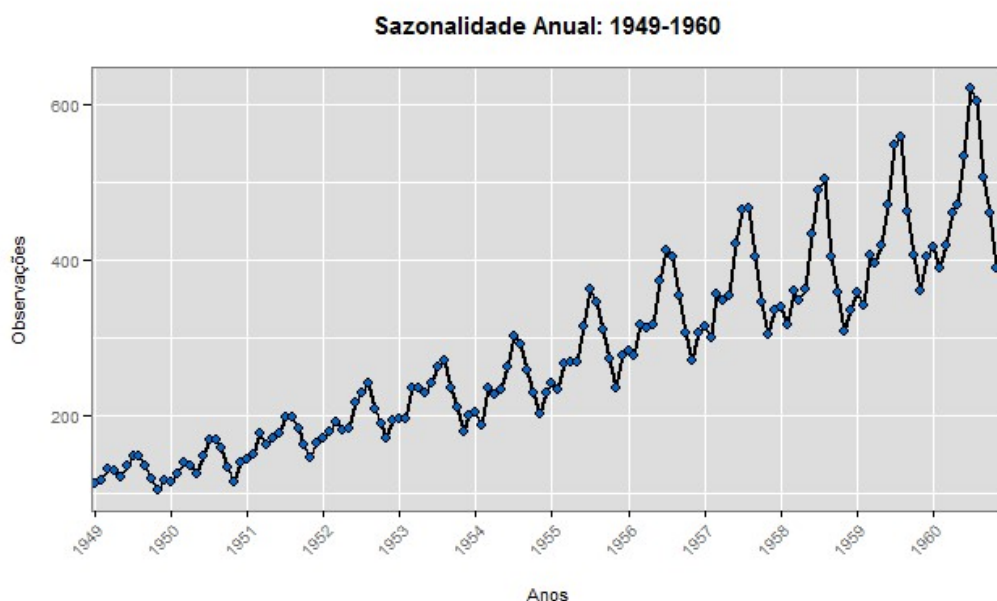
em que  $T_t$  e  $S_t$  representam a tendência e sazonalidade, respectivamente, enquanto  $a_t$  é uma componente aleatória, de média zero e variância  $\sigma_a^2$ .

O principal objetivo é estimar  $T_t$  e  $S_t$  e construir uma série livre de sazonalidade ou sazonalmente ajustada e sem tendência. Estimando-se  $S_t$  e  $T_t$  e subtraindo de  $Z_t$  obteremos uma estimativa da componente aleatória  $a_t$ .

Em geral, as componentes  $T_t$  e  $S_t$  são bastante relacionadas e a influência da tendência sobre a componente sazonal pode ser muito forte.

### 2.2.3 Sazonalidade

Uma série temporal é sazonal (Figura 4) quando os fenômenos que ocorrem durante o tempo se repete a cada período idêntico de tempo, ou seja, fenômenos que ocorrem diariamente em uma certa hora, todos os dias, ou em um certo mês em todos os anos. Um exemplo fácil de visualizar seria o aumento das vendas de passagens aéreas todos os finais de ano, ou ainda, o aumento das vendas do comércio no período do natal [69].



**Figura 4.** Exemplo de série temporal sazonal.

Fonte: Portal Action (<http://www.portalaction.com.br/series-temporais/23-sazonalidade>)

### 2.3 Correlação Parcial

Uma medida do grau e do sinal da correlação é dada pela covariância entre as duas variáveis aleatórias  $X$  e  $Y$  que é uma medida numérica de associação linear existente entre elas, e definida por:  $Cov(x, y) = \frac{1}{n} \left[ \sum xy - \frac{\sum x \sum y}{n} \right]$ . É mais conveniente usar para medida de correlação, o coeficiente de correlação linear de Pearson, como estimador de  $\rho_{xy}$ , definido por:  $r = \frac{Cov(x, y)}{S_x S_y}$ . Frequentemente, procura-se verificar se existe relação entre duas ou mais variáveis, isto é, saber se as alterações sofridas por uma das variáveis são acompanhadas por alterações nas outras. A verificação da existência e do grau de relação entre as variáveis é o objeto de estudo da correlação.

Comumente é importante medir a correlação entre uma variável dependente e uma independente, quando todas as outras envolvidas se conservam constantes; ou seja, quando os efeitos de todas as outras variáveis são removidos [70]. Isso pode ser obtido pelo Coeficiente de Correlação Parcial. Para representar a correlação amostral

entre duas variáveis, tendo-se uma terceira sob controle, utiliza-se a notação  $\hat{\rho}_{12,3}$ . Pode-se estender esta notação a qualquer número de variáveis controladas, observando-se que devem ser acrescentadas as outras variáveis à direita da vírgula.

A expressão que representa o Coeficiente de Correlação Parcial de primeira ordem entre as duas variáveis observadas, sendo a terceira fixa, é obtida por:

$$\hat{\rho}_{12,3} = \frac{\hat{\rho}_{12} - \hat{\rho}_{13}\hat{\rho}_{23}}{\sqrt{(1 - \hat{\rho}_{13}^2)(1 - \hat{\rho}_{23}^2)}}.$$

### 3. DADOS E METODOLOGIA

#### 3.1 Dados

As séries de dados analisadas foram obtidas das seguintes páginas: os dados do etanol (preços semanais) foram obtidos no site da União dos Produtores de Bioenergia – UDOP [66]; os dados do petróleo (preços diários), em U.S. Energy Information Administration – EIA [67] e os dados do açúcar (preços diários) em CEPEA/ESALQ/USP – Centro de Estudos Avançados em Economia Aplicada/Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz/Universidade de São Paulo [68]. Para a análise foram organizadas séries semanais de cada *commodity* que correspondem ao período de 07/07/2000 a 24/03/2016. O preço de açúcar é negociado a partir do indicador ESALQ/BM&FBOVESPA pelo preço (R\$/saca) de fechamento diário da saca de 50 Kg. O preço do etanol, em acordo com especificações da Agência Nacional de Petróleo – ANP é negociado em R\$/litro, sem frete. O preço do petróleo é negociado em US\$/barril e, devido a isso, os preços do açúcar e do etanol foram utilizados em dólar.

Foram analisadas as séries semanais de volatilidade  $V_t = |R_t|$ . Os retornos  $R_t$  foram calculados segundo a equação:  $R_t = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1})$ , em que  $P_t$  é o preço de uma *commodity* na semana  $t$ .

#### 3.2 Metodologia

##### 3.2.1 Testes Estatísticos

###### 3.2.1.1 Teste de Ljung-Box Univariado:

Ljung e Box propuseram uma pequena alteração no teste de Box-Pierce, na qual torna o teste mais generalizado. Foi observado na literatura que o teste de Ljung-Box apresenta melhores resultados do que o teste de Box-Pierce (Box e Pierce

sugeriram um teste para as autocorrelações dos resíduos estimados, o qual indica se estes valores estão muito altos).

Analisando se os retornos são independentes e identicamente distribuídos (i.i.d.), sejam as hipóteses a serem testadas:

$$\begin{cases} H_0: \text{Retornos são i. i. d.} \\ H_1: \text{Retornos não i. i. d.} \end{cases}$$

Estimativas das autocorrelações:

$$\hat{r}_m = \frac{\sum_{t=m+1}^n \hat{a}_t \hat{a}_{t-m}}{\sum_{t=1}^n \hat{a}_t^2} \quad (1)$$

Estatística do teste:

$$Q(m) = n(n+2) \sum_{j=1}^m \frac{\hat{r}_j^2}{(n-j)} \quad (2)$$

Esta estatística segue aproximadamente distribuição  $\chi^2_{(m-p-q)}$ , em que  $k$  é o número de defasagens (*lags*) obtidas na função de autocorrelação,  $p$  e  $q$  são as ordens do modelo ajustado. Assim, rejeitamos a hipótese de nulidade se  $Q(k) > \chi^2_{(1-\alpha, m-p-q)}$ , ao nível de significância  $\alpha$  [71].

### Matrizes de Correlação-Cruzada Amostrais

Seja a série temporal  $\{x(t) | t = 1, 2, \dots, n\}$ . A matriz de covariância-cruzada  $\Gamma_l$  pode ser estimada por:

$$\hat{\Gamma}_l = \frac{1}{n} \sum_{t=l+1}^n (r_t - \bar{r})(r_{t-l} - \bar{r})', \quad l \geq 0, \quad (3)$$

em que  $\bar{r} = \sum_{t=1}^n r_t / n$  é o vetor de médias amostrais. A matriz de correlações-cruzadas  $\rho_l$  é estimada por

$$\hat{\rho}_l = \hat{D}^{-1} \hat{\Gamma}_l \hat{D}^{-1}, l \geq 0, \quad (4)$$

em que  $\hat{D}$  é a matriz diagonal  $k \times k$  dos desvios-padrões amostrais das séries componentes [71].

### 3.2.1.2 Teste Portmanteau Multivariado (Ljung-Box Multivariado)

A estatística univariada de Ljung-Box  $Q(m)$  foi generalizada para o caso multivariado. Para séries temporais multivariadas, a hipótese de nulidade da estatística do teste é  $H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_m = 0$ . A hipótese alternativa  $H_1: \rho_i \neq 0$ , para algum  $i \in \{1, \dots, m\}$ . Assim, a estatística é usada para testar a existência de autocorrelações e correlações-cruzadas em um vetor de séries temporais  $x_t$ . A estatística do teste assume a forma:

$$Q_k(m) = n^2 \sum_{l=1}^m \frac{1}{n-l} \text{tr}(\hat{\Gamma}_l' \hat{\Gamma}_0^{-1} \hat{\Gamma}_l \hat{\Gamma}_0^{-1}), \quad (5)$$

em que  $n$  é o tamanho amostral,  $k$  é a dimensão de  $r_l$ , e  $\text{tr}(A)$  é o traço da matriz  $A$ , a qual é a soma dos elementos da diagonal de  $A$  (neste caso:  $A = \hat{\Gamma}_l' \hat{\Gamma}_0^{-1} \hat{\Gamma}_l \hat{\Gamma}_0^{-1}$ ). Sob a hipótese de nulidade e algumas condições de regularidade,  $Q_k(m)$  segue assintoticamente uma distribuição qui-quadrado com  $k^2 m$  graus de liberdade [71].

### 3.2.2 Detrended Fluctuation Analysis (DFA)

O método *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA) foi introduzido por Peng et al. [49] para quantificar correlações em séries temporais não estacionárias.

O DFA foi amplamente utilizado em análises de sequências gênicas de DNA [72], na fisiologia [73], climatologia [74], hidrologia [75], geofísica [76], meteorologia [77] e séries temporais financeiras [78].

A vantagem deste método em relação aos métodos convencionais (função de correlação, espectro de potência, análise de Hurst) é que ele também evita falsas detecções de correlações de longo alcance que são artefatos de tendência incorporada no sinal [79]. O algoritmo do DFA é dado a seguir:

i) Inicialmente a série temporal original  $x(i), i = 1, \dots, N$  é integrada, produzindo:

$$X(k) = \sum_{i=1}^k [x(i) - \langle x \rangle], \quad k = 1, \dots, N \quad (6)$$

em que  $\langle x \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x(i)$  representa a média da série  $x(i)$ .

ii) A série integrada  $X(k)$  é dividida em  $N_n = \text{int}(N/n)$  intervalos (segmentos) não sobrepostos de tamanho  $n$  e em cada segmento  $s = 1, \dots, N_s$  a tendência local  $X_{n,s}(k)$  (é feita com ajuste linear ou polinomial) é estimada e subtraída da série  $X(k)$ .

iii) A variância sem tendência é calculada como:

$$F_{DFA}^2(n) = \frac{1}{nN_n} \sum_{s=1}^{N_n} \sum_{(s-1)n+1}^{sn} [X(k) - X_{(n,s)}(k)]^2 \quad (7)$$

iv) Este cálculo se repete para diferentes tamanhos dos segmentos, fornecendo a relação entre a função de flutuação  $F_{DFA}(n)$  e o tamanho do segmento  $n$ . Se a série original  $x(i)$  possui correlações de longo alcance,  $F_{DFA}(n)$  é uma lei de potência;

$$F_{DFA}(n) \sim n^\alpha \quad (8)$$

O expoente de escala  $\alpha$  pode ser obtido como o coeficiente angular da reta  $\log F_{DFA}(n)$  versus  $\log n$ . Para séries não correlacionadas  $\alpha = 0,5$ , para séries persistentes  $\alpha > 0,5$  e para séries anti-persistentes  $\alpha < 0,5$  [49]. Uma série temporal possui correlações de longo alcance persistente se os valores grandes (ou pequenos), têm maior probabilidade de serem seguidos por valores grandes (ou pequenos), a série exibe correlações de longo alcance anti-persistente, se os valores grandes (ou pequenos) têm maior probabilidade de serem seguidos por valores pequenos (ou grandes).

### 3.2.3 Detrended Cross-Correlation Analysis (DCCA)

O método *Detrended Cross-Correlation Analysis* (DCCA) introduzido por Podobnik e Stanley [50], representa uma generalização do *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA) e serve para quantificar as correlações de longo alcance entre duas séries temporais simultâneas. Este método foi aplicado para detectar e quantificar as correlações entre duas séries temporais não estacionárias e foi amplamente utilizado em várias áreas como fisiologia [80], engenharia [81], climatologia [82], e séries temporais financeiras [83]. A implementação do algoritmo DCCA é semelhante ao DFA, descrito na seção anterior, a diferença é que em vez da variância  $F_{DFA}^2(n)$ , calcula-se a covariância sem tendências:

$$F_{DCCA}^2(n) = \frac{1}{nN_n} \sum_{s=1}^{N_n} \sum_{k=(s-1)n+1}^{sn} [X(k) - X_{n,s}(k)][Y(k) - Y_{n,s}(k)] \quad (9)$$

em que  $X(k) = \sum_{i=1}^k [x(i) - \langle x \rangle]$  e  $Y(k) = \sum_{i=1}^k [y(i) - \langle y \rangle]$ ,  $k = 1, \dots, N$  são as séries integradas a partir de duas séries simultâneas  $x(i)$  e  $y(i)$ ,  $i = 1, \dots, N$  e  $X_{n,s}(k)$  e  $Y_{n,s}(k)$  representam as tendências locais em segmentos  $s = 1, \dots, N_n$ .

Este cálculo se repete para diferentes tamanhos dos segmentos, fornecendo a relação entre a função de flutuação  $F_{DCCA}(n)$  e o tamanho do segmento  $n$ . Se entre duas séries  $x(i)$  e  $y(i)$  existem correlações de longo alcance,  $F_{DCCA}(n)$  é uma lei de potências  $F_{DCCA}(n) \sim n^\lambda$ .

O expoente da escala  $\lambda$  pode ser obtido como o coeficiente angular da reta  $\log F_{DCCA}(n)$  versus  $\log n$  e tem a interpretação similar ao expoente do DFA. A existência das correlações entre duas séries simultâneas significa que cada série possui a memória dos seus valores anteriores e também a memória dos valores anteriores da outra série [50].



### 3.2.4 Coeficiente DCCA

Recentemente Zebende et al. [84,85] mostraram que a relação entre os expoentes DFA das séries individuais ( $\alpha_1$  e  $\alpha_2$ ) e expoente DCCA ( $\lambda$ ) correspondente, pode ser estabelecida através do coeficiente DCCA:

$$\rho_{DCCA} = \frac{F_{DCCA}^2(n)}{F_{DFA_1}(n)F_{DFA_2}(n)} \quad (10)$$

Este coeficiente é uma adaptação do coeficiente de correlação linear de Pearson.

Desta forma,  $\rho_{DCCA}(n)$  é um coeficiente adimensional com intervalo que varia entre  $-1 \leq \rho_{DCCA}(n) \leq 1$ . Para séries anti-correlacionadas  $\rho_{DCCA}(n)$  é negativo, para séries correlacionadas  $\rho_{DCCA}(n)$  é positivo e, para séries não correlacionadas  $\rho_{DCCA}(n) \sim 0$ . Se existem correlações de longo alcance entre as séries analisadas  $\rho_{DCCA}(n) \sim n^\omega$ , com  $\omega = 2\lambda - \alpha_1 - \alpha_2$  [85].

### 3.2.5 Detrended Partial Cross-Correlation Analysis (DPCCA)

*Detrended Partial Cross-Correlation Analysis* (DPCCA) foi introduzido recentemente por Yuan et al. [52], para quantificar as correlações cruzadas de longo alcance entre séries temporais não estacionárias que são ambas correlacionadas com uma terceira série comum. Este método incorpora a técnica de Correlação Parcial da Estatística Clássica ao método *Detrended Cross-Correlation Analysis* (DCCA) e assim elimina a influência de outros sinais quando avalia as correlações cruzadas entre as séries consideradas. Como foi proposto só recentemente (2015), o DPCCA foi aplicado apenas em estudos de fenômenos climáticos [52, 86, 87] e em mecânica de fluidos [88].

A implementação do DPCCA para  $m$  séries temporais de tamanho  $N_{x_i}(k)$ ,  $i = 1, \dots, m$ ;  $k = 1, \dots, N$  consiste em inverter uma matriz de coeficientes DCCA calculada para escala temporal  $n$ :

$$\rho(n) = \begin{pmatrix} \rho_{1,1}(n) & \rho_{1,2}(n) & \cdots & \rho_{1,m}(n) \\ \rho_{2,1}(n) & \rho_{2,2}(n) & \cdots & \rho_{2,m}(n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{m,1}(n) & \rho_{m,2}(n) & \cdots & \rho_{m,m}(n) \end{pmatrix} \quad (11)$$

em que  $\rho_{i,j}(n) = F_{i,j}^2(n)/[F_i(n)F_j(n)]$  para  $i, j = 1, \dots, m$ , é o coeficiente DCCA,  $F_{i,j}^2(n)$  é a covariância sem tendência obtida com DCCA, e  $F_i(n)$ ,  $F_j(n)$  representam a função de flutuação das séries individuais obtida com DFA. A matriz inversa

$$C(n) = \rho^{-1}(n) = \begin{pmatrix} C_{1,1}(n) & C_{1,2}(n) & \cdots & C_{1,m}(n) \\ C_{2,1}(n) & C_{2,2}(n) & \cdots & C_{2,m}(n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{m,1}(n) & C_{m,2}(n) & \cdots & C_{m,m}(n) \end{pmatrix} \quad (12)$$

é usada para calcular os coeficientes DPCCA:

$$\rho_{DPCCA}(i, j; n) = \frac{-C_{i,j}(n)}{\sqrt{C_{i,i}(n).C_{j,j}(n)}}, i, j = 1, \dots, m \quad (13)$$

que avaliam as correlações intrínsecas entre as séries analisadas, quando a influência das outras séries é eliminada. A interpretação de  $\rho_{DPCCA}$  é semelhante ao  $\rho_{DCCA}$ : para séries anticorrelacionadas  $\rho_{DPCCA}$  é negativo, para séries correlacionadas  $\rho_{DPCCA}$  é positivo e, para séries não correlacionadas  $\rho_{DPCCA} \sim 0$  [52].

#### 4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Para o teste de Ljung-Box, podemos observar na Tabela 1 que para os primeiros *lags* já obtemos significância estatística ao nível de 5%. Portanto, rejeitamos a hipótese  $H_0$ , logo os retornos da *commodity* açúcar não são i.i.d..

Tabela 1: Teste de Ljung-Box para a série temporal de retornos da *commodity* açúcar.

$k$ ( <i>Lags</i> )	g.l. <sup>(1)</sup>	$Q(k)$	p-valor
1	1	133,18	<0,001
2	2	202,34	<0,001
3	3	215,45	<0,001
4	4	215,76	<0,001
5	5	218,39	<0,001
6	6	219,13	<0,001

<sup>(1)</sup> g.l. = graus de liberdade.

A Tabela 2 apresenta os resultados do teste de Ljung-Box para os primeiros *lags* ao nível de significância de 5%. Portanto, rejeitamos a hipótese  $H_0$ , logo os retornos da *commodity* etanol não são i.i.d..

Tabela 2: Teste de Ljung-Box para a série temporal de retornos da *commodity* etanol.

$k$ ( <i>Lags</i> )	g.l. <sup>(1)</sup>	$Q(k)$	p-valor
1	1	88,74	<0,001
2	2	88,99	<0,001
3	3	89,19	<0,001
4	4	91,73	<0,001
5	5	91,75	<0,001
6	6	94,39	<0,001

<sup>(1)</sup> g.l. = graus de liberdade.

A Tabela 3 exibe os resultados do teste de Ljung-Box referentes aos primeiros *lags* ao nível de significância de 5%. Portanto, rejeitamos a hipótese  $H_0$ , logo os retornos da *commodity* petróleo não são i.i.d..

Tabela 3: Teste de Ljung-Box para a série temporal de retornos da *commodity* petróleo.

$k$ (Lags)	g.l. <sup>(1)</sup>	$Q(k)$	p-valor
1	1	7,66	0,005647
2	2	7,72	0,02106
3	3	8,9	0,03064
4	4	11,87	0,01833
5	5	13,06	0,02285
6	6	13,54	0,03518

<sup>(1)</sup> g.l. = graus de liberdade.

De acordo com a Tabela 4, podemos rejeitar  $H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_m = 0$ , ao nível de significância de 5%. Portanto, podemos concluir que há correlação-cruzada entre as séries temporais de retornos das *commodities* açúcar, etanol e petróleo.

Tabela 4: Teste multivariado de Ljung-Box para as séries temporais dos retornos das *commodities* açúcar, etanol e petróleo.

$k$ (Lags)	g.l. <sup>(1)</sup>	$Q_k(m)$	p-valor
5	45	10514.91	<0,001
10	90	18628.40	<0,001
15	135	25148.88	<0,001
20	180	30545.50	<0,001
25	225	35420.21	<0,001
30	270	40034.88	<0,001

<sup>(1)</sup> g.l. = graus de liberdade.

Na Figura 5a, observa-se a diminuição do preço do açúcar a partir de 2006 até 2008 quando começou a crise financeira americana. Durante a crise, o preço aumenta até 2011 e, depois da crise, começa a diminuir. No período de crise, observam-se os maiores retornos (Figura 5b) e volatilidades (Figura 5c). Esta variação de preços é o resultado da correlação entre os preços do açúcar bruto com a demanda global desta *commodity*. O aumento dos preços entre 2008 e 2011 acompanhou o nível baixo do

indicador que relaciona o estoque e o consumo. Após 2011, apresentou-se um aumento dos níveis de estoque em relação ao consumo, conseqüentemente os níveis de preços e da volatilidade do açúcar diminuíram [89].

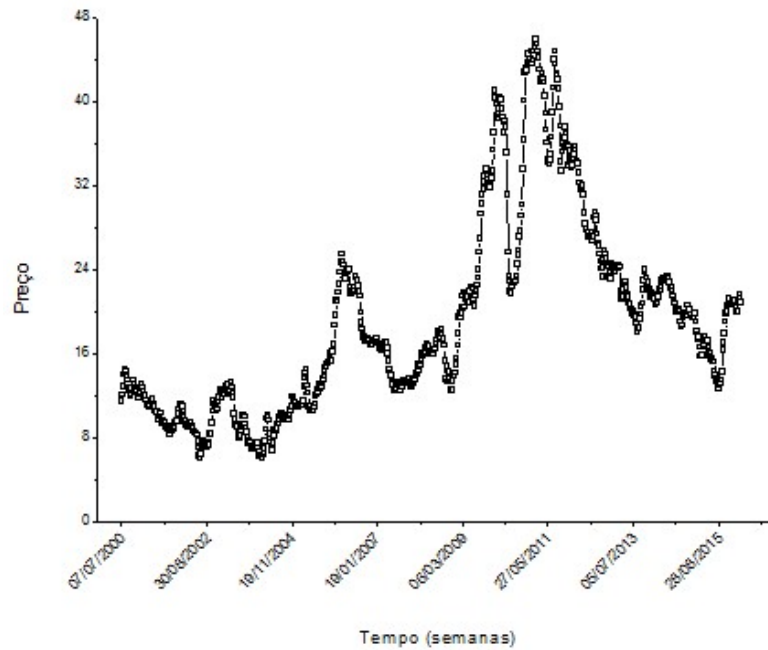


Figura 5a: Séries temporais originais dos preços do açúcar.

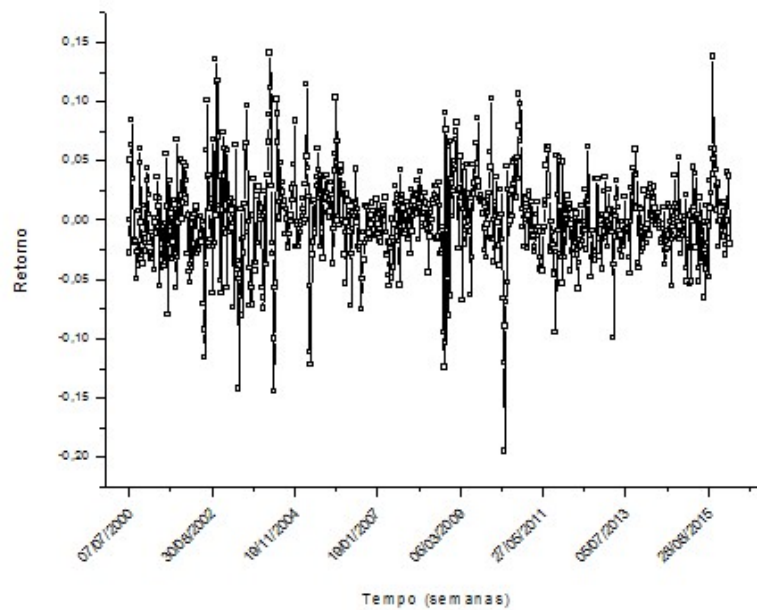


Figura 5b: Séries temporais de retornos dos preços do açúcar.

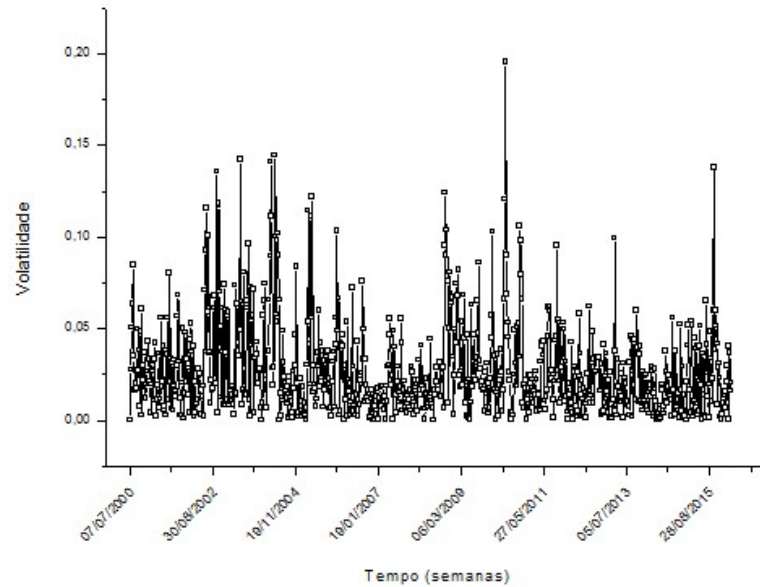


Figura 5c: Séries temporais de volatilidade dos preços do açúcar.

Observa-se que o preço de etanol aumentou no período 2010-2012, depois da crise financeira (Figura 6a). Este período coincide com o período de aumento do preço do açúcar (Figura 5a). O aumento do preço do açúcar gera uma maior produção de açúcar e menor produção de etanol, diminuindo a oferta e aumentando o preço deste combustível. Os maiores retornos e volatilidades foram observados em períodos de diminuição dos preços: 2001, 2003 e 2011 (Figuras 6b e 6c).

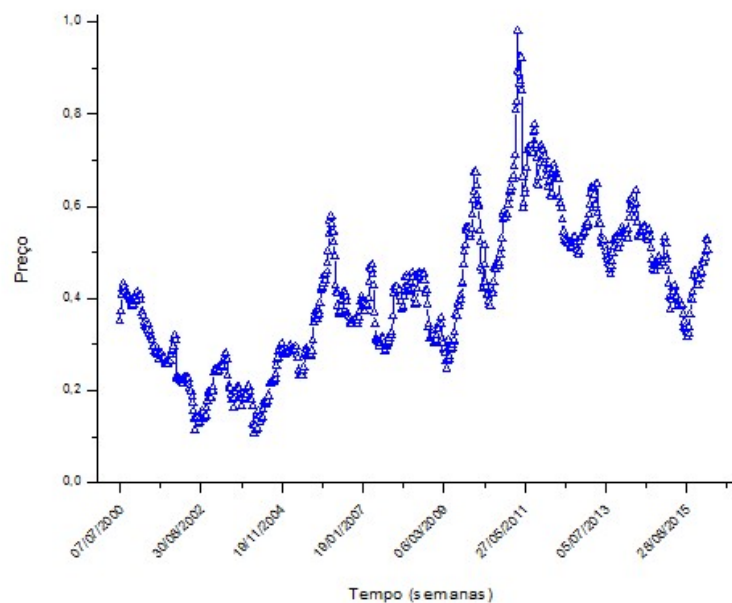


Figura 6a: Séries temporais originais dos preços do etanol.

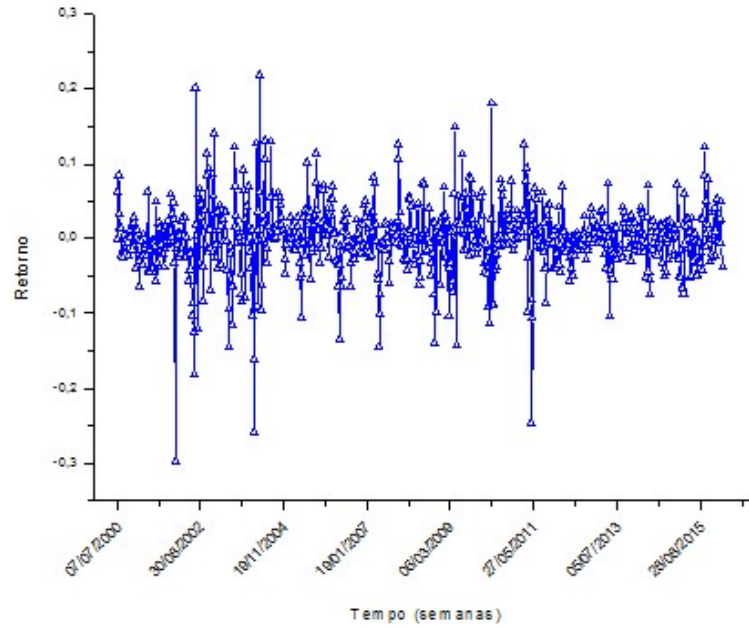


Figura 6b: Séries temporais de retornos dos preços do etanol.

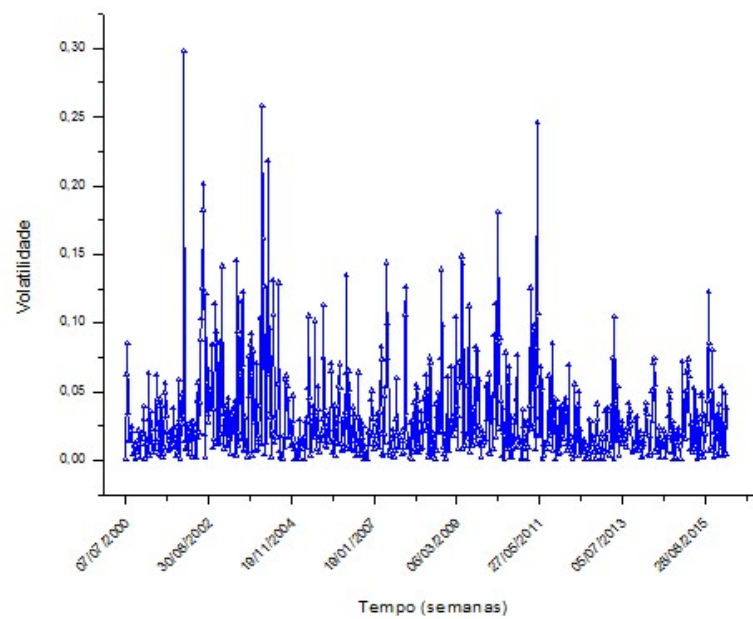


Figura 6c: Séries temporais de volatilidade dos preços do etanol.

Na Figura 7a observa-se o aumento de preço do petróleo em 2007 e, em seguida, a diminuição de preço em 2008. Esta grande variação dos preços (os maiores retornos e volatilidades são observados em 2008) foram resultados da instabilidade política no Oriente Médio, do levantamento da proibição à exploração de reservas de petróleo nos Estados Unidos e à crise financeira mundial [90].

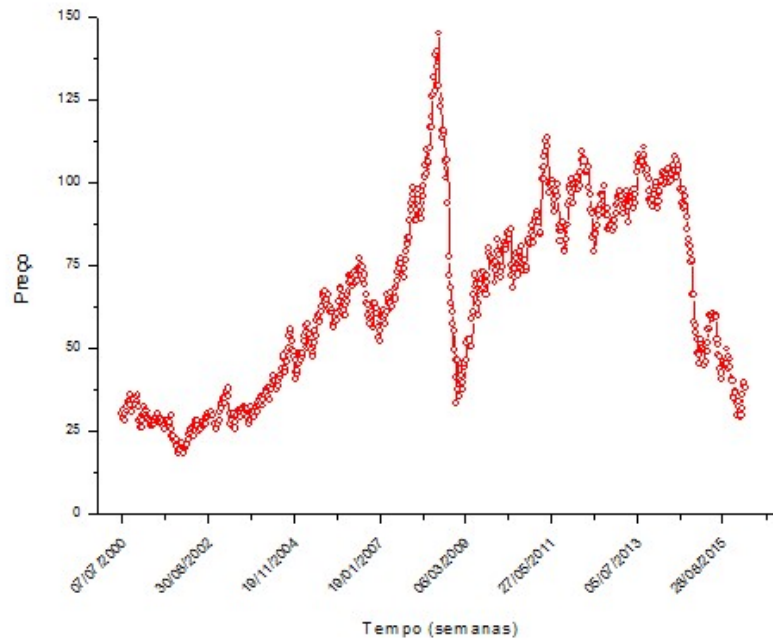


Figura 7a: Séries temporais originais dos preços do petróleo.

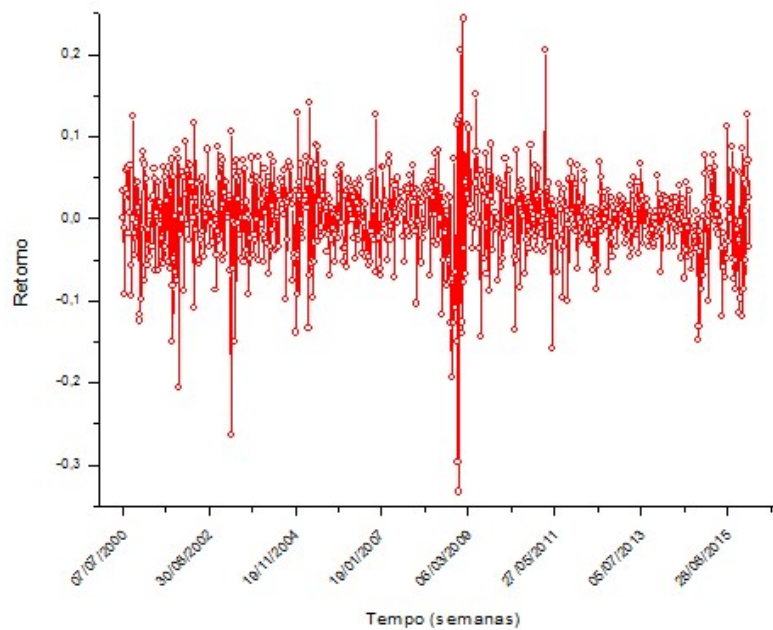


Figura 7b: Séries temporais de retornos dos preços do petróleo.



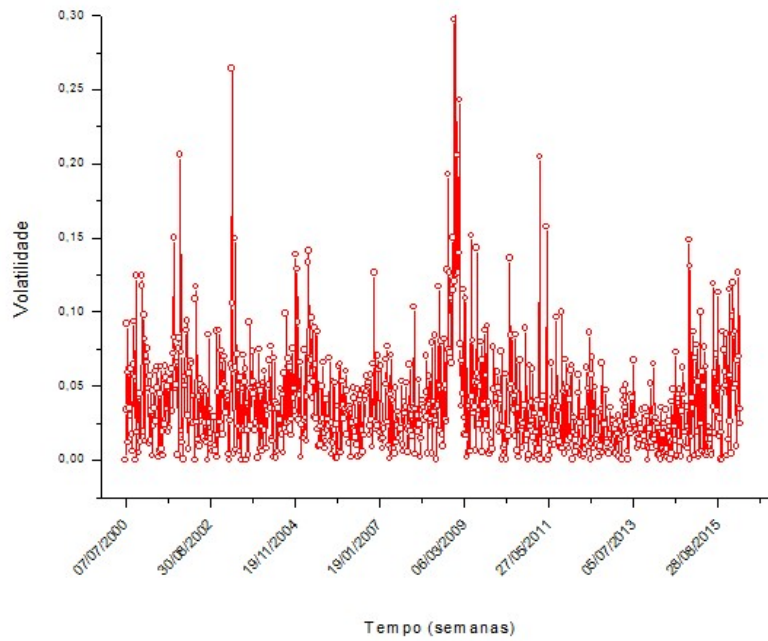


Figura 7c: Séries temporais de volatilidade dos preços do petróleo.

Todos os gráficos logarítmicos entre a função de flutuação e o tamanho de janela são lineares, indicando a existência das correlações de longo alcance em séries temporais de volatilidade do açúcar, etanol e petróleo, e também, a existência das correlações cruzadas de longo alcance entre os pares das séries analisadas (Figuras 8, 9 e 10).

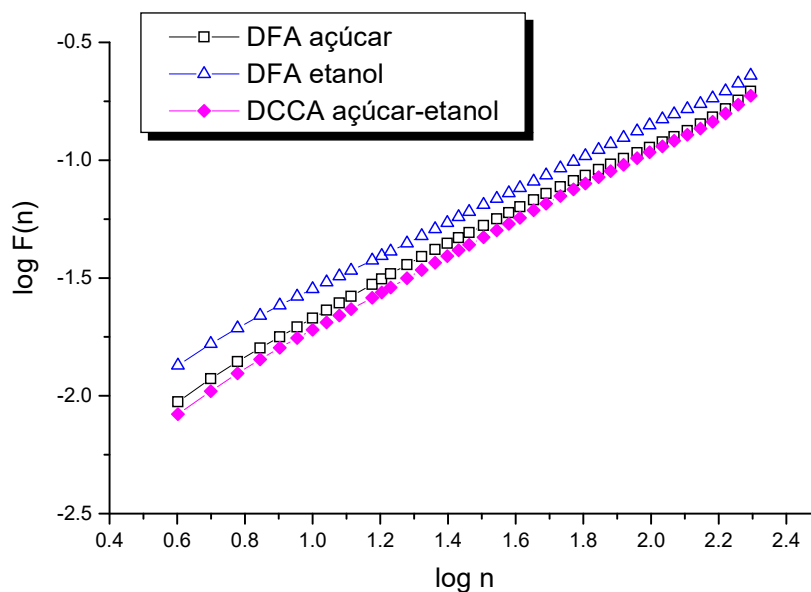


Figura 8: Análise DCCA das séries de volatilidade do açúcar e etanol.

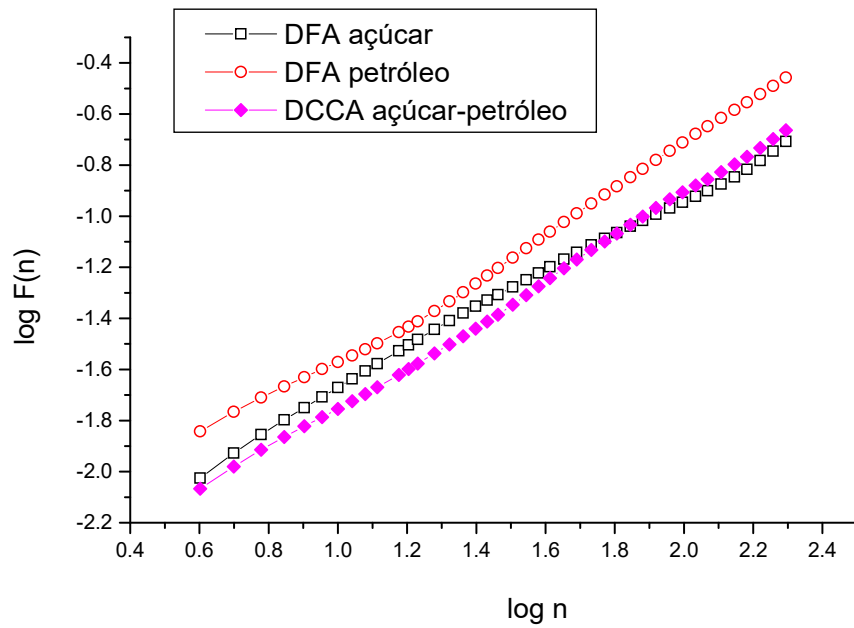


Figura 9: Análise DCCA das séries de volatilidade do açúcar e petróleo.

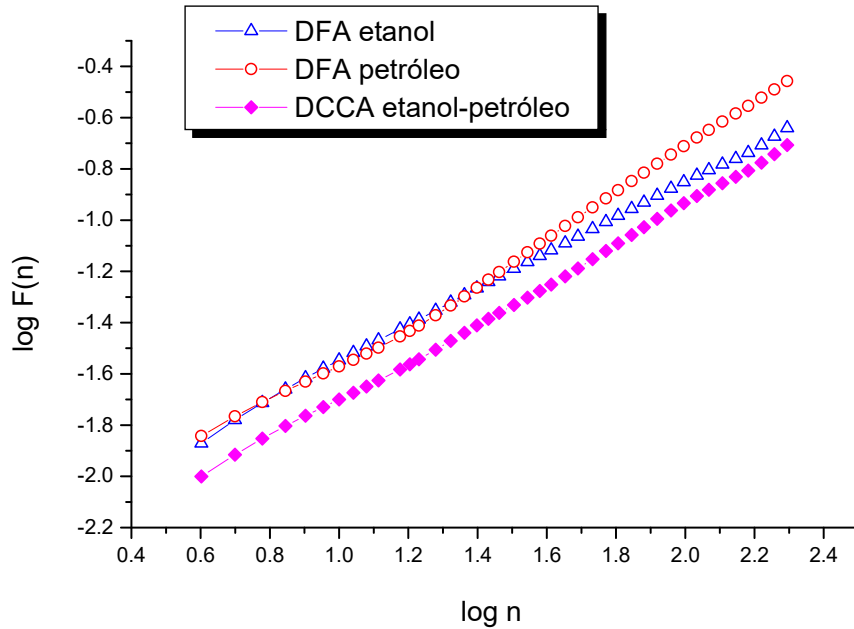


Figura 10: Análise DCCA das séries de volatilidade do etanol e petróleo.

Os expoentes da escala DFA ( $\alpha$ ) e DCCA ( $\gamma$ ) são calculados como coeficiente angular das retas dos gráficos correspondentes e são apresentados na Tabela 5, onde observa-se que todos os expoentes DFA e DCCA são maiores que

0,5; indicando a existência das correlações de longo alcance persistentes em séries de volatilidade do açúcar, etanol e petróleo; e também, das correlações cruzadas persistentes de longo alcance entre os pares das séries analisadas. A persistência é mais forte para o petróleo, cuja dinâmica dos preços é influenciada pelos fatores políticos e econômicos internacionais. As correlações cruzadas entre petróleo e açúcar são mais persistentes do que entre etanol-petróleo e açúcar-etanol, pelo fato de que os preços do açúcar e do petróleo são interligados via produção de etanol da cana-de-açúcar e via preço de transporte.

Tabela 5: Expoentes DFA (em negrito) e DCCA para séries de volatilidade do açúcar, etanol e petróleo

	açúcar	etanol	petróleo
açúcar	<b>0.741</b>		
etanol	0.767	<b>0.703</b>	
petróleo	0.838	0.761	<b>0.847</b>

Na Figura 11 pode-se observar os coeficientes DCCA e DPCCA das séries de volatilidade do etanol e açúcar, onde as correlações intrínsecas entre etanol e açúcar são positivas ( $\rho_{DPCCA} > 0$ ) e aumentam com escala temporal. O aumento de preço do etanol gera uma maior produção de etanol da cana-de-açúcar e, conseqüentemente, uma menor produção de açúcar; resultando a longo prazo em um desequilíbrio entre a demanda e a oferta (maior demanda do que a oferta) e no aumento do preço do açúcar. Nas escalas maiores de aproximadamente 8 meses observa-se a influência dos preços do petróleo ( $\rho_{DPCCA} > \rho_{DCCA}$ ), refletindo o efeito de “inércia” na variação de preços: a variação de preços do petróleo não afeta imediatamente as correlações entre os preços do etanol e do açúcar. A escala temporal de 8 meses coincide com a duração de período de safra da cana-de-açúcar no Brasil (entre os meses de abril e novembro, para a Região Centro-Sul, e entre novembro e abril, para a Região Nordeste) [91]. Durante o período de safra, os engenhos estocam e transportam a cana-de-açúcar para as usinas. O custo de transporte é diretamente influenciado pelo preço de petróleo e quando essa influência é excluída (com DPCCA), as correlações entre etanol e açúcar se tornam mais fortes ( $\rho_{DPCCA} > \rho_{DCCA}$ ) indicando que as correlações intrínsecas entre os mercados internos de energia e alimentos são mais forte do que quando as interações com mercado externo são consideradas.

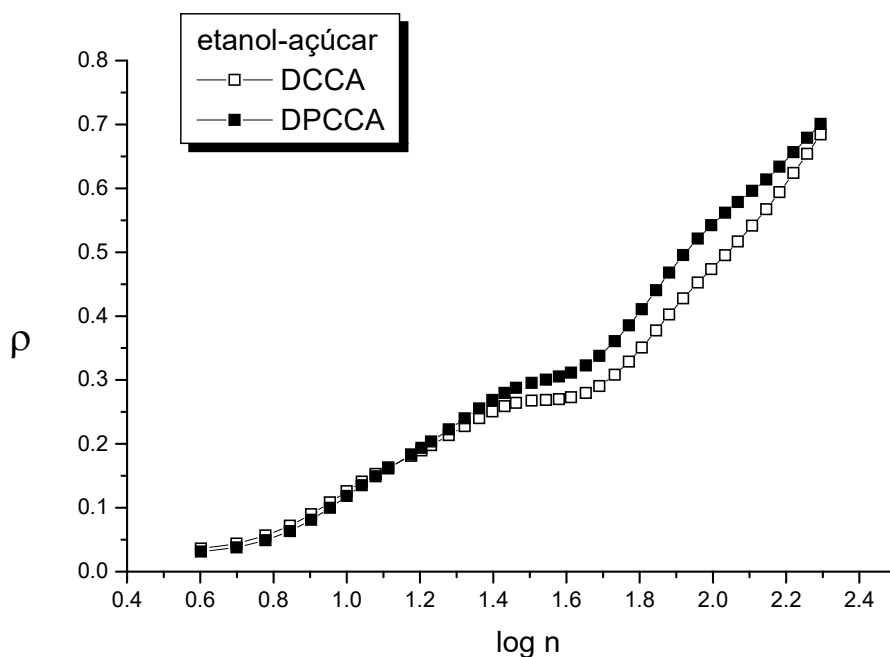


Figura 11: Coeficientes DCCA e DPCCA das séries de volatilidade do etanol e açúcar.

Na Figura 12, observa-se os coeficientes DCCA e DPCCA das séries de volatilidade do petróleo e açúcar. As correlações intrínsecas entre petróleo e açúcar também são positivas ( $\rho_{DPCCA} > 0$ ) e aumentam com aumento de escala temporal. O aumento de preço do petróleo gera a expectativa de aumento dos preços do etanol e leva a maior produção de etanol da cana-de-açúcar. Conseqüentemente, a produção de açúcar diminui, resultando a longo prazo em um desequilíbrio entre a demanda e oferta (maior demanda do que a oferta) e no aumento do preço de açúcar. Outro fator é o preço do transporte que aumenta com aumento do preço de petróleo. Nas escalas maiores que, aproximadamente, 5 meses observa-se a influência dos preços do etanol ( $\rho_{DPCCA} > \rho_{DCCA}$ ). O comportamento das correlações entre petróleo e açúcar é semelhante ao comportamento das correlações entre etanol e açúcar, refletindo a interação entre os mercados de energia e alimentos. Excluindo a influência do etanol (ao usar o DPCCA), as correlações entre petróleo e açúcar se tornam mais fortes ( $\rho_{DPCCA} > \rho_{DCCA}$ ). A correlação intrínseca entre etanol e açúcar (Figura 11) é mais forte do que entre petróleo e açúcar (Figura 12), indicando que o desvio de cana-de-açúcar para produção do etanol afeta mais os preços do açúcar do que variações de preços em mercado externo.

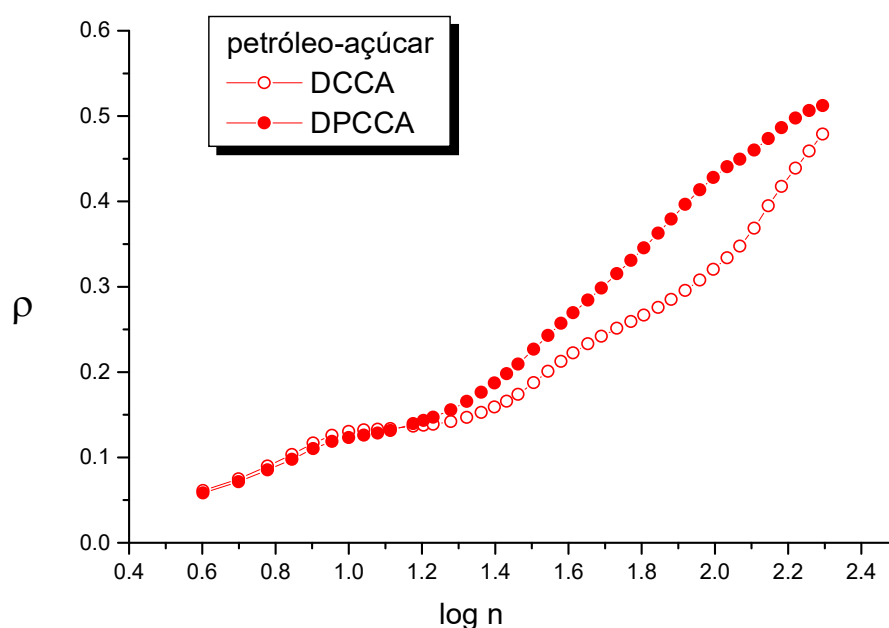


Figura 12: Coeficientes DCCA e DPCCA das séries de volatilidade do petróleo e açúcar.

Na Figura 13, observa-se os coeficientes DCCA e DPCCA das séries de volatilidade do petróleo e etanol. As correlações intrínsecas entre petróleo e etanol são fracas positivas ( $\rho_{DPCCA} > 0$ ) até a escala temporal de aproximadamente 3 meses, quando começam a diminuir e se tornam negativas ( $\rho_{DPCCA} < 0$ ). O aumento de preços do petróleo pode aumentar imediatamente o preço do etanol, resultando em maior produção de etanol e, conseqüentemente, maior oferta a longo prazo e diminuição do preço. Apesar de não ser óbvio que o preço do açúcar possa atuar como uma influência comum para ambos, etanol e petróleo, a diferença entre  $\rho_{DPCCA}$  e  $\rho_{DCCA}$  é mais profunda do que para açúcar-etanol e açúcar-petróleo. Nas escalas maiores, o DCCA mostra a correlação positiva ( $\rho_{DCCA} > 0$ ), enquanto as correlações intrínsecas reveladas pelo DPCCA são negativas ( $\rho_{DPCCA} < 0$ ).

O Brasil é um dos maiores exportadores de açúcar (40% de exportação mundial [64]) e os preços de açúcar são fortemente influenciados pelos fatores internacionais como as taxas de câmbio que afetam ambos mercados, de energia e de alimentos. Quian et al. [51] aplicaram DPCCA nos preços de petróleo e de ouro considerando *US dólar index* como influência comum e evidenciaram as correlações intrínsecas. Os resultados de DPCCA observados na Figura 13 indicam que a influência comum da taxa de câmbio pode ser transmitida pelo preço do açúcar para o etanol e petróleo. O comportamento das correlações entre etanol-petróleo é diferente do comportamento

das correlações entre açúcar-etanol e entre açúcar-petróleo: as correlações entre os mercados de energia e de alimentos são positivas, enquanto as correlações dentro do mercado de energia são negativas.

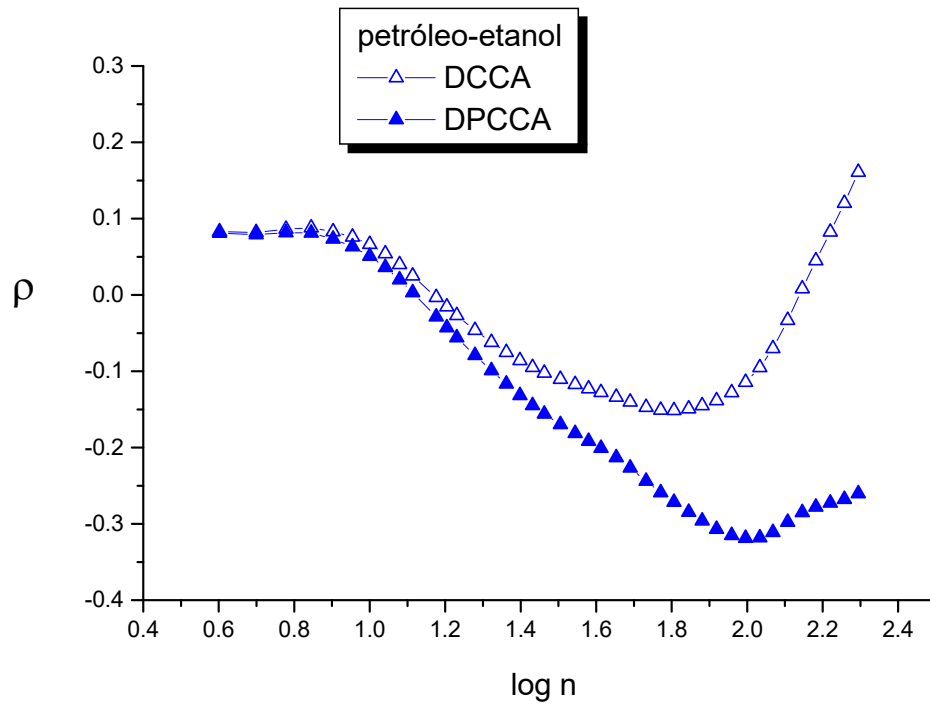


Figura 13: Coeficientes DCCA e DPCCA das séries de volatilidade do petróleo e etanol.

## 5. CONCLUSÃO

A relação entre os mercados brasileiros de energia e de alimentos é extremamente complexa e ainda não desvendada. Os dois mercados são altamente interligados e competitivos, sendo ambos influenciados por fatores globais (preços do petróleo) e características locais específicas do desenvolvimento econômico brasileiro (políticas governamentais e avanços tecnológicos, como plantas flexíveis na produção de etanol e açúcar da cana-de-açúcar).

Ambas *commodities* são produzidas da mesma matéria-prima (cana-de-açúcar), e conseqüentemente os preços são fortemente correlacionados. Estas correlações não podem ser completamente reveladas utilizando os métodos tradicionais, principalmente porque os preços do etanol e açúcar são influenciados pelos preços do petróleo. Isso dificulta a análise das correlações intrínsecas que podem ser diferentes em diferentes escalas temporais. O método *Detrended Partial Cross-Correlation analysis* (DPCCA) foi desenvolvido recentemente por Yuan et al. [52], para quantificar as correlações cruzadas de longo alcance entre séries temporais não estacionárias, eliminando a influência de outros sinais. Este método foi aplicado nas séries temporais de etanol, açúcar e petróleo, para analisar as correlações intrínsecas entre o mercado brasileiro de energia e alimentos. Os resultados mostraram:

- a) A existência das correlações de longo alcance em séries temporais de volatilidade de açúcar, etanol e petróleo; e também, a existência das correlações cruzadas de longo alcance entre os pares das séries analisadas.
- b) As correlações intrínsecas entre séries de volatilidade açúcar-etanol e açúcar-petróleo são positivas e aumentam com aumento da escala temporal. As correlações entre as séries de volatilidade açúcar-etanol são mais fortes do que entre as de volatilidade açúcar-petróleo, indicando que o desvio de cana-de-açúcar para produção de etanol afeta mais o preço do açúcar do que variações de preços em mercado externo.
- c) As correlações intrínsecas entre séries de volatilidade do petróleo e etanol são negativas e aumentam com o aumento de escala. A existência das correlações

intrínsecas indica que a influência dos fatores externos (como taxa de câmbio) pelo preço do açúcar pode ser transmitida para o etanol e petróleo.

- d) O comportamento das correlações entre etanol-petróleo é diferente do comportamento das correlações entre açúcar-etanol e açúcar-petróleo; pelo fato de que se tratam de duas *commodities* de segmento de energia. As correlações entre os mercados de energia e de alimentos são positivas, enquanto as correlações dentro do mercado de energia são negativas.

Espera-se que os resultados possam contribuir a um melhor entendimento da natureza da ligação dos mercados de energia e de alimentos e assim aumentar a base dos resultados empíricos, que são necessários para o desenvolvimento e validação dos novos modelos de previsão dos preços das *commodities* agrícolas. Estes modelos irão aumentar a capacidade do governo de controlar os preços de alimentos em períodos de crise e proteger a população de baixa renda; especialmente em zonas urbanas, e que gasta uma parte relativamente elevada do orçamento para compra de alimentos.

Em trabalho futuro planeja-se uma análise mais profunda da correlação intrínseca entre os preços do etanol e açúcar, utilizando correlação parcial em conjunto com método *Multifractal Detrended Cross-Correlation Analysis* (MF-DCCA). Esta análise vai revelar a natureza das correlações intrínsecas em subconjuntos de séries analisadas caracterizados com diferentes tamanhos de flutuações.



## 6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Haviland, W. A., Prins, H. E. L., McBride, B., Walrath, D. Cultural anthropology: the human challenge. Cengage Learning, 2013.
- [2] Nunes, S. P. O desenvolvimento da agricultura brasileira e mundial e a ideia de Desenvolvimento rural. DESER - Boletim eletrônico. Conjuntura agrícola, Nº 157, mar. 2007.
- Disponível em: <http://www.deser.org.br/documentos/doc/DesenvolvimentoRural.pdf>. Acessado em 28 de maio de 2017.
- [3] Baffes, J. A framework for analyzing the interplay among food, fuels, and biofuels. *Global Food Security*, 2(2), 110-116, 2013.
- [4] Hochman, G., Rajagopal, D., Timilsina G., Zilberman, D. Quantifying the causes of the global food commodity price crisis. *Biomass and Bioenergy*, 68,106–114, 2014.
- [5] Trostle, R., Marti, D., Rosen, S., Westcott, P. Why have food commodity prices risen again?. USDA ERS (US), Washington D.C, p. 29 Report No.: WRS-1103, 2011.
- [6] Abbott, P., De Battisti, A. B. Recent global food price shocks: Causes, consequences and lessons for African governments and donors. *Journal of African Economies*, 20(suppl 1), i12-i62, 2011.
- [7] Gregory, C. A., Coleman-Jensen, A. Do high food prices increase food insecurity in the United States?. *Applied Economic Perspectives and Policy*, 35(4), 679-707, 2013.
- [8] Lampietti, J. A., Michaels, S., Magnan, N., McCalla, A. F., Saade, M., Khouri, N. A strategic framework for improving food security in Arab countries. *Food Security*, 3(1), 7-22, 2011.
- [9] Bellemare, M. F. Rising food prices, food price volatility, and social unrest. *American Journal of Agricultural Economics*, 97(1), 1-21, 2015.
- [10] Sternberg, T. Chinese drought, bread and the Arab Spring. *Applied Geography*, 34, 519-524, 2012.
- [11] Smith, T. G. Feeding unrest disentangling the causal relationship between food price shocks and sociopolitical conflict in urban Africa. *Journal of Peace Research*, 51(6), 679-695, 2014.
- [12] Lagi, M., Bertrand, K. Z., Bar-Yam, Y. The food crises and political instability in North Africa and the Middle East. arXiv: 1108.2455v1 [physics.soc-ph] (<http://arxiv.org/pdf/1108.2455v1>), 2011.

- [13] Renewable Fuels Association – RFA. Disponível em: <http://www.ethanolrfa.org/resources/industry/statistics/>. Acessado em 10 de março de 2017.
- [14] U.S. Department of Energy's Office of Energy Efficiency and Renewable Energy – EERE. Alternative Fuels Data Center. Disponível em: <http://www.afdc.energy.gov/data/10331>. Acessado em 10 de março de 2017.
- [15] The Statistics Portal.  
Disponível em: <https://www.statista.com/statistics/271472/biodiesel-production-in-selected-countries/>. Acessado em 10 de março de 2017.
- [16] Fargione, J., Hill, J., Tilman, D., Polasky, S., Hawthorne, P. Land clearing and the biofuel carbon debt. *Science*, 319(5867), 1235-1238, 2008.
- [17] Saghayan, S. H. The impact of the oil sector on commodity prices: correlation or causation?, *J. Agr. Appl. Econ.*, 42, pp. 477–485, 2010.
- [18] Myers, R. J., Johnson, S. R., Helmar, M., Baumes, H. Long-run and Short-run Co-movements in Energy Prices and the Prices of Agricultural Feedstocks for Biofuel. *American Journal of Agricultural Economics*, aau003, 2014.
- [19] Chiu, F. P., Hsu, C. S., Ho, A., Chen, C. C. Modeling the price relationships between crude oil, energy crops and biofuels. *Energy*, 109, 845-857, 2016.
- [20] Du, X., McPhail, L. L. Inside the black box: the price linkage and transmission between energy and agricultural markets. *Energy Journal*, 33(2), 171-194, 2012.
- [21] Trujillo-Barrera, A., Mallory, M., Garcia, P. Volatility spillovers in US crude oil, ethanol, and corn futures markets. *Journal of Agricultural and Resource Economics*, 247-262, 2012.
- [22] Bentivoglio, D., Finco, A., Bacchi, M. R. P., Spedicato, G. European biodiesel market and rapeseed oil: what impact on agricultural food prices? *International Journal of Global Energy Issues*, 37(5-6), 220-235, 2014.
- [23] Abdelradi, F., Serra, T. Asymmetric price volatility transmission between food and energy markets: The case of Spain. *Agricultural Economics*, 46(4), 503-513, 2015.
- [24] Serra, T., Zilberman, D. Biofuel-related price transmission literature: A review. *Energy Economics*, 37, 141-151, 2013.
- [25] Zilberman, D., Hochman, G., Rajagopal, D., Sexton, S., Timilsina, G. The impact of biofuels on commodity food prices: Assessment of findings. *American Journal of Agricultural Economics*, 95(2), 275-281, 2013.

- [26] Serra, T., Zilberman, D., Gil, J. Price volatility in ethanol markets. *European Review of Agricultural Economics*, 38(2), 259-280, 2011.
- [27] Balcombe, K., Rapsomanikis, G. 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, 2008.
- [28] Kristoufek, L., Janda, K., Zilberman, D. Comovements of ethanol-related prices: evidence from Brazil and the USA. *GCB Bioenergy*, 8(2), 346-356, 2016.
- [29] Ariza-Villaverde, A. B. Multifractal detrended fluctuation analysis of sheep livestock prices in origin. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 392(19), 4466-4476, 2013.
- [30] He, L. Y., Chen, S. P. Are developed and emerging agricultural futures markets multifractal? A comparative perspective. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 389(18), 3828-3836, 2010.
- [31] Liu, L. Cross-correlations between crude oil and agricultural commodity markets. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 395, 293-302, 2014.
- [32] Zunino, L., Tabak, B. M., Serinaldi, F., Zanin, M., Pérez, D. G., Rosso, O. A. Commodity predictability analysis with a permutation information theory approach. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 390(5), 876-890, 2011.
- [33] Kristoufek, L., Vosvrda, M. Commodity futures and Market efficiency. *Energy Economics*, 42, 50-57, 2014.
- [34] Tabak, B. M., Serra, T. R., Cajueiro, D. O. Topological properties of commodities networks. *The European Physical Journal B*, 74(2), 243-249, 2010.
- [35] Kristoufek, L., Janda, K., Zilberman, D. Correlations between biofuels and related commodities before and during the food crisis: A taxonomy perspective. *Energy Economics*, 34(5), 1380-1391, 2012.
- [36] Kristoufek, L., Janda, K., Zilberman, D. Regime-dependent topological properties of biofuels networks. *The European physical journal. B, Condensed matter physics*, 86(2), 2013.
- [37] Cont, Rama. Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues. 2001.
- [38] Liu, Y., Gopikrishnan, P., Stanley, H. E. Statistical properties of the volatility of price fluctuations. *Physical Review E*, 60(2), 1390, 1999.
- [39] Wang, F., Shieh, S. J., Havlin, S., Stanley, H. E. Statistical analysis of the overnight and daytime return. *Physical Review E*, 79(5), 056109, 2009.

- [40] Ausloos, M. Statistical physics in foreign exchange currency and stock markets. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 285(1), 48-65, 2000.
- [41] Matia, K., Amaral, L. A. N., Goodwin, S. P., Stanley, H. E. Different scaling behaviors of commodity spot and future prices. *Physical Review E*, 66(4), 045103, 2002.
- [42] Siqueira, E. L., Stošić, T., Bejan, L., Stošić, B. Correlations and cross-correlations in the Brazilian agrarian commodities and stocks. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 389(14), 2739-2743, 2010.
- [43] Podobnik, B., Horvatic, D., Petersen, A. M., Stanley, H. E. Cross-correlations between volume change and price change. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 106(52), 22079-22084, 2009.
- [44] Rak, R., Drożdż, S., Kwapiień, J., Oświęcimka, P. Detrended cross-correlations between returns, volatility, trading activity, and volume traded for the stock market companies. *EPL (Europhysics Letters)*, 112(4), 48001, 2015.
- [45] Plerou, V., Gopikrishnan, P., Rosenow, B., Amaral, L. A. N., Guhr, T., Stanley, H. E. Random matrix approach to cross correlations in financial data. *Physical Review E*, 65(6), 066126, 2002.
- [46] Pincus, S. Approximate entropy as an irregularity measure for financial data. *Econometric Reviews*, 27(4-6), 329-362, 2008.
- [47] Shi, W., Shang, P. Cross-sample entropy statistic as a measure of synchronism and cross-correlation of stock markets. *Nonlinear Dynamics*, 71(3), 539-554, 2013.
- [48] Nobi, A., Lee, S., Kim, D. H., Lee, J. W. Correlation and network topologies in global and local stock indices. *Physics Letters A*, 378(34), 2482-2489, 2014.
- [49] Peng, C.-K., Buldyrev, S. V., Havlin, S., Simons, M., Stanley, H. E., Goldberger, A. L. Mozaic organization of DNA nucleotides. *Physical Review E* 49, 1685 -1689, 1994.
- [50] Podobnik, B., Stanley, H. E. Detrended cross-correlation analysis: a new method for analyzing two nonstationary time series. *Physical review letters*, 100(8), 084102, 2008.
- [51] Qian, X. Y., Liu, Y. M., Jiang, Z. Q., Podobnik, B., Zhou, W. X., Stanley, H. E. Detrended partial cross-correlation analysis of two nonstationary time series influenced by common external forces. *Physical Review E*, 91(6), 062816, 2015.
- [52] Yuan, N., Fu, Z., Zhang, H., Piao, L., Xoplaki, E., Luterbacher, J. Detrended partial-cross-correlation analysis: a new method for analyzing correlations in complex system. *Scientific reports*, 5, 8143, 2015.

- [53] International Food Policy Research Institute. 2010 Global Hunger Index: The challenge of hunger. Disponível em: <https://www.ifpri.org/publication/2010-global-hunger-index-challenge-hunger>. Acessado em 20 de junho de 2017
- [54] International Food Policy Research Institute. 2016 Global hunger index: Getting to zero hunger. Disponível em: <https://www.ifpri.org/publication/2016-global-hunger-index-getting-zero-hunger>. Acessado em 20 de junho de 2017
- [55] dos Santos Branco, R. Raul Prebisch e o desenvolvimento econômico brasileiro recente liderado por commodities. Revista Sociais e Humanas 26.1, 197-216, 2013.
- [56] Ministério do Desenvolvimento, I. e. C. E. M. Exportações de commodities, 2015. Disponível em: <http://www.mdic.gov.br/sitio/interna/interna.php?area=5&menu=1955>. Acessado em 16 de dezembro de 2015.
- [57] Agrícolas, N. Commodities, 2010. Disponível em: <https://www.noticiasagricolas.com.br/educacional/mercado-futuro/44200-commodities.html#.WUpC7mgrK01>. Acessado em 16 de dezembro de 2015.
- [58] BM&F BOVESPA (Bolsa de Valores, mercadorias e Futuros). Disponível em: <http://www.portalbrasil.net/bovespa.htm>. Acessado em 22 de janeiro de 2016.
- [59] Silva, O. Etanol: A revolução verde e amarela. São Paulo: Bizz Comunicações e produções, 2008.
- [60] Anciões, A. W. F. Avaliação tecnológica do álcool etílico. CNPq – Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico. Brasília. 2a Edição, 1980.
- [61] Penido Filho, P. O álcool combustível: obtenção e aplicação nos motores. São Paulo. Nobel, 1981.
- [62] Moura, A. P. Características do mercado de etanol no Brasil e nos Estados Unidos: uma análise do desempenho econômico a partir do ambiente institucional. Porto Alegre, 2012.
- [63] Cortez, L. A. B. Bioetanol de cana-de-açúcar: P&D para produtividade e sustentabilidade. Blucher, 2010.
- [64] União da Indústria de Cana-de-Açúcar (UNICA). Disponível em: <http://www.unica.com.br/download.php?idSecao=17&id=35831777>. Acessado em 06 de agosto de 2017.
- [65] Drabik, D., De Gorter, H., Just, D. R., Timilsina, G. R. The Economics of Brazil's Ethanol-Sugar Markets, Mandates, and Tax Exemptions. American Journal of Agricultural Economics, 97(5), 1433-1450, 2015.

- [66] União dos Produtores de Bioenergia – UDOP. Disponível em: <http://www.udop.com.br/index.php?item=alcool/>. Acessado em 24 de março de 2016.
- [67] U.S. Energy Information Administration – EIA. Disponível em: <https://www.eia.gov/dnav/pet/hist/LeafHandler.ashx?n=pets&s=rwtc&f=d>. Acessado em 24 de março de 2016.
- [68] Centro de Estudos Avançados em Economia Aplicada – CEPEA. Disponível em: <https://www.cepea.esalq.usp.br/>. Acessado em 09/04/2014.
- [69] Morettin, Pedro A.; Toloí, Clélia M. C. Análise de Series Temporais. 2. Ed. São Paulo: Blucher, 2006.
- [70] Spiegel, Murray R.; Stephens, Larry J. Estatística: Coleção Schaum. 4. ed. Bookman, 2009.
- [71] Tsay, R. S. Analysis of Financial Time Series. Financial Econometrics, A Wiley-Interscience Publication, 2002.
- [72] Hurst, H. E. Long-term storage capacity of reservoirs. Transaction of American Society of Civil Engineers 116, 770 - 808, 1951.
- [73] Ivanov, P. Ch, Ma, Q. D., Bartsch, R. P., Hausdorff, J. M., Nunes Amaral, L.A., Schulte-Frohlinde, V., Stanley, H.E., Yoneyama, M. Levels of complexity in scaleinvariant neural signals. Physical Review E 79, 041920, 2009.
- [74] Kavasseri, R. G., Nagarajan, R. Evidence of crossover phenomena in wind speed data. IEEE Transactions on Circuits and Systems 151, 2255 - 2262, 2004.
- [75] Matsoukas, A., Islam, S., Rodriguez-Iturbe, I. Detrended fluctuation analysis of rainfall and streamflow time series. Journal of geophysical research 105, 105 - 129, 2000.
- [76] Varotsos, P. A., Sarlis, N. V., Skordas, E. S. Detrended fluctuation analysis of the magnetic and electric field variations that precede rupture, Chaos 19, 023114, 2009.
- [77] Kiraly, A., Janosi, I. Detrended fluctuation analysis of daily temperature records: Geographic dependence over Australia. Meteorology and Atmospheric Physic 88, 119 - 128, 2005.
- [78] Costa, R. L., Vasconcelos, G. L. Long-range correlations and nonstationarity in Brazilian stock market. Physica A. Netherlands, v.329, p. 231 - 249, 2003.
- [79] Hu, K., Chen, Z., Ivanov, P. Ch., Carpena, P., Stanley, H. E. Effects of trends on detrended fluctuation analysis. Physical Review E 64, 011114, 2001.
- [80] Wang, Y.; Zhao, D.-Q. Detrended cross-correlation analysis of electroencephalogram. Chinese Physica B 21, 028703, 2012.

- [81] Xu, N.; Snang, P.; Kamae, S. Modeling traffic flow correlations using DFA and DCCA. *Nonlinear Dynamics* 61, 207 - 216, 2010.
- [82] Vassoler, R. T.; Zebende, G. F. DCCA cross-correlation coefficient apply in time series of air temperature and air relative humidity. *Physica A* 391, 2438 - 2443, 2012.
- [83] Podobnik, B., Horvatic, D., Petersen, A. M., Stanley, H. E. Cross-correlations between volume change and price change. *PNAS* 29, 22079 - 22084, 2009.
- [84] Zebende, G. F. DCCA cross-correlation coefficient: quantifying level of cross-correlation. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 390(4), 614-618, 2011.
- [85] Zebende, G. F., Da Silva, M. F., Machado Filho, A. DCCA cross-correlation coefficient differentiation: Theoretical and practical approaches. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 392(8), 1756-1761, 2013.
- [86] Shen, Chen-hua; Li, Cao-ling. An analysis of the intrinsic cross-correlations between API and meteorological elements using DPCCA. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*.446:100-9, 2016.
- [87] Piao, L., Fu, Z., Yuan, N. "Intrinsic" correlations and their temporal evolutions between winter-time PNA/EPW and winter drought in the west United States. *Scientific reports*, 6, 2016.
- [88] Yan, C., Zhai, L. S., Zhang, H. X., Wang, H. M., Jin, N. D. Cross-correlation analysis of interfacial wave and droplet entrainment in horizontal liquid-liquid two-phase flows. *Chemical Engineering Journal*, 320, 416-426, 2017.
- [89] Lieberg, V. A influência do estoque mundial de açúcar sobre o preço internacional dessa commodity. *Dissertação de mestrado, Escola de Economia de São Paulo, da Fundação Getúlio Vargas – EESP – FGV*, 2014.
- [90] Hastedt, G., Lybecker, D. L., Shannon, V. P. *Cases in International Relations: Pathways to Conflict and Cooperation*. CQ Press, 2014.
- [91] Agência Embrapa de Informação Tecnológica – AGEITEC.  
Disponível em: [http://www.agencia.cnptia.embrapa.br/gestor/cana-de-acucar/arvore/CONTAG01\\_97\\_22122006154841.html](http://www.agencia.cnptia.embrapa.br/gestor/cana-de-acucar/arvore/CONTAG01_97_22122006154841.html). Acessado em junho de 2017.