

THIAGO MATHEUS PAIVA DO PASSO

**ESTUDO DE SÉRIES TEMPORAIS DE PREÇOS DAS *COMMODITIES*
AGRÍCOLAS ATRAVÉS DA *TRANSFER ENTROPY***

**Recife, PE
Fevereiro de 2021**



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

**ESTUDO DE SÉRIES TEMPORAIS DE PREÇOS DAS *COMMODITIES*
AGRÍCOLAS ATRAVÉS DA *TRANSFER ENTROPY***

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

Área de Concentração: Biometria e Estatística Aplicada

Orientadora: Prof^a. Dr^a. Tatijana Stosic

Coorientadora: Dr^a. Lidiane da Silva Araújo

**Recife, PE
Fevereiro de 2021**

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal Rural de Pernambuco
Sistema Integrado de Bibliotecas
Gerada automaticamente, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

P289e Passo, Thiago Matheus Paiva do
ESTUDO DE SÉRIES TEMPORAIS DE PREÇOS DAS COMMODITIES AGRÍCOLAS ATRAVÉS DA
TRANSFER ENTROPY / Thiago Matheus Paiva do Passo. - 2021.
56 f. : il.

Orientadora: Tatijana Stosic.
Coorientadora: Lidiane da Silva Araujo.
Inclui referências.

Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal Rural de Pernambuco, Programa de Pós-Graduação em
Biometria e Estatística Aplicada, Recife, 2021.

1. Commodities agrícolas. 2. Entropia de Transferência. 3. Transferência de informação. 4. Crise
alimentar. I. Stosic, Tatijana, orient. II. Araujo, Lidiane da Silva, coorient. III. Título

CDD 519.5

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

**ESTUDO DE SÉRIES TEMPORAIS DE PREÇOS DAS
COMMODITIES AGRÍCOLAS ATRAVÉS DE *TRANSFER ENTROPY***

THIAGO MATHEUS PAIVA DO PASSO

Dissertação julgada adequada para obtenção do título de Mestre em Biometria e Estatística Aplicada, defendida e aprovada por unanimidade em 15/02/2021, pela Banca Examinadora.

Orientadora:

Prof^a. Dr^a. Tatijana Stosic
UFRPE - DEINFO

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Borko Stosic
UFRPE - DEINFO

Prof. Dr. Sílvio Fernando Alves Xavier Júnior
UEPB – DE

Dedicatória

Dedico à minha família, aos amigos, aos profissionais do Programa de Pós-graduação e aos profissionais da educação.

Agradecimentos

Primeiramente agradeço a Deus que me deu a vida, a saúde e o discernimento, estando sempre no controle de tudo que vivencio.

Aos meus pais pelo exemplo de vida e caráter, sempre me apoiando nos meus estudos, formação intelectual e profissional, propiciando as melhores condições possíveis à minha evolução pessoal. Pelo carinho da minha mãe, Elisabeth Passo. Pelos conselhos do meu pai, Carlos Passo.

Ao meu irmão José Passo Neto e a minha cunhada Thaciana Galba por torcerem e acreditarem em mim, com palavras de incentivo à busca de meus objetivos.

À minha amada Juliely de Araujo, pelo companheirismo, paciência, apoio aos meus estudos e à minha carreira, compartilhando alegrias, dificuldades e superações, fazendo nossas as minhas vitórias.

À minha querida sobrinha Sabrina pela energia e alegria que sempre tornaram meus momentos mais felizes.

Ao Professor Doutor Borko Stosic, que inicialmente assumiu a orientação da minha dissertação, estimulando-me à leitura e a pesquisa científica.

Especialmente à minha orientadora, Professora Doutora Tatijana Stosic, pela confiança, dedicação, estímulo e apoio científico, fundamentais na construção da minha dissertação. Grande exemplo e inspiração. Meu muito obrigado!

À minha coorientadora Lidiane da Silva Araújo, pelo apoio e estímulo na construção dessa dissertação.

Aos professores da banca examinadora pela disponibilidade e colaboração na análise desta dissertação.

À doutoranda Joelma Silva pela imensa disponibilidade e valiosa contribuição para esta dissertação.

Aos professores do Curso de Licenciatura em Matemática da UFRPE, onde tudo começou, pelo apoio e incentivo.

Ao secretário do Programa de Pós-Graduação em Biometria e Estatística Aplicada, Sr. Marco Santos, pela presteza durante minha permanência no mestrado.

Ao Programa de Pós-graduação em Biometria e Estatística Aplicada e a todos os professores e coordenadores que sempre me apoiaram.

Aos amigos e amigas que conquistei no ambiente de graduação e mestrado, pela grande parceria.

À Prefeitura de Toritama/Pernambuco, em especial as gestoras da Escola Municipal Rui Barbosa, Andreia Moura e Edjane Silva, pela colaboração e incentivo, tornando possível ajustar o meu trabalho à frequência das disciplinas da grade curricular do mestrado, bem como à conclusão da dissertação.

Aos professores e coordenadores da Escola Municipal Rui Barbosa pelo companheirismo e suporte para a efetivação do meu curso de mestrado.

Por fim, a toda a minha família, amigos e amigas que sempre torceram por mim, compartilhando conhecimentos e experiências de vida. A vocês, todo o meu carinho e gratidão!

“A menos que modifiquemos a nossa maneira de pensar, não seremos capazes de resolver os problemas causados pela forma como nos acostumamos a ver o mundo”.

Albert Einstein

“Existem muitas hipóteses em ciência que estão erradas. Isso é perfeitamente aceitável. Elas são a abertura para achar as que estão certas”.

Carl Sagan

Resumo

As *commodities* agrícolas são produtos de alta comercialização e afetam diretamente a economia mundial. Seus preços são definidos pelo mercado internacional de acordo com a oferta e demanda. Neste trabalho foi analisado o comportamento dos preços das *commodities* agrícolas brasileiras: açúcar, boi, café e soja, utilizando a Entropia de Transferência no período de 1997 até 2019. Esta medida é um parâmetro assimétrico que analisa a quantidade de informação que é transferida de uma fonte para o seu destino e foi aplicada nas séries temporais de preços, de retornos e de volatilidade das *commodities*, comparando os períodos antes e depois da crise alimentar. Os resultados mostraram que para as séries dos preços, a crise alimentar afetou a direção de transferência de informação entre os pares Açúcar/Boi, Açúcar/Soja e Boi/Soja. Para séries de retornos a direção de transferência de informação foi alterada em todos os pares de commodities com exceção de Açúcar e Soja. Para séries de volatilidade observou-se alteração em direção de fluxo de informação em pares Açúcar/Café, Boi/Soja e Café/Soja. Antes da crise observou-se transferência de informação de Açúcar para Boi, de Café para Boi e de Soja para Boi em todos os casos (preços, retornos, volatilidade), enquanto depois da crise em todos os casos observaram-se transferência de informação de Açúcar para Soja e de Café para Soja. Antes da crise a maior transferência de informação observou-se de Soja para Açúcar em séries de preços, de Soja para Boi em séries de retornos e de Café para Boi em séries de volatilidade. Depois da crise a maior transferência de informação observou-se de Café para Soja em séries de preços, de Açúcar para Soja em séries de retornos e de Boi para Soja em séries de volatilidade. Para séries de retornos a transferência total de informação entre os pares de *commodities* diminuiu depois da crise indicando que o mercado de *commodities* analisadas foi mais eficiente em período depois da crise alimentar.

Palavra-chave: *Commodities* agrícolas, Entropia de Transferência, Transferência de informação, Crise alimentar

Abstract

Agricultural *commodities* are highly commercialized products and directly affect the world economy. Their prices are defined by the international market according to supply and demand. In this work, the behavior of daily prices of Brazilian agricultural *commodities* sugar, cattle, coffee and soy was analyzed, using the *Transfer Entropy*, for the period from 1997 to 2019. This measure is an asymmetric parameter that analyzes the amount of information which is transferred from a source to its destination, and was applied to the time series of prices, returns and volatility of *commodities*, comparing the periods before and after the food crisis. The results showed that for the price series, the food crisis affected the direction of information transfer between the sugar/cattle, sugar/soy and cattle/soy pairs. For the series of returns, the direction of information transfer was changed in all commodity pairs with the exception of sugar and soy. For the series of volatility, changes were observed in the direction of the information flow in sugar/coffee, cattle/soy and coffee/soy pairs. Before the crisis, there was an information transfer from sugar to cattle, from coffee to cattle and from soy to cattle in all cases (prices, returns, volatility), while after the crisis in all cases the information transfer was observed from sugar to cattle, sugar to soy and from coffee to soy. Before the crisis, the greatest transfer of information was observed from soy to sugar in series of prices, from soy to cattle in series of returns and from coffee to cattle in series of volatility. After the crisis, the greatest transfer of information was observed from coffee to soy in price series, from sugar to soy in return series and from cattle to soy in volatility series. For series of returns, the total transfer of information between the pairs of *commodities* decreased after the crisis indicating that the analyzed *commodities* market was more efficient in the period after the food crisis.

Keywords: Agricultural commodities, Transfer Entropy, Information transfer, Food crises.

Lista de Figuras

Figura 1. Séries de preços, retornos e volatilidade do açúcar. Os períodos pré e pós a crise são separados pela linha vertical.....	37
Figura 2. Séries de preços, retornos e volatilidade do boi. Os períodos pré e pós a crise são separados pela linha vertical.....	38
Figura 3. Séries de preços, retornos e volatilidade do café. Os períodos pré e pós a crise são separados pela linha vertical.....	39
Figura 4. Séries de preços, retornos e volatilidade da soja. Os períodos pré e pós a crise são separados pela linha vertical.....	40
Figura 5. Net TE entre as séries de preços das <i>commodities</i> para os períodos pré (azul) e pós (vermelho) a crise.....	44
Figura 6. Net TE entre as séries de retornos das <i>commodities</i> para os períodos pré (azul) e pós (vermelho) a crise.....	45
Figura 7. Net TE entre as séries de volatilidade das <i>commodities</i> para os períodos pré (azul) e pós (vermelho) a crise.....	46

Lista de Tabelas

Tabela 1. <i>Commodities</i> Agrícolas.....	30
Tabela 2. Boi.....	31
Tabela 3. Açúcar.....	32
Tabela 4. Café.....	34
Tabela 5. Soja	35
Tabela 6. TE dos preços das <i>commodities</i> na pré-crise.....	41
Tabela 7. TE dos preços das <i>commodities</i> na pós-crise.....	41
Tabela 8. TE entre as séries de retornos para o período pré-crise (1997-06/2007)	41
Tabela 9. TE entre as séries de retornos para o período pós-crise (07/2007-2019) ...	41
Tabela 10. TE entre as séries da volatilidade para o período pré-crise (1997-06/2007)	42
Tabela 11. TE entre as séries da volatilidade para o período pós-crise (07/2007-2019).....	42
Tabela 12. Net TE das correlações entre as séries temporais de preços, de retornos e da volatilidade das <i>commodities</i>	43

Lista de Abreviatuas e Siglas

AppEn – *Approximated Entropy*

DEINFO – Departamento de Estatística e Informática

MI – *Mutual Information*

Net TE – *Net Transfer Entropy*

PE – *Permutation Entropy*

SampEn – *Sample Entropy*

TE – *Transfer Entropy*

UEPB – Universidade Estadual da Paraíba

UFRPE – Universidade Federal Rural de Pernambuco

Sumário

1.	INTRODUÇÃO.....	15
2.	OBJETIVOS.....	16
2.1.	Objetivo geral.....	16
2.2.	Objetivos específicos.....	16
3.	REVISÃO DE LITERATURA.....	17
3.1.	<i>Commodities</i>	17
3.1.1.	<i>Commodities</i> agrícolas.....	18
3.1.2.	<i>Commodities</i> agrícolas e economia.....	19
3.1.3.	Crise <i>subprime</i>	20
3.1.4.	Complexidade das séries temporais.....	22
3.2.	Medidas de entropia.....	22
3.2.1.	Entropia de Shannon.....	23
3.2.2.	Informação mútua.....	24
3.2.3.	Entropia amostral.....	24
3.2.4.	Entropia de permutação.....	26
3.2.5.	Entropia Renyi.....	27
3.2.6.	Entropia Tsallis.....	28
3.2.7.	Entropia de transferência.....	28
4.	MATERIAIS E MÉTODOS.....	30
4.1.	Área de estudo/Dados.....	30
4.1.1.	Boi.....	30
4.1.2.	Açúcar.....	31
4.1.3.	Café.....	33
4.1.4.	Soja.....	34
4.2.	Metodologia.....	36
5.	RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	37
6.	CONCLUSÃO.....	47
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	48

1. INTRODUÇÃO

A agricultura brasileira vem sofrendo grandes transformações na última década, modernizando-se com novas tecnologias e insumos avançados. Desde o ano de 2010, como exportador agrícola, fica atrás apenas dos Estados Unidos e da União Europeia, mas possui grande potencial de desenvolvimento. Condições favoráveis como solo, clima, além da mecanização do campo e expansão da fronteira agrícola, colaboram para a produção de uma agricultura diversificada destacando a soja, o açúcar e o café. No que diz respeito a carne bovina, o fator que propicia o aumento na produção dessa *commodity* corresponde ao incremento sucessivo da produtividade.

O Brasil vem se destacando como grande potência no mercado internacional em relação a produção e exportação de *commodities* (LIMA et al., 2019). Esse mercado causa importante impacto econômico no comércio e provoca uma relação de dependência dos preços estabelecidos internacionalmente.

Com o aumento da demanda internacional os preços são elevados e geram lucros para as empresas produtoras. Entretanto, num quadro de recessão, ocorre a desvalorização das *commodities*, comprometendo os lucros das empresas. Verifica-se nesse contexto uma padronização reconhecida internacionalmente. A integração do Brasil a esse mercado torna mais eficaz o mecanismo de transmissão de preços das *commodities*.

O comércio de *commodities* agrícolas tem despertado grande cautela na área econômica, em razão do aumento dos preços das *commodities* de alimentos ocorrido na última década (NAZLIOGLU; SOYTAS, 2012, BECKMANN; CZUDAJ, 2014). A alta do dólar está diretamente relacionada e impacta nos preços dos alimentos importados. A soja têm o preço definido em dólar no mercado internacional. Quando o dólar sobe esse produto também fica mais caro no mercado interno e reflete em outros alimentos.

Neste trabalho será realizada uma pesquisa sobre as *commodities* agrícolas, produzidas em larga escala e comercializadas em nível mundial. Serão analisadas as *commodities*: açúcar, soja, café e boi gordo, utilizando o método Entropia de Transferência (*Transfer Entropy* – TE) (SCHREIBER, 2000). Este método tem origem em Teoria de Informação e serve para quantificar a direção de fluxo de informação entre as séries temporais.

Nesta dissertação a complexidade das séries de preços de *commodities* são avaliadas utilizando-se as medidas da Entropia de transferência (*Transfer entropy* - TE) empregadas às séries de preços das *commodities* agrícolas (café, açúcar, boi e soja), visando estudar a relação entre os preços desses produtos durante o período de 1997 a 2019.

2. OBJETIVOS

2.1. Objetivo Geral

Estudar a relação entre as *commodities* do mercado agrícola brasileiro através do método Entropia de Transferência.

2.2. Objetivos Específicos

- a) Aplicar a Entropia de Transferência nos preços diários dos produtos agrícolas.
- b) Analisar a direção de fluxo de informação da variabilidade temporal dos preços entre os pares de *commodities*.
- c) Comparar períodos antes e depois da crise alimentar.

3. REVISÃO DE LITERATURA

3.1. *Commodities*

Commodities é o plural do termo proveniente da língua inglesa *Commodity* e originalmente significa mercadoria. São matérias primas básicas, de qualidade e características quase uniformes encontradas em estado bruto e que sofreram pouco ou quase nenhum processamento. Na sua grande maioria pode ser estocada por determinado período sem perda significativa na qualidade. A produção ocorre em grande quantidade e recebe influência de fatores climáticos e econômicos, em especial as que são produzidas pelo setor agrícola. Devem possuir características homogêneas, não havendo interferência do fabricante. Ou seja, no mercado de *commodities* o que fica implícito no contrato é a padronização da mercadoria e não a qualidade característica da marca de determinado produtor.

Numa perspectiva mundial algumas *commodities* são negocialmente mais destacadas, em razão de uma estrutura de mercado que torna possível essa forma de investimento. As *commodities* são utilizadas em operações de comércio de matérias primárias nas bolsas de mercadorias. Possuem cotação e negociação globais servindo de base da economia e sua comercialização é definida no mercado financeiro internacional (MEICES, 2018). O que define o valor de uma *commodity* é a lei da oferta e da procura. Os preços oscilam de acordo com a oferta e demanda, podendo resultar em perdas para quem transacionou os produtos. Costumam depender das condições climáticas das regiões onde são produzidas e na possibilidade de ocorrer algum desequilíbrio, a exemplo de chuvas intensas, os preços tendem a sofrer variações bruscas e os ganhos podem ser afetados.

O Brasil se desenvolveu como uma superpotência agrícola no mercado global de alimentos. Seu território destaca-se pela vastidão em recursos naturais, possibilitando um grande potencial na produção de matérias primas. No cenário mundial é o terceiro maior exportador agrícola, perdendo apenas para os Estados Unidos e a União Européia (FAO, 2018). Na pauta de exportação está a soja, o açúcar, o suco de laranja, o café, a carne de frango, a carne bovina, a carne suína, o milho e o algodão (MUELLER, B e MUELLER, C, 2016). No mercado interno as *commodities* têm importância significativa na associação com o

agronegócio, em face das inúmeras atividades que este segmento envolve na cadeia produtiva agrícola e pecuária, fazendo uso da tecnologia com vistas ao aumento na produtividade (ROCHA et. al., 2018).

A exportação da soja levou o Brasil à categoria de maior exportador mundial. Entretanto, outras *commodities* agrícolas também têm alavancado o comércio com outros países (ROCHA et al. 2018). O Brasil beneficia-se com o comércio da produção agrícola no seu território, mas depende dos preços estabelecidos internacionalmente. Quando determinadas matérias primas são consideradas *commodities*, o preço é gerido pela cotação do mercado geralmente nas bolsas de valores. Diante disso, em um quadro de recessão mundial, as *commodities* ficam desvalorizadas e comprometem os lucros das empresas.

3.1.1. *Commodities* Agrícolas

As *commodities* são matérias primas que geram outros produtos ou subprodutos. As *commodities* agrícolas, chamadas de *soft commodities*, são as que servem como matéria prima para a produção de outros bens. Podem ser produzidas em larga escala e estocadas por longo período sem perder a sua qualidade. Indispensáveis para a nossa sobrevivência e desenvolvimento dos países. No Brasil elas têm grande impacto na economia, podendo ser um dos principais métodos de captação de recursos.

O alto valor de mercado é o que diferencia uma *commodity* de um gênero alimentício. Estes são bens primários sem destaque econômico e quando convertidos em *commodity* passam a ter um valor padrão fixado. Além desse aspecto, algumas *commodities* agrícolas possuem outra importante característica que é servir de base para a fabricação de outros produtos, como é o caso da soja. Esta também é responsável pela grande exportação e movimentação da economia do Brasil (ROCHA, et. al. 2018).

A soja é tida como uma das principais *commodities* nacional e mundial. É muito valorizada na economia com seus diversos produtos derivados do grão *in natura*. No Brasil a história da soja tem início no século XIX, porém foi na década de 1960 que passou a ser vista por sua potencialidade na subsistência do país. Sua relação com outros produtos também serviu para alavancar a sua importância, sendo excelente

alternativa para a sucessão da cultura do trigo no período em que este não era produtivo. Na relação com a produção de suínos e aves, serve como ração na fabricação de farelo de soja (ADVFN Brasil).

No universo das *commodities* o café tem grande importância na economia mundial, sendo um valioso produto primário. Seu cultivo, comercialização e mercado proporcionam lucro exponencial. Tem alto potencial produtivo, dinamismo comercial e de notável valor econômico. O Brasil produz grande volume a preços acessíveis para o mercado mundial, utilizando colheita mecanizada e métodos de processamento mais em conta (Sindicafé-MG).

O açúcar é uma *commodity* essencial e muito fabricada em diversas partes do mundo. É produzida a partir da cana-de-açúcar e da beterraba através de processos industriais e agrícolas e requer grande utilização da mão de obra e capital. A maioria dos países produtores de açúcar estabelece políticas, regras próprias, tarifas e impostos alfandegários que afetam a produção. O Brasil lidera na produção mundial do açúcar, utilizando gestão e tecnologia avançadas. A adoção da geotecnologia resulta em retorno mais célere e preciso diante da necessidade de expansão e incremento do setor canavieiro (ADVFN Brasil).

O resultado de grande investimento em tecnologia proporcionou salto gigantesco na qualidade e produtividade da carne bovina, levando-a ao patamar de uma das mais importantes *commodities* agrícolas, muito consumida no mundo. A cadeia produtiva destaca-se pelo incremento organizacional voltado para a qualidade da carne. Salienta-se que a carne *commodity* segue padrões e especificações com nível de qualidade, devendo ser um produto seguro. No Brasil, tem grande importância por estar relacionada ao agronegócio e a produção cercada de grande incremento tecnológico (Embrapa).

3.1.2. *Commodities* Agrícolas e Economia

As *commodities* agrícolas são tidas como produtos extremamente importantes. O súbito aumento nos preços incide em desdobramentos na segurança alimentar e no bem-estar social, principalmente no tocante aos países em desenvolvimento. Nos últimos anos a alta dos preços dos alimentos provocou diálogos no cenário mundial, havendo preocupação no tocante a elevação dos recursos financeiros para a aquisição de alimentos básicos (FAO, 2008).

Entre os anos de 2010 e 2011, foi registrado grande aumento nos preços das *commodities* agrícolas por uma série de fatores, como mudanças nos padrões de consumo, especulação, alterações climáticas ocorridas em grandes países produtores de grãos, a exemplo dos Estados Unidos, a inércia do crescimento da produção, em razão do tímido investimento na infraestrutura e na tecnologia (ABBOTT; TYNER, 2008).

De acordo com os valores disponíveis do Índice de Preços de Alimentos do Banco Mundial, estima-se que o fator inflacionário em 2010 elevou os preços médios globais de alimentos em 37%, o que provocou aumento no número de pessoas pobres no mundo, sendo importante frisar as características peculiares de cada local. (IVANIC; MARTIN; ZAMAN, 2012).

A economia mundial tem grande associação com a transação de volume de *commodities*, aquecendo a demanda. Em sistema de cadeia, amplia a participação da carne que impulsiona o consumo de grãos para ração (ROSEGRANT; CLINE, 2003). Esse contexto afeta diretamente os preços das *commodities* agrícolas, os quais estão mais relacionados entre os países produtores.

No ano de 2007 ocorreu um evento excepcional na história americana que desencadeou grande turbulência nos mercados mundiais: o colapso do Banco Americano Lehman Brother, caracterizando o ápice da crise financeira do *Subprime*. A negativa das autoridades americanas em prover apoio financeiro ao banco, intensificou ainda mais a crise e provocou pânico no mercado global. Nos desdobramentos da crise financeira aumentaram as aflições com relação a sobrevivência do sistema bancário e seus impactos recessivos, atingindo todos os setores econômicos (MCDONALD, 2015).

3.1.3. Crise *Subprime*

A crise *Subprime*, também denominada de “bolha imobiliária americana”, teve como marco inicial a queda do índice Dow Jones em julho de 2007, provocada pela perspectiva de colapso hipotecário. A derrocada do mercado imobiliário americano foi um dos pontos centrais da crise que gerou enormes perdas e recursos financeiros em ativos deste mercado (FREITAS, SILVA e FIGUEIREDO, 2016).

A *Subprime* foi uma crise econômica de grandes proporções tendo como causa direta a concessão de créditos hipotecários para pessoas que não reuniam capacidade financeira de pagamento e conseqüentemente provocou a quebra de grandes bancos no cenário mundial, inclusive no Brasil com a elevação da volatilidade da taxa de câmbio.

Na visão de alguns economistas a Crise *Subprime* foi avaliada como a mais grave crise financeira ocorrida desde o CRASH da bolsa de Nova York datado de 1929 (GALLE, et. al., 2009; VIZI, 2011; BORGES, et. al., 2011). Atingiu de forma mundial as classes e títulos financeiros, comprometendo sobremaneira o comportamento do comércio e economias emergentes (EICHENGREEN, et. al., 2010). O início da crise se deu com a baixa nos preços dos imóveis na América do Norte e seguidamente ocorreu o aumento das dívidas com hipotecas, afetando a economia.

Posterior a crise das empresas “ponto com”, bolha especulativa caracterizada pelo aumento das ações de empresas do ramo tecnológico, o *Federal Reserve* (FED) espécie de banco central americano, promoveu a aceleração do mercado imobiliário reduzindo a taxa de juros, favorecendo à aquisição da casa própria e uma explosão de investimentos. A junção de lucro de mercado, de hipoteca e o crescimento dos preços dos imóveis incrementaram a participação nesse negócio, ampliando o risco e complexidade (KRUGMAN, 2009). Os bancos agregaram os créditos de pessoas que reuniam condições financeiras para efetuarem o pagamento às que não dispunham da mesma condição (caracterizados de Créditos *Subprime*), repassando ao mercado. Essa medida se viu para minimizar o prejuízo.

O banco americano *Lehman Brother* acionou a corte de falência de Nova York com pedido de concordatas, mas a negativa das autoridades americanas em prover apoio financeiro ao banco intensificou a crise e provocou pânico no mercado global, relativo a sobrevivência do sistema bancário.

Com relação ao Brasil verificou-se grande impacto na conjuntura econômica, processo de desaceleração do produto interno bruto (PIB), aumento do desemprego e redução na concessão de crédito. Considerando a solidez do sistema bancário brasileiro e monitoramento dos órgãos de supervisão, o país foi um tanto quanto preservado do desastre do sistema financeiro norte americano reduzindo o impacto da crise de 2008 (DULCI, 2009).

3.1.4. Complexidade das Séries Temporais

No tocante aos métodos de análise de dados de séries temporais, dos que analisam a complexidade são destacados como dos mais relevantes os métodos fractais e multifractais, para quantificar a alta similaridade; métodos derivados de teoria de informação para medir o estado de desordem de um sistema não linear (TANG et al, 2015).

As técnicas de análise de complexidade de dados de séries temporais são tratadas em diversos estudos. Conforme segue:

- Lopes e Betrouni, (2009), analisaram fractalidade de sinais médicos utilizando técnicas mono e multifractais.
- Sun et. al., (2006) efetivaram um levantamento dos métodos mais usados para estimar a dimensão fractal e suas aplicações em problemas de sensoriamento remoto.
- Kantelhardt, (2012), aplicou métodos de análise de mono e multi fractalidade para dados de séries temporais estacionárias e não estacionárias.
- Zanin et. al., (2012), pesquisaram os fundamentos teóricos da *Permutation Entropy* (PE) bem como as aplicações para os mercados econômicos e sistemas financeiros.
- Zanin et. al., (2012), sugeriram uma avaliação da *Sample Entropy* (SampEn) na análise não invasiva de fibrilação atrial.
- Marwan et. al., (2007), expuseram uma revisão abrangente de métodos baseados em recorrência e suas aplicações.
- Rosso et. al., (2007), realizou uma abordagem de distinção entre ruído e caos utilizando *Permutation Entropy* e uma medida de complexidade estatística.

3.2. Medidas de Entropia

A entropia é uma medida estudada em diversas áreas. Na física corresponde a medida da quantidade de desordem que há em um sistema. Na estatística representa uma medida de quantidade de incerteza associada com uma variável aleatória. Em teoria da informação a ideia de entropia foi apresentada por Shannon (1948), com o objetivo de estudar a transmissão de sinais (COVER e THOMAS, 1991).

3.2.1. Entropia de Shannon

O conceito de entropia de Shannon (1948) originalmente foi construído dentro da estrutura da teoria matemática da comunicação ou teoria da informação, neste campo para estudar a transmissão de sinais. É uma medida de incerteza na estatística sobre os resultados de um processo: $H(x)$ de uma variável aleatória X com função de probabilidade $P(X) = p(x)$ é definida:

$$H(x) = - \sum p(x) \log p(x) \quad (1)$$

O *logaritmo* é considerado na base 2 e, a entropia é expressa em *bits*.

Verifica-se que a entropia é uma função da distribuição de X . Ela não está condicionada às medidas reais tomadas pela variável aleatória X , porém depende dos valores de suas probabilidades.

A entropia de Shannon também é utilizada em outras áreas como sensoriamento remoto e aplicação de sistemas de informações geográficas (MAHDI et. al., 2011), na diversidade do uso do solo e da terra (YABUKI, et. al. 2009), ontologias geográficas de múltiplas fontes (LI et. al., 2013), em química (FLORES-GALLEGOS, 2016), sistemas hamiltonianos clássicos (KIM, 2009) e na análise de complexidade de mercados (NIU, et. al., 2018).

Para uma variável aleatória discreta X com função de probabilidade $p(x) = Pr\{X = x\}$, $x \in X$ a entropia Shannon é definida como:

$$H(x) = \sum_{x \in X} p(x) \log p(x) \quad (2)$$

considera-se esta expressão na base 2 e, a entropia é expressa em bits. A entropia $H(X)$ tem as seguintes propriedades (COVER e THOMAS, 1991):

- i) $H(X) \geq 0$
- ii) $H_b(X) = \log_b(a) H_a(X)$

Observa-se que outras medidas também se basearam no conceito de entropia de Shannon, como entropia conjunta, entropia condicional, entropia relativa e informação mútua (COVER e THOMAS, 1991).

3.2.2. Informação Mútua (MI)

A informação mútua é uma medida de incerteza acerca dos resultados de um processo. Esta informação mútua restringe a medida da sua incerteza na condição de um processo a ser conhecido. A MI de Shannon pode ser expressa como:

$$I(X; Y) = H_s(Y) - H_s(Y/X) = H_s(X) - H_s(X/Y) = H_s(X) + H_s(Y) - H_s(X, Y) \quad (3)$$

Em outras palavras, a diferença entre a incerteza em Y e a incerteza restante se X já é conhecida e reciprocamente. A MI é simétrica em seus fundamentos, sempre positiva e nula, se e somente se X e Y forem independentes. A MI-cruzada atrasada para duas séries temporais são dadas por:

$$I_{XY}(\sigma) \equiv I(X_{t-\sigma}; Y_t)$$

Caso $\sigma > 0$, a MI mede a informação no decorrer de X que está interno em Y e reciprocamente para $\sigma < 0$. Fazendo analogia em auto-Mi é estabelecido como:

$$I(Y_{t-\sigma}; Y_t) \text{ para } \sigma > 0 \text{ (para } \sigma = 0, \text{ resultando na Entropia de Shannon } H_s(Y)).$$

A MI pode ser calculada puramente juntando as correspondentes das entropias marginais e conjuntas, bem como é mensurada nas séries temporais. No intuito de calcular as séries temporais contínuas, uma classe tem como utilidade o uso de estimadores embasados na estatística de vizinhos mais próximos.

3.2.3. Entropia Amostral (*Sample Entropy*)

Richman and Moorman (RICHMAN; MOORMAN, 2000) apresentou um método chamado Entropia Amostral (*Sample Entropy* – SampEn), que representa uma modificação do método *Approximate Entropy* - ApEn (CHEN et al., 2007).

É definido como sendo o logaritmo natural da probabilidade condicional de duas sequências similares (dentro de um nível de tolerância r), para m pontos, permanecem similares para $m + 1$ pontos.

Seja $x(1), \dots, x(N)$ uma série temporal de tamanho N . O cálculo da $\text{SampEn}(m, r, N)$

é feito seguindo as etapas descritas abaixo.

- i) Constuímos N e $N + 1$ vetores $x_m(i)$ de tamanho m :

$$x_m(i) = \{u(i + k): k = 0, \dots, m + 1\}, \text{ com } i = 1, \dots, N - m + 1 \quad (4)$$

Definimos a distância entre os vetores e como a diferença máxima entre os seus componentes.

$$d[x_m(i), x_m(j)] = \max\{|u(i + k) - u(j + k)|: k = 0, \dots, m + 1\} \quad (5)$$

- ii) Para cada $i = 1, \dots, N - m$ calcula-se o número B_i de vetores $x_m(j)$ tal que $d[x_m(i), x_m(j)] \leq r$ onde r é o nível de tolerância ($r: r \equiv r\sigma$, σ -desvio padrão da série $u(1), \dots, u(n)$).

- iii) Na sequência definimos:

$$B_i^m(r) = \frac{B_i}{N - m + 1} \quad (6)$$

e

$$B^m(r) = \frac{1}{N - m} \left(\sum_{i=1}^{N - m} B_i^m(r) \right) \quad (7)$$

Onde $B^m(r)$ é a probabilidade de dois vetores serem similares para m pontos.

Repetimos os passos para $i - iii$ para os vetores de tamanho $m + 1$ e definimos

$$A_i^m(r) = \frac{A_i}{N - m - 1} \quad (8)$$

e

$$A^m(r) = \frac{1}{N - m} \left(\sum_{i=1}^{N - m} A_i^m(r) \right) \quad (9)$$

Onde A_i é o número de vetores $x_{m+1}(j)$ tal que $d[x_{m+1}(i), x_{m+1}(j)] \leq r$ e $A^m(r)$ é a probabilidade de dois vetores serem similares para $m + 1$ pontos.

- iv) Por fim, calcula-se o índice *SampleEntropy*:

$$\text{SampEn}(m, r, N) = \ln \frac{A^m(r)}{B^m(r)} \quad (10)$$

SampEn representa a probabilidade condicional de duas sequências que são similares para que m pontos permaneçam similares para $m + 1$ pontos (quando um dado consecutivo é adicionado).

A aplicação desse método resultou em grande êxito no problema de segurança na bateria de íons de lítio causado pela estabilidade térmica (LI, et. al., 2014), em medicina (YOO, et.al., 2012; MONTIROSSO, 2010; JIE, et. al., 2014), no estudo da precipitação (XAVIER, et. al., 2019), finanças (YIN e SHANG, 2015), mercado de ações (XU, et. al., 2016), eficiência de mercados (ANOOP e KAMAIAH, 2014).

3.2.4. Entropia de Permutação (*Permutation Entropy*)

A entropia de permutação (*Permutation Entropy* - PE), foi introduzida por BANDT e POMPE (2002), com a finalidade de estimar a complexidade de qualquer série temporal, partindo das distribuições de padrões ordinais que representam as relações de ordem entre os valores de uma série temporal. Foi apresentada como a entropia de Shannon das probabilidades dos padrões ordinais.

A entropia de permutação (PE) tem sido utilizada em várias áreas: fisiologia (GRAFF, et. al., 2013; ZENG, et. al., 2018), engenharia (YAN e GAO, 2012; GAO, et. al., 2017), geofísica (CONSOLINI e MICHELIS, 2014), climatologia (BARREIRO, et. al., 2011; SACO, et. al., 2010), hidrologia (MIHALOVIĆ et. al., 2014) e finanças (ZUNINO, et. al., 2009; YIN e SHANG, 2016).

O algoritmo de entropia de permutação origina-se da seguinte forma: para uma determinada série temporal x_t , $t = 1, \dots, T$, primeiro $T - (d - 1)$ segmentos sobrepostos $X_t = (x_t, x_{t+1}, \dots, x_{t+d-1})$ de comprimento d (dimensão de incorporação) são gerados e dentro de cada segmento os valores são classificados em ordem crescente, que fornece o conjunto de índices r_0, r_1, \dots, r_{d-1} de tal modo que $x_{t+r_0} \leq x_{t+r_1} \leq \dots \leq x_{t+r_{d-1}}$. As sequências correspondentes $\pi = r_0, r_1, \dots, r_{d-1}$ podem assumir qualquer um dos $d!$ permutações possíveis do conjunto $\{0, 1, \dots, d - 1\}$ e são representantes simbólicos dos segmentos originais. A entropia de permutação de ordem $d \geq 2$ agora é definido como uma entropia de Shannon de distribuição de

probabilidade $p(\pi)$:

$$H(d) = -\sum_{\{\pi\}} p(\pi) \log p(\pi) \quad (11)$$

onde $\{\pi\}$ denota somatório sobre todas as $d!$ permutações possíveis de ordem d , e $p(\pi)$ é a frequência relativa de cada permutação π . Segue que $0 \leq H(d) \leq \log d!$ onde o limite inferior é atingido para uma série estritamente crescente ou decrescente (apenas uma permutação aparece) e o limite superior para uma série completamente aleatória, onde todos os $d!$ permutações possíveis aparecem com a mesma probabilidade. O ideal d depende fortemente do fenômeno observado, mas a fim de garantir boas estatísticas como regra geral é normalmente recomendado (RIEDL et. al., 2013) escolher o máximo d de tal modo que $T > 5d!$.

3.2.5. Entropia Renyi

Renyi comprovou a existência de quantidades capazes de adequar-se a uma medida de informação tal como a entropia de Shannon. No ano de 1961 demonstrou uma fórmula para a entropia que além de depender da função probabilidade, está sujeita a um parâmetro real.

Para uma determinada distribuição de probabilidade discreta $p = (p_1, \dots, p_n)$, a entropia de Rényi de ordem α é definida como:

$$H_\alpha(p) = \frac{1}{1-\alpha} \log(\sum_{k=1}^n p_k^\alpha) \quad (12)$$

A entropia de Shannon é obtida como o limite de $H_\alpha(p)$ quando $\alpha \rightarrow 1$ (RENYI, 1961).

A entropia Renyi foi aplicada em física, como sistemas em contato com banho de calor finito ou sistemas com flutuações de temperatura (KORBEL, 2017), no mercado de ações (CHEN et. al., 2007), fisiologia (LI e SHANG, 2019), sistemas atômicos (FLORES-GALLEGOS, 2018), sistemas dinâmicos (MARKECHOVÁ e RIEČAN, 2018).

3.2.6. Entropia Tsallis

No ano de 1988 Constantino Tsallis generalizou a fórmula de entropia Boltzmann-Gibbs e criou a entropia não extensiva (ou q-entropia). Tsallis mostrou que sistemas físicos reconhecidos por interações de longo alcance ou memória de longo prazo ou sendo de natureza multifractal, são melhor descritos por um formalismo mecânico-estatístico generalizado (TSALLIS et al., 2009; TSALLIS, 1988, 1998).

Considerando uma determinada distribuição de probabilidade discreta $p = (p_1, \dots, p_n)$, a entropia de Tsallis é definida como:

$$S_q(p) = \frac{k}{q-1} (1 - \sum_{i=1}^n p_i^q) \quad (13)$$

Onde q é um parâmetro real positivo, e quando $q \rightarrow 1$ obtemos a entropia de Boltzmann-Gibbs $S_{BC} = S_i(p) = k \sum p_i \ln p_i$. Na teoria da informação usa-se k é uma constante, isto é, a constante de Boltzmann a partir da estatística de sua metodologia e a entropia de Shannon é obtida para $q \rightarrow 1$. A entropia de Tsallis foi utilizada em estudos de fisiologia (CAPURRO, et. al., 1999), em geofísica (KALIMERI, et. al., 2008) e análise de imagens (DE ALBUQUERQUE, et. al., 2004).

Notadamente, há uma aparente semelhança conceitual entre a definição de entropia de Tsallis e a noção de entropias de Rényi. Como no caso das entropias Rényi, podemos pensar em q como um parâmetro de polarização: $q < 1$ privilegia eventos raros, enquanto $q > 1$ destaca eventos proeminentes (ZUNINO et al., 2008).

3.2.7. Entropia de Transferência (*Transfer Entropy*)

Thomas Schreiber (SCHREIBER, 2000) introduziu uma medida da quantidade de informações que uma fonte envia para um destino e ele a denominou de entropia de transferência (*Transfer Entropy* - TE). Esse parâmetro obrigatoriamente é assimétrico, visto que a quantidade de informação que é transferida da fonte para o destino não é necessário, em regra, ser a mesma quantidade de informação transferida do destino para a fonte. A *Transfer Entropy* é desenvolvida inicialmente da entropia de Shannon (SHANNON, 1948), dada por:

$$H = - \sum_{i=1}^N p_i \log_2 p_i \quad (14)$$

Suponha que X_i e Y_i sejam variáveis aleatórias discretas. Podem se definir as seguintes variáveis aleatórias de comprimento k e l : $X_i^{(k)} = (X_i, X_{i-1}, \dots, X_{i-k+1})$ e $Y_i^{(l)} = (Y_i, Y_{i-1}, \dots, Y_{i-l+1})$ e em seguida as robabilidades de transição:

$$p(x_{i+1} | x_i^{(k)}, y_i^{(l)}) = \text{prob}(X_{i+1} = x_{i+1} | X_i^{(k)} = x_i^{(k)}, Y_i^{(l)} = y_i^{(l)}) \quad (15)$$

Em que $x_i^{(k)} = (x_i, x_{i-1}, \dots, x_{i-k+1})$ e $y_i^{(l)} = (y_i, y_{i-1}, \dots, y_{i-l+1})$ são os estados de $X_i^{(k)}$ e $Y_i^{(l)}$, respectivamente. A equação acima, denota a probabilidade de encontrar X_{i+1} no estado x_{i+1} , quando $X_i^{(k)}$ e $Y_i^{(l)}$, estão no estado $x_i^{(k)}$ e $y_i^{(l)}$, respectivamente. Se o estado futuro x_{i+1} de $X_i^{(k)}$, depende dos k -ésimos estados $x_i^{(k)}$ e os l -ésimos estados $y_i^{(l)}$, a entropia de transferencia TE é definida como:

$$\begin{aligned} TE_{Y \rightarrow X}(k, l) &= H(X_{i+1} | X_i^{(k)}) - H(X_{i+1} | X_i^{(k)}, Y_i^{(l)}) \\ &= \sum p(x_{i+1}, x_i^{(k)}, y_i^{(l)}) \log \frac{p(x_{i+1} | x_i^{(k)}, y_i^{(l)})}{p(x_{i+1} | x_i^{(k)})} \end{aligned} \quad (16)$$

A entropia de transferência $TE_{Y \rightarrow X}$ é a informação sobre o futuro de X_i contida em ambos $X_i^{(k)}$ e $Y_i^{(l)}$ menos a informação obtida apenas de X_i .

Este método foi utilizado em estudos de diversos fenômenos, como redes cerebrais (VINCENTE, et. al., 2011), comportamento animal (ORANGE, et. al., 2015), vento solar (WING, et. al. 2016), plasma de fusão (VAN MILLIGEN, et. al., 2014), e finanças (SENSOY et. al., 2014; JALE et. al., 2019).

4. MATERIAIS E MÉTODOS

4.1. Área de Estudo/Dados

Os dados utilizados são os preços diários das *commodities* agrícolas brasileiras obtidos no Centro de Estudos Avançados em Economia Aplicada / Escola de Agricultura Luiz de Queiroz / Universidade de São Paulo - CEPEA / ESALQ / USP, obtidos no endereço eletrônico <http://www.cepea.esalq.usp.br/>. Analisamos as *commodities*: açúcar, boi, café e soja durante o período de 07/1997 a 12/2019.

A tabela 1 demonstra as unidades de medida utilizadas para venda das *commodities* analisadas.

Tabela 1. *Commodities* agrícolas

Nome	Moeda/Unidade de medida
Boi gordo	R\$/Arroba
Soja	R\$/Saca de 60 kg
Açúcar	R\$/Saca de 50kg
Café	R\$/Tonelada

4.1.1. Boi

O Brasil ocupa o patamar dos maiores produtores de carne bovina no cenário mundial, em razão de décadas de investimento em tecnologia que alavancou diretamente a qualidade do produto e o aumento da produtividade. Assim, compôs o mercado formado por mais de 150 países numa relação igual de competitividade.

O Brasil já ocupou a posição de maior rebanho no ano de 2015 (209 milhões de cabeças), o segundo maior consumidor (38,6 kg/habitante/ano) e o segundo maior exportador (1,9 milhões toneladas) de carne bovina do mundo. Exporta para diversos países que têm mercados muito exigentes, a exemplo da União Européia, representando 3% e faturamento correspondente a 6 bilhões de reais, 6% do Produto Interno Bruto (PIB) ou 30% do PIB do Agronegócio. O consumo interno corresponde a 80% da carne bovina produzida no próprio país (ADVFN Brasil).

Na tabela 2 são apresentados os valores médios anuais dos preços da

commodity carne bovina em reais no período de de 07/1997 a 12/2019.

Tabela 2. Boi | Indicador do Boi Gordo

Ano	Valor (Pré-crise)	Ano	Valor (Pós-crise)
1997	26,72	2007	66,30
1998	27,18	2008	84,34
1999	33,70	2009	78,87
2000	39,90	2010	88,51
2001	42,32	2011	101,74
2002	47,89	2012	94,80
2003	56,75	2013	102,64
2004	59,95	2014	126,29
2005	54,55	2015	145,42
2006	52,75	2016	152,90
2007	55,57	2017	138,81
		2018	144,91
		2019	162,68

4.1.2. Açúcar

O açúcar é uma *commodity* produzida em diversos países. É fabricado da beterraba e da cana-de-açúcar, sendo esta responsável pelo maior percentual de produção mundial, equivalente a 70%. Sofre processos industriais e agrícolas e requer grande mão de obra e capital para a sua produção, a qual dobrou de volume no mundo a partir da década de setenta, atingindo a marca de 160 milhões de toneladas na safra 2008/09, mantendo-se em alta. O grande aumento no consumo do açúcar provocou também aumento na produção da cana-de-açúcar em todo o mundo, crescendo em aproximadamente 1,7 bilhão de toneladas em 2008.

Fatores que motivam o aumento do consumo do açúcar no mundo estão relacionados ao aumento da população, a capacidade de compra, além do consumo de adoçantes a base de açúcar, como a sucralose. A região asiática tende a vivenciar o maior crescimento de consumo per capita de açúcar devido ao aumento da receita per capita e da migração populacional.

Os principais países produtores de açúcar são responsáveis por 59% da produção mundial. O Brasil atinge o topo desse universo, sendo o maior produtor de açúcar com 21% de participação. Grande parte dos países que mais produzem açúcar criou uma barreira de proteção ao seu mercado interno quanto à concorrência, adotando políticas governamentais, impondo quotas, estabelecendo restrições relacionadas à importação e exportação, além de subsídios e impostos alfandegários, resultando em variações de preços de um país para o outro, a exemplo dos Estados Unidos e União Europeia.

O contrato do açúcar a ser negociado na Bolsa de Mercadorias de Nova Iorque (ICE) serve de parâmetro dos preços não-controlados no mundo. Há também como preço de referência o do açúcar refinado negociado na Bolsa de Mercadorias de Londres (LIFFE). No Brasil, os preços são estabelecidos obedecendo às regras do livre mercado, tendo como indicador essencial o índice da ESALQ que interfere diretamente nos preços no mercado mundial (ADVFN Brasil).

Na tabela 3 são apresentados os valores médios anuais da *commodity* açúcar em reais no período de 1997 até 2019.

Tabela 3. Açúcar | Preços do Açúcar

Ano	Valor (Pré-crise)	Ano	Valor (Pós- crise)
1997	14,17	2007	31,91
1998	13,36	2008	31,48
1999	18,70	2009	51,20
2000	22,78	2010	68,11
2001	27,20	2011	72,23
2002	30,77	2012	63,02
2003	36,40	2013	59,77
2004	30,60	2014	55,78
2005	37,35	2015	61,10
2006	54,02	2016	95,75
2007	40,45	2017	79,18
		2018	64,12
		2019	72,40

4.1.3. Café

O café é economicamente um importante produto para as exportações de vários países, inclusive o Brasil. O consumo mundial atinge anualmente cerca de 6 milhões de toneladas. É fabricado a partir dos grãos torrados do fruto do cafeeiro, planta perene de clima tropical. Pertence à família das *Rubiaceas* e ao gênero *Coffea* que reúne diversas espécies. As de maior interesse econômico e constituindo 70% e 30% da produção mundial, são respectivamente a *Coffea arábica* (café arábica) e a *Coffea Canephora* (café robusta). Esta espécie geralmente apresenta preço menor no mercado e geralmente é usada para café solúvel ou mesmo para reforçar a cafeína dos cafés denominados expressos.

Na década de 1980 houve períodos em que o café foi a segunda mercadoria mais negociada internacionalmente, ficando atrás apenas do petróleo. Entretanto, os preços começaram a despencar para um patamar abaixo do custo de produção com o acontecimento da crise do café. O resultado foi a queda dos investimentos e a diminuição na renda dos produtores (REGO e DE PAULA., 2012).

No ano de 2003, o café posicionou-se na sétima colocação de produto agrícola de exportação de maior importância em termos de valor, ficando atrás apenas do trigo, milho e soja.

O maior produtor e exportador mundial de café e o segundo maior consumidor logo após os Estados Unidos da América é o Brasil. É no estado de Minas Gerais que se encontra a maior produção, correspondendo a mais de 50% da produção nacional do produto e 17% da produção mundial. Em 2012, o Brasil produziu 3,037 milhões de toneladas, apresentando queda de 12,5% em comparação ao ano anterior. Desse volume, 2,278 milhões de toneladas foram de café arábica, enquanto as outras 758,796 mil toneladas foram de café robusta, (CARVALHO et. al., 2017).

Contratos futuros e de opções de café arábica são negociados principalmente na Bolsa de Mercadorias e Futuros de São Paulo (BM&F), na Bolsa de Mercadorias de Nova Iorque (NYMEX) e na Bolsa Intercontinental de Mercadorias (ICE). Contratos futuros e de opções de café são negociados principalmente na Bolsa de Mercadorias de Londres (LIFFE) e na Bolsa Intercontinental de Mercadorias (ICE).

Na tabela 4 são apresentados os valores médios anuais do café em reais no período analisado entre 1997 a 2019.

Tabela 4. Café | Indicador do Preço do Café

Ano	Valor (Pré-crise)	Ano	Valor (Pós-crise)
1997	212,52	2007	252,23
1998	163,18	2008	260,09
1999	183,28	2009	262,86
2000	164,45	2010	311,02
2001	118,09	2011	494,68
2002	129,57	2012	390,81
2003	173,80	2013	288,81
2004	217,18	2014	418,11
2005	280,97	2015	451,03
2006	249,76	2016	494,19
2007	252,22	2017	465,66
		2018	435,90
		2019	424,32

4.1.4. Soja

A soja é um grão rico em proteínas e sais minerais. Pode ser utilizada no alimento humano na forma de óleo, tofu, molho, leite, grão e no preparo de rações para o alimento animal. Derivam também da soja: farinha, molho, cosméticos, resinas, tintas, solventes e biodiesel (ADVFN Brasil).

O Brasil começou a perceber a soja como um produto que agregava grande valor no final da década de 60, tendo como fatores internos predominantes o potencial do produto no âmbito comercial e a opção na substituição do trigo. Em 1966 a produção comercial de soja tornou-se estrategicamente uma grande necessidade sendo produzidas cerca de 500 mil toneladas (Embrapa).

A soja é uma *commodity* agrícola de mercado internacional. É na bolsa de Chicago (CBOT) que está a maior concentração de demandantes e ofertantes dos principais países produtores e importadores de soja. Quando transacionada no

mercado futuro, o preço de compra e venda é à vista. Entretanto, quando o contrato expressa uma data futura, chama-se de preço futuro e o valor à vista sofre aumento das expectativas dos agentes em relação aos fatores que podem afetar o preço futuro, como por exemplo: câmbio, clima, demanda e oferta, custos, exportações.

O grande intuito de operar no mercado futuro é fixar um preço futuro, evitando oscilações de preço. Também, pode comercializar por meio de mercado de opções, no qual os contratos garantem a compra ou venda de algum ativo físico, a exemplo de toneladas de soja ou um contrato futuro.

O mercado da soja está sujeito à sazonalidade, à oferta e à demanda. Por isso, esse é um investimento de renda variável. Esta *commodity* geralmente é cotada em dólar e por saca. Cada saca corresponde a 60 kg, livres de ICMS. Como aspecto vantajoso, tende a ter uma boa volatilidade. Por outro lado, a variação da renda envolve riscos (Monte Verde Investimentos).

Na tabela 5 são apresentados os valores médios anuais dos preços da soja em reais no intervalo de tempo entre 1997 até 2019.

Tabela 5. Soja | Por saca de 60 kg, descontado o Prazo de Pagamento pela taxa NPR

Ano	Valor (Pré-crise)	Ano	Valor (Pós-crise)
1997	19,33	2007	38,42
1998	14,75	2008	46,24
1999	18,13	2009	47,01
2000	19,13	2010	40,03
2001	23,80	2011	46,49
2002	33,31	2012	66,11
2003	40,75	2013	65,42
2004	42,27	2014	64,68
2005	31,39	2015	68,34
2006	28,31	2016	77,43
2007	31,20	2017	66,20
		2018	78,75
		2019	76,79

4.2 Metodologia

A metodologia TE foi aplicada nas séries temporais originais de preços P_t , de retornos $R_t = \ln P_t - \ln P_{t-1}$ e de volatilidade $V_t = |R_t|$. Para cada par de *commodities* foi calculada TE em ambas direções, gerando *Net transfer entropy*.

$$TE_{net}(Y \rightarrow X) = TE(Y \rightarrow X) - TE(X \rightarrow Y)$$

Em que X e Y são séries analisadas.

Se $TE_{net}(Y \rightarrow X) > 0$, consideramos o fluxo de informações de Y para X , caso contrário, consideramos o fluxo de informação de X para Y (HE; SHANG, 2017).

Os dados foram divididos em duas amostras. Uma antes da crise alimentar que coincide com a Crise *Subprime* de 2007 (1997 até junho de 2007) e uma depois da crise (julho 2007-2019), com o objetivo de avaliar se a crise afetou a direção de fluxo de informação entre *commodities*.

O tratamento e análise dos dados foram realizados com auxílio do *software* R Core Team (2020).

O pacote do *software* gratuito R chamado "*Transfer Entropy*" mede a *Transfer Entropy* (quantidade de informação direcional que é transferida entre duas séries temporais) (<https://github.com/Healthcast/TransEnt>).

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste capítulo serão apresentados os resultados da *Transfer Entropy* e da *Net Transfer Entropy* que foram aplicadas nas *commodities* agrícolas nos períodos de pré-crise, que vai de julho de 1997 até junho de 2007 e pós-crise que vai de julho de 2007 até dezembro de 2019. Estes períodos foram definidos de acordo com literatura (KRISTOUFEK et al., 2012).

As séries analisadas estão apresentadas nas figuras 1,2,3 e 4, onde pode ser observado que os preços de todas as *commodities* aumentaram depois da crise.

Figura 1 - Séries de preço, retornos e volatilidade do açúcar. A linha vermelha separa períodos antes e depois da crise.

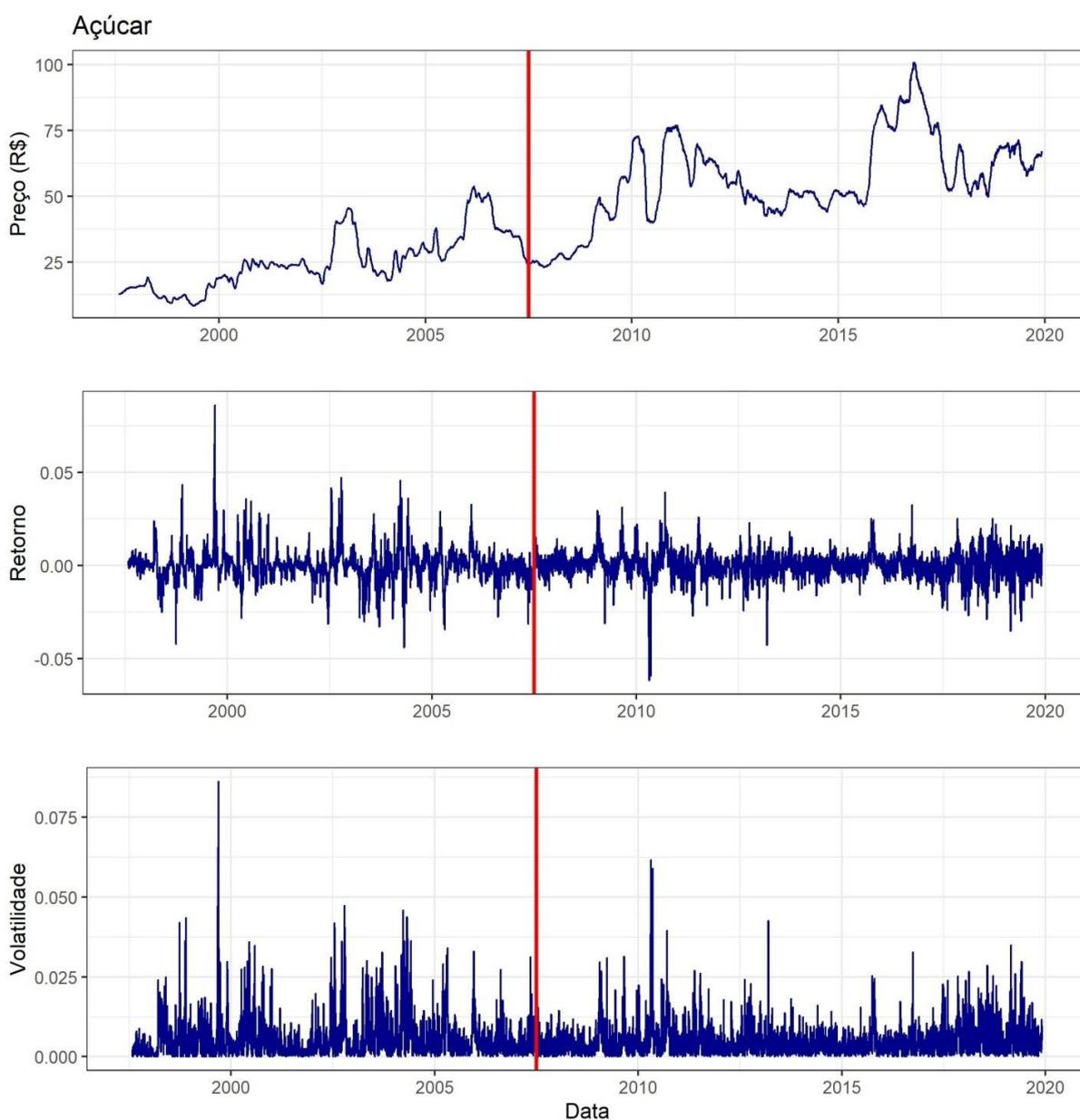


Figura 2 - Séries de preço, retornos e volatilidade do boi. A linha vermelha separa períodos antes e depois da crise.

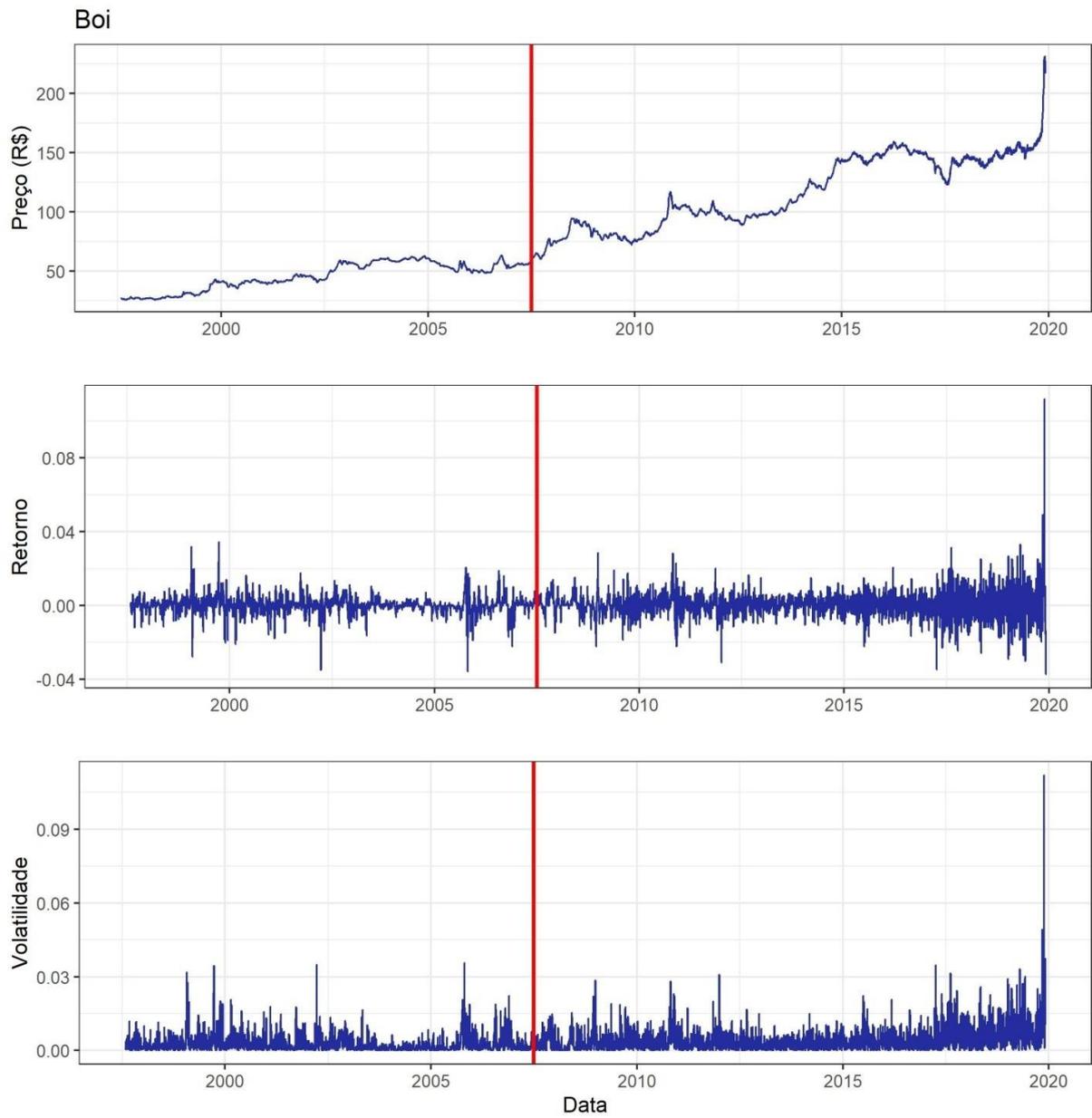


Figura 3 - Séries de preço, retornos e volatilidade do café. A linha vermelha separa período antes e depois da crise.

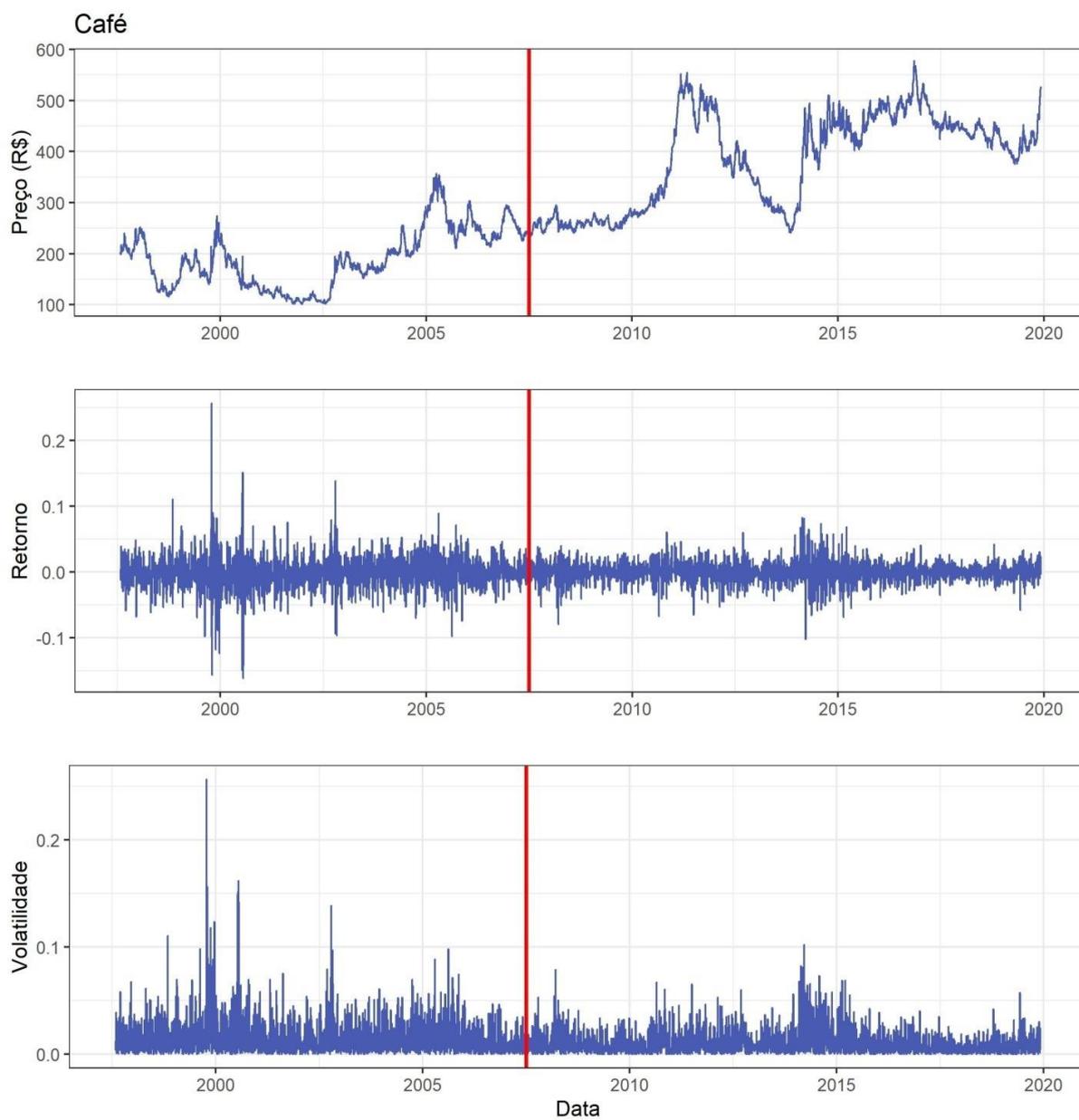
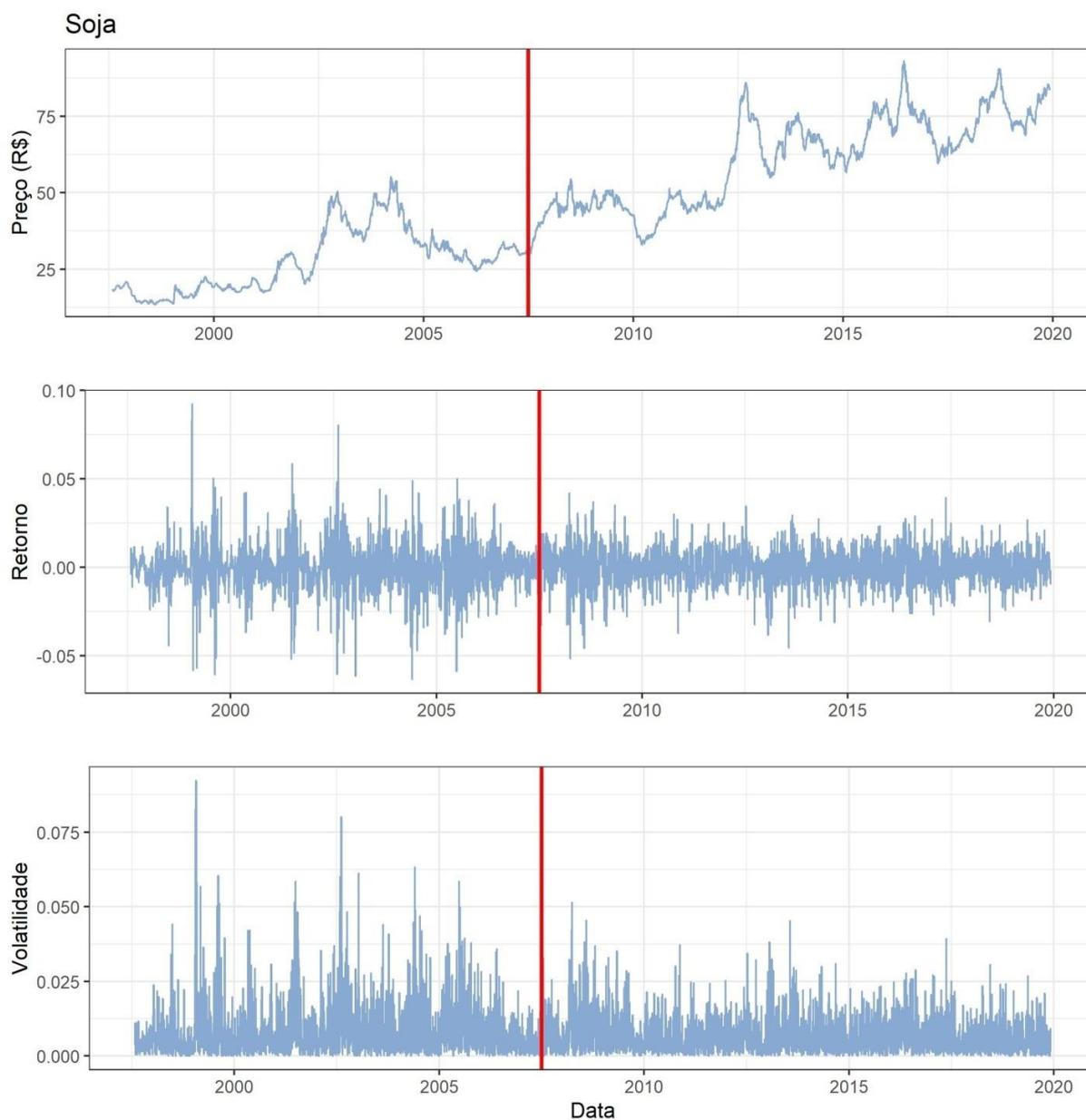


Figura 4 - Séries de preço, retornos e volatilidade da soja. A linha vermelha separa período antes e depois da crise.



Os valores de TE (na direção de *commodities* listadas na primeira coluna para as *commodities* listadas na primeira linha) para séries de preços, retornos e volatilidade para o período pré-crise, são apresentados nas tabelas 6, 8 e 10 respectivamente, e para período pós-crise nas tabelas 7 (preços), 9 (retornos) e 11 (volatilidade).

Tabela 6 - TE entre as séries de preço das *commodities* para o período pré-crise (07/1997-06/2007). A direção da informação é das *commodities* listadas na primeira coluna para as *commodities* listadas na primeira linha.

Commodity	Açúcar	Boi	Café	Soja
Açúcar		0,1593	0,0881	0,1242
Boi	0,1509		0,0766	0,1265
Café	0,1039	0,0963		0,1041
Soja	0,1644	0,1525	0,0673	

Tabela 7 - TE entre as séries de preço das *commodities* para o período pós-crise (07/2007-12/2019). A direção da informação é das *commodities* listadas na primeira coluna para as *commodities* listadas na primeira linha.

Commodity	Açúcar	Boi	Café	Soja
Açúcar		0,1274	0,0768	0,1568
Boi	0,1340		0,0906	0,1482
Café	0,1278	0,1157		0,1295
Soja	0,1535	0,1416	0,0764	

Tabela 8 - TE entre as séries de retornos para o período pré-crise (07/1997-06/2007). A direção da informação é das *commodities* listadas na primeira coluna para as *commodities* listadas na primeira linha.

Commodity	Açúcar	Boi	Café	Soja
Açúcar		0,0745	0,0407	0,0580
Boi	0,0352		0,0234	0,0317
Café	0,0316	0,0531		0,0526
Soja	0,0549	0,0903	0,0705	

Tabela 9 - TE entre as séries de retornos para o período pós-crise (07/2007-12/2019). A direção da informação é das *commodities* listadas na primeira coluna para as *commodities* listadas na primeira linha.

Commodity	Açúcar	Boi	Café	Soja
Açúcar		0,0284	0,0453	0,0657
Boi	0,0359		0,0512	0,0650
Café	0,0668	0,0491		0,0931
Soja	0,0398	0,0453	0,0787	

Tabela 10 - TE entre as séries de volatilidade para o período pré-crise (07/1997-06/2007). A direção da informação é das *commodities* listadas na primeira coluna para as *commodities* listadas na primeira linha.

Commodity	Açúcar	Boi	Café	Soja
Açúcar		0,0501	0,0373	0,0549
Boi	0,0308		0,0193	0,0240
Café	0,0638	0,0478		0,0434
Soja	0,0479	0,0520	0,0552	

Tabela 11 - TE entre as séries de volatilidade para o período pós-crise (07/2007-12/2019). A direção da informação é das *commodities* listadas na primeira coluna para as *commodities* listadas na primeira linha.

Commodity	Açúcar	Boi	Café	Soja
Açúcar		0,0609	0,0440	0,0541
Boi	0,0430		0,0409	0,0562
Café	0,0389	0,0492		0,0601
Soja	0,0417	0,0156	0,0573	

Subtraindo os valores de TE apresentados nas tabelas 6-11, obtiveram-se os valores de NET TE para cada par das *commodities*, para avaliar a direção de fluxo de informação. Estes valores são apresentados na Tabela 12 e graficamente nas figuras 5,6 e 7. Observa-se que após a crise para séries dos preços (figura 5) houve alteração de fluxo de informação entre Açúcar e Boi (de Açúcar→Boi para Boi→Açúcar), Açúcar e Soja (de Soja→Açúcar para Açúcar→Soja) e Boi e Soja (de Soja→Boi para Boi→Soja), enquanto a série de preços de Café transmitiu informação para outras *commodities* em ambos os períodos, antes e depois da crise (Café→Açúcar, Café→Boi, Café→Soja). Para as séries de retornos (figura 6) observa-se alteração de fluxo de informação entre Açúcar e Boi (Açúcar→Boi para Boi→Açúcar), Açúcar e Café (Açúcar→Café para Café→Açúcar), Boi e Café (Café→Boi para Boi→Café), Boi e Soja (Soja→Boi para Boi→Soja) e Café e Soja (Soja→Café para Café→Soja), enquanto só no caso de Açúcar e Soja, a série de retorno de Açúcar transmitiu informação para Soja em ambos subperíodos. Para séries de volatilidade (figura 7) observa-se alteração de fluxo de informação entre Açúcar e Café (de Café→Açúcar para Açúcar→Café), Boi e Soja (Soja→Boi para Boi→Soja), e Café e Soja (Soja→Café para Café→Soja), enquanto a série de volatilidade de Açúcar transmitiu informação para Boi e para Soja em ambos subperíodos e Café transmitiu informação para Boi em ambos subperíodos.

Antes da crise observa-se transferência de informação de Açúcar para Boi, de

Café para Boi e de Soja para Boi em todos os casos (preços, retornos, volatilidade), indicando que a variação de preços de Boi foi influenciada com variação de preços de outras *commodities*. Depois da crise, em todos os casos, observa-se transferência de informação de Açúcar para Soja e de Café para Soja indicando que variação de preços de Soja foi influenciada com variação de preços destas *commodities*. Antes da crise a maior transferência de informação observou-se de Soja para Açúcar em séries de preços, de Soja para Boi em séries de retornos e de Café para Boi em séries de volatilidade. Depois da crise a maior transferência de informação observou-se de Café para Soja em séries de preços, de Açúcar para Soja em séries de retornos e de Boi para Soja em séries de volatilidade.

A eficiência do mercado se avalia a partir de comportamento de séries de retornos. A transferência total (soma dos valores absolutos de NET TE para todos os pares de *commodities*) antes da crise foi 0.1577 e depois da crise 0.0911, indicando que o mercado destas *commodities* foi mais eficiente depois da crise.

Tabela 12 - Net TE entre as séries de preços, de retornos e da volatilidade.

Série <i>Commodities</i>	Preço		Retornos		Volatilidade	
	Pré – crise	Pós- crise	Pré – crise	Pós- crise	Pré- crise	Pós-crise
Açúcar→Boi	0,0084	-0,0066	0,0393	-0,0075	0,0193	0,0179
Açúcar→Café	-0,0158	-0,0510	0,0091	-0,0215	-0,0265	0,0051
Açúcar→Soja	-0,0402	0,0033	0,0031	0,0259	0,0070	0,0124
Boi→Café	-0,0197	-0,0251	-0,0297	0,0021	-0,0285	-0,0083
Boi→Soja	-0,0260	0,0066	-0,0586	0,0197	-0,0280	0,0406
Café→Soja	0,0368	0,0531	-0,0179	0,0144	-0,0118	0,0028

Figura 5 - Net TE entre as séries de preço das *commodities* para os períodos pré (azul) e pós (vermelho) à crise.

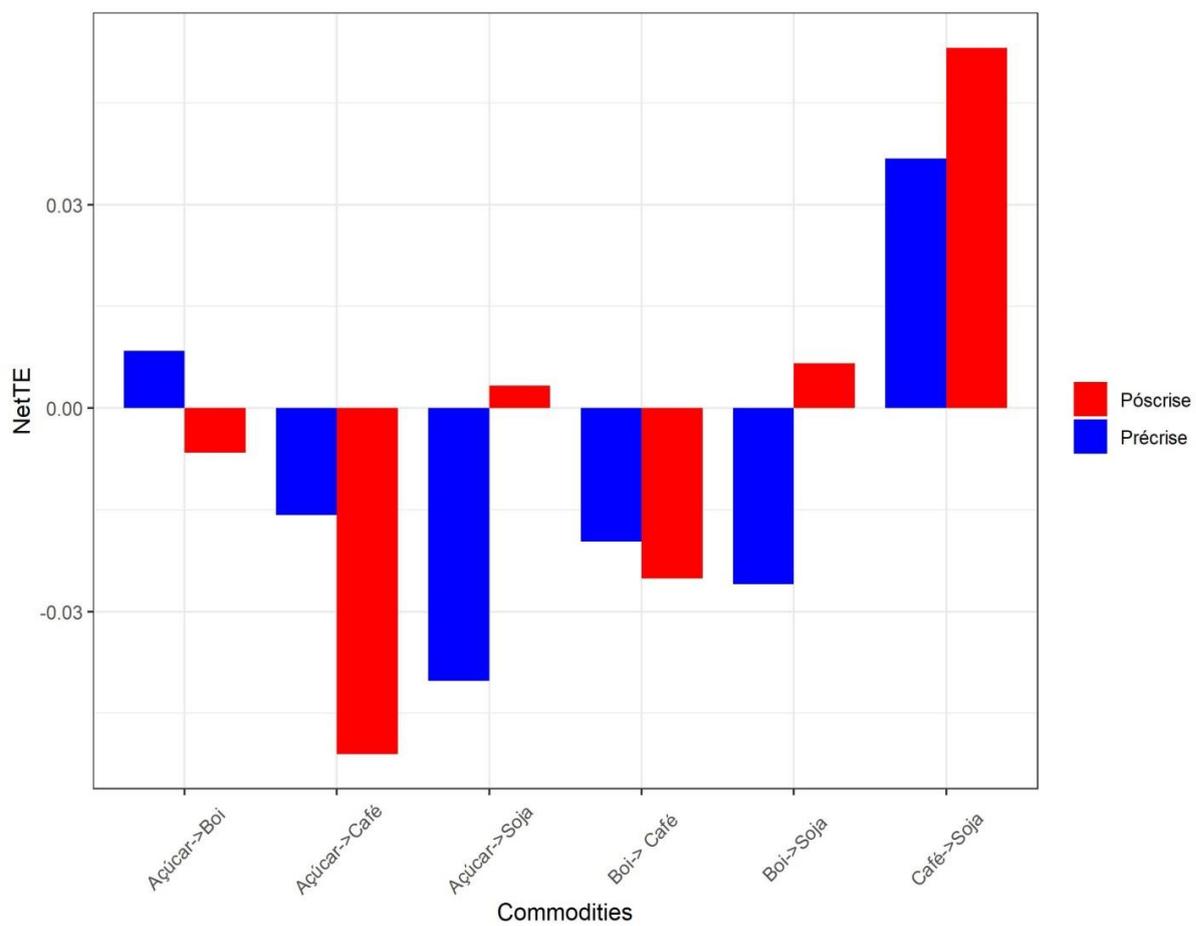


Figura 6 - Net TE entre as séries de retornos das *commodities* para os períodos pré (azul) e pós (vermelho) à crise.

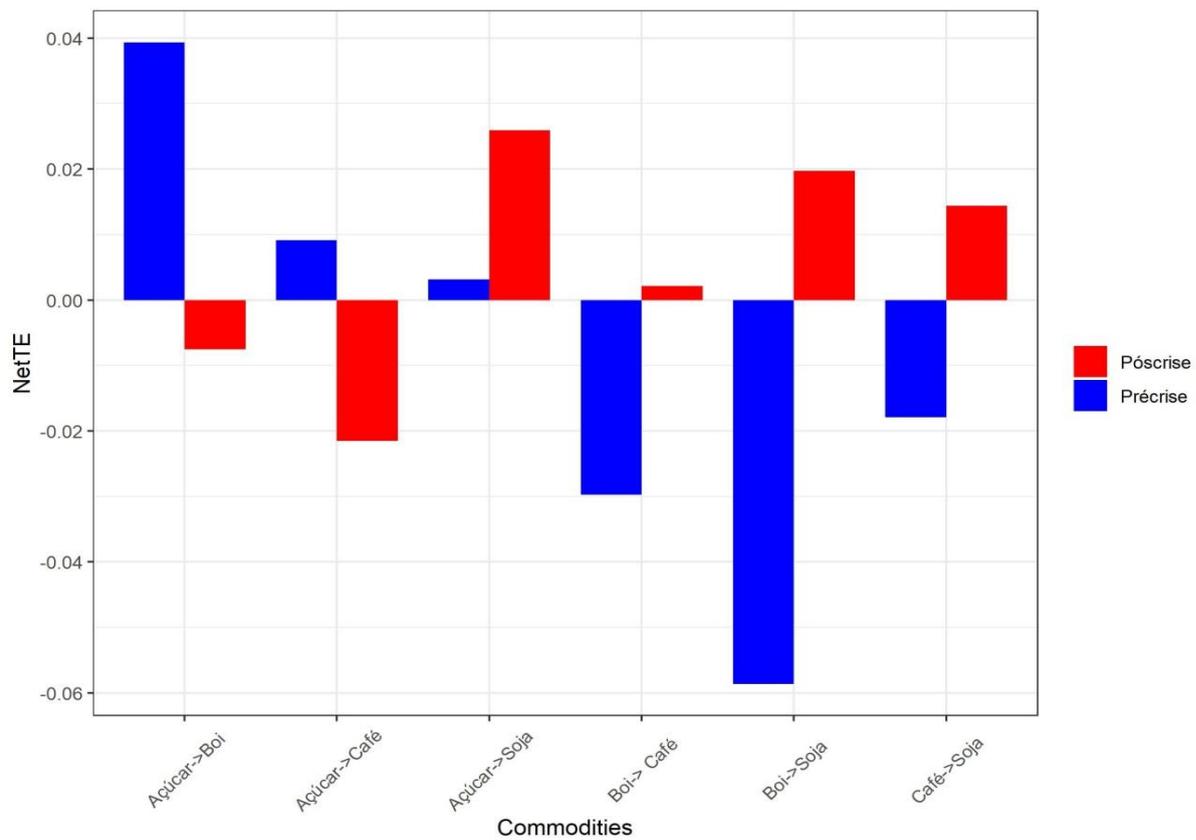
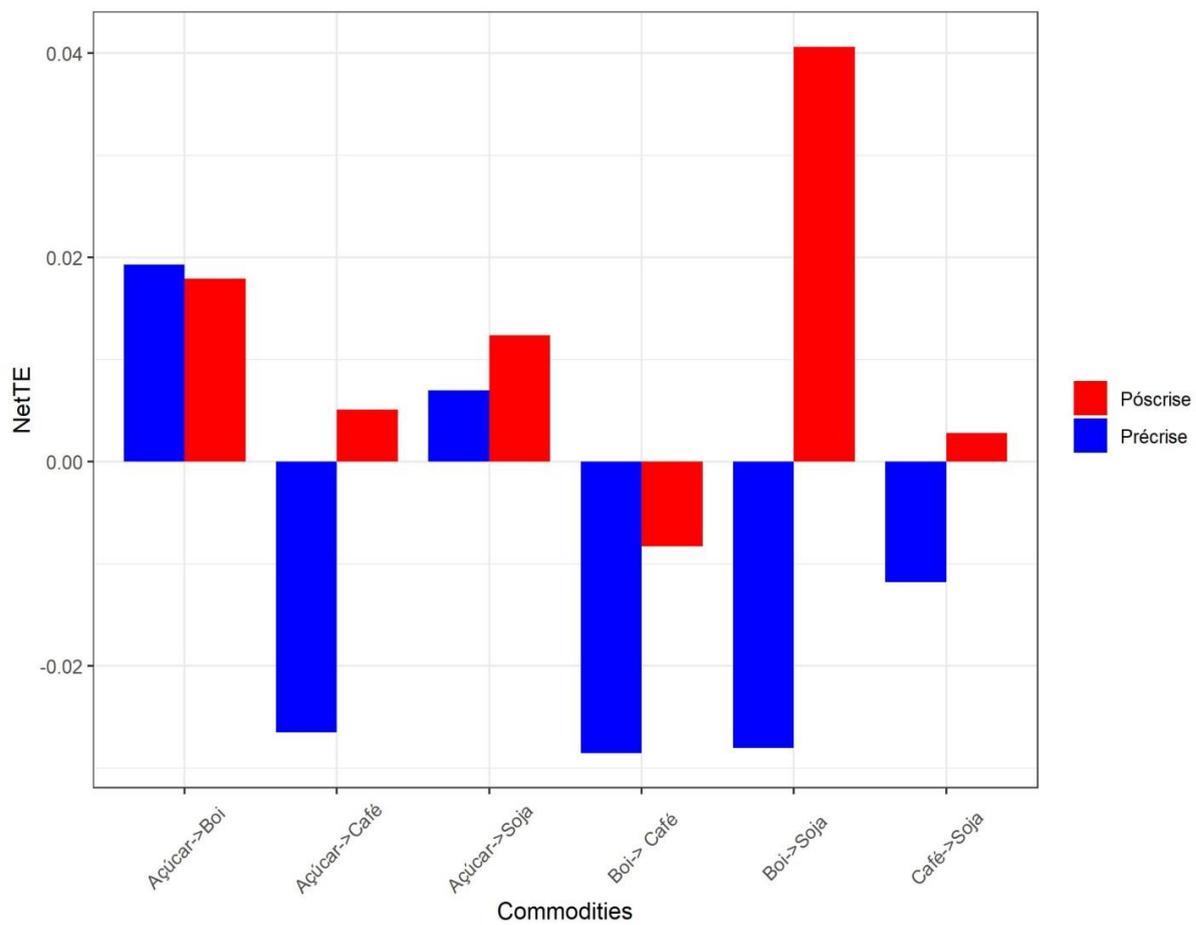


Figura 7 - Net TE entre as séries de volatilidade das *commodities* para os períodos pré (azul) e pós (vermelho) à crise.



6. CONCLUSÃO

Nesta dissertação foi estudada a relação entre as séries temporais dos preços das *commodities* agrícolas: açúcar, boi, café e soja, utilizando a Entropia de Transferência no período de 1997 até 2019. Esta medida é um parâmetro assimétrico que analisa a quantidade de informação que é transferida de uma fonte para o seu destino e foi aplicada nas nas séries temporais de preços, de retornos e de volatilidade das *commodities* comparando os períodos antes e depois da crise alimentar.

Os resultados mostraram que para as séries dos preços, a crise afetou a direção de transferência de informação entre os pares Açúcar-Boi, Açúcar-Soja e Boi-Soja. No caso das séries de retornos a direção de transferência de informação foi alterada em todos os pares de *commodities* com exceção de Açúcar e Soja. Para séries de volatilidade observou-se alteração em fluxo de informação em pares Açúcar-Café, Boi-Soja e Café-Soja.

Para séries de retornos a transferência total de informação entre os pares de *commodities* (independente da direção de transferência), diminuiu depois da crise indicando que o mercado das *commodities* analisadas foi mais eficiente em período depois da crise alimentar.

Nos trabalhos futuros planeja-se analisar outras *commodities* agrícolas do mercado brasileiro e os mercados agrícolas internacionais.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABBOTT P, HURT C, TYNER W. O que está impulsionando os preços dos alimentos? Oak 2008.

ADVFN Brasil: Portal de investimentos em ações da bolsa de valores do Brasil, com cotações da Bovespa e BM&F. Obtidos nos endereços eletrônicos:

<https://br.advfn.com/investimentos/commodities/boi-gordo/introducao>

<https://br.advfn.com/investimentos/commodities/acucar/introducao>

<https://br.advfn.com/investimentos/commodities/cafe/introducao>

<https://br.advfn.com/investimentos/commodities/soja/introducao>

ANOOP S. Kumar; B. KAMAIAH. Wavelet based sample entropy analysis: A new method to test weak form market efficiency. *Theoretical and Applied Economics*, Vol.XXI (8), pp.17-24, 2014.

BANDT, C., & POMPE, B. Permutation entropy: a natural complexity measure for time séries. *Physical review letters*, 88(17), 174102, 2002.

BARREIRO, M., MARTI, A. C., & MASOLLER, C. Inferring long memory processes in the climate network via ordinal pattern analysis. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 21(1), 013101, 2011.

BECKMANN, J., & CZUDAJ, R. Volatility transmission in agricultural futures markets. *Economic Modelling*, 36, 541-546, 2014.

BORGES, M.; GUIMARÃES, A. P.; BELLINI, R. & REPEZZA, M. T. C., A. P. LÉLIS. As exportações brasileiras e os ciclos de commodities: tendências recentes e perspectivas. *Boletim Conjuntura e Estratégia – Apex-Brasil*, (1):14–29, 2011.

CAPURRO, A., DIAMBRA, L., LORENZO, S., MACADAR, O., MARTINS, M. T., MOSTACCIO, C., ... & VELLUTI, J. Human brain dynamics: the analysis of EEG signals with Tsallis information measure. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 265(1-2), 235-254, 1999.

Carvalho, A.C., Carvalho, D.F., Filgueiras, G.C., Araújo, A.C.S., Carvalho, A.V. Panorama e importância econômica do café no mercado internacional de commodities agrícolas: Uma análise espectral, 2017.

Centro de Estudos Avançados em Economia Aplicada / Escola de Agricultura Luiz de Queiroz / Universidade de São Paulo - CEPEA / ESALQ / USP, obtidos no endereço eletrônico <http://www.cepea.esalq.usp.br/>

CHEN, W. et al. Characterization of surface EMG signal based on fuzzy entropy. *IEEE Transactions on neural systems and rehabilitation engineering*, IEEE, v. 15, n. 2, p. 266 - 272, 2007.

CONSOLINI, G., & De MICHELIS, P. Permutation entropy analysis of complex magnetospheric dynamics. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, 115, 25-31, 2014.

COVER, T. M; THOMAS J. A. *Elements of Information Theory*. John Wiley, New York, 1991.

DE ARAUJO, F. H. A., BEJAN, L., ROSSO, O. A., & STOSIC, T. (2019) Permutation entropy and statistical complexity analysis of Brazilian agricultural commodities. *Entropy*, 21(12), 1220, 2019.

DE ALBUQUERQUE, M. P., ESQUEF, I. A., & MELLO, A. G. Image thresholding using Tsallis entropy. *Pattern Recognition Letters*, 25(9), 1059-1065, 2004.

DE FREITAS, K. A.; DA SILVA, D. F.; DE FIGUEIRÊDO, L. Crise Do *Subprime*: As Perspectivas Do Pensamento Neoclássicas E Comportamentais. *Revista FSA*, v. 13, n. 2, 2016.

DULCI, O. S. Economia e política na crise global. *Estudos Avançados*, São Paulo, v. 23, n. 65, p. 105-119, 2009.

EICHENGREEN, B.; ALMUNIA, M.; BÉNÉTRIX, A.; O'ROURKE, K. & RUA, G. From great depression to great credit crisis: similarities, differences and lessons. *Economic Policy*, 25:219–265, 2010.

Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária obtidos no endereço eletrônico <https://www.embrapa.br/>

FAO. 2018. O Estado dos Mercados de Commodities Agrícolas. No *Comércio Agrícola, Mudanças Climáticas e Segurança Alimentar*, FAO: Roma, Itália, 2018.

FLORES-GALLEGOS, N. A new approach of Shannon's entropy in atoms. *Chemical Physics Letters*, Vol.650, pp.57-59, 2016.

FLORES-GALLEGOS, N. Tsallis' entropy as a possible measure of the electron correlation in atomic systems. *Chemical Physics Letters*, Vol.692, pp.61-68, 2018.

GALLE, J. M.; CAVALI, R. & SANTOS, E. O. Crise norte-americana: um modelo explicativo de sua causa. *Revista Multidisciplinar da Unesp*, (7):170–175, Junho 2009.

GAO, Y., VILLECCO, F., LI, M., & SONG, W. Multi-Scale permutation entropy based on improved LMD and HMM for rolling bearing diagnosis. *Entropy*, 19(4), 176, 2017.

GRAFF, G., GRAFF, B., KACZKOWSKA, A., MAKOWIEC, D., AMIGÓ, J. M., PISKORSKI, J., ... & GUZIK, P. Ordinal pattern statistics for the assessment of heart rate variability. *The European Physical Journal Special Topics*, 222(2), 525-534, 2013.

HE, J.; SHANG, P. Comparison of transfer entropy methods for financial time series. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Elsevier, v. 482, p. {772, 785} 2017.

IVANIC, M., MARTIN, W., & ZAMAN, H. Estimating the short-run poverty impacts of the 2010–11 surge in food prices. *World Development*, 40(11), 2302-2317, 2012

IVANIC, M., MARTIN, W. Implications of higher global food prices for poverty in low-income countries. *Agricultural Economics*, 39(s1), 405–416, 2008.

JALE, J. S., JÚNIOR, S. F., STOŠIĆ, T., STOŠIĆ, B., & FERREIRA, T. A. Information flow between Ibovespa and constituent companies. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 516, 233-239, 2019.

JIE, Xiang ; CAO, Rui ; LI, Li. Emotion recognition based on the sample entropy of EEG. *Bio-medical materials and engineering*, Vol.24(1), pp.1185-92, 2014.

JUNIOR, L. S.; MULLOKANDOV, A.; KENETT, D. Y. Dependency relations among international stock market indices. *Journal of Risk and Financial Management*, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 8, n. 2, p. {227, 265} 2015.

KALIMERI, M., PAPADIMITRIOU, C., BALASIS, G., & EFTAXIAS, K. Dynamical complexity detection in pre-seismic emissions using nonadditive Tsallis entropy. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 387(5-6), 1161-1172, 2008.

KANTELHARDT, Jan W. Fractal and multifractal time series. In *Mathematics of complexity and dynamical systems*. Springer New York, p. 463-487, 2012.

KIM, Sungyun. Computability of entropy and information in classical Hamiltonian systems. *Physics Letters A*, Vol.37vijay3(16), pp.1409-1414, 2009.

KORBEL, Jan. Rescaling the nonadditivity parameter in Tsallis thermostatics. *Physics Letters A*, Vol. 381 (32), pp. 2588-2592. 2017.

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.

KRISTOUFEK, L., & VOSVRDA, M. Commodity futures and market efficiency. *Energy Economics*, 42, 50-57, 2014.

KRUGMAN, P. Como os economistas puderam errar tanto? *Revista Econômica*, v. 11, n. 2, 2009.

LI, Chao; SHANG, Pengjian. Multiscale Tsallis permutation entropy analysis for complex physiological time series. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Vol.523, pp.10-20, 2019.

LI, Junfu; LYU, Chao; WANG, Lixin; ZHANG, Liqiang; LI, Chenhui. Remaining capacity estimation of Li-ion batteries based on temperature sample entropy and particle filter. *Journal of Power Sources*, Vol.268, pp.895-903, 2014.

LI, Junli ; HE, Zongyi ; ZHU, Qiaoli. An Entropy-Based Weighted Concept Lattice for Merging Multi-Source Geo-Ontologies. *Entropy*, Vol.15(6), pp.2303-2318, 2013.

LIMA, C. R. A., de Melo, G. R., STOSIC, B., & STOSIC, T. Cross-correlations between Brazilian biofuel and food market: Ethanol versus sugar. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 513, 687-693, 2019.

LOPES, Renaud; BETROUNI, Nacim. Fractal and multifractal analysis: a review. *Medical image analysis*, v. 13, n. 4, p. 634-649, 2009.

MAHDI, Sabet Sarvestani; IBRAHIM, Ab. LATIF ; KANAROGLOU, Pavlos. Three decades of urban growth in the city of Shiraz, Iran: A remote sensing and geographic information systems application, Vol.28 (4), pp.320-329, 2011.

MARKECHOVÁ, D.; RIEČAN, B. Tsallis entropy of product MV-algebra dynamical systems. *Entropy*, Vol.20(8), 2018.

MARWAN, Norbert et al. Recurrence plots for the analysis of complex systems. *Physics reports*, v. 438, n. 5, p. 237-329, 2007.

MCDONALD, O. *Lehman Brothers: A Crisis of Value*. [S.l.]: Oxford University Press, 2015.

MEICES – Ministério da Economia, I. C. E. e S. Exportações de Commodities 2018. <http://www.mdic.gov.br/index.php/component/content/article/61-noticias/2829-mdic-projeta-saldo-comercial-entre-us-65-e-us-70-bilhoes-para-este-ano>.

MIHAILOVIĆ, D. T., NIKOLIĆ-ĐORIĆ, E., DREŠKOVIĆ, N., & MIMIĆ, G. Complexity analysis of the turbulent environmental fluid flow time series. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 395, 96-104, 2014.

Monte verde investimentos obtidos no endereço eletrônico <https://monteverdeinvestimentos.com.br/>

MONTIROSSO, Rosario; RICCARDI, Bruno; MOLTENI, Erika; BORGATTI, Renato ; RENI, Gianluigi. Infant's emotional variability associated to interactive stressful situation: A novel analysis approach with Sample Entropy and Lempel–Ziv Complexity. *Infant Behavior and Development*, Vol.33(3), pp.346-356, 2010.

MUELLER, B., & MUELLER, C. The political economy of the Brazilian model of agricultural development: Institutions versus sectoral policy. *The quarterly review of economics and finance*, 62, 12-20, 2016.

NAZLIOGLU, S., & SOYTAS, U. Oil price, agricultural commodity prices, and the dollar: A panel cointegration and causality analysis. *Energy Economics*, 34(4), 1098-1104, 2012.

NIU, Hongli; WANG, Jun; LIU, Cheng. Analysis of crude oil markets with improved multiscale weighted permutation entropy. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Vol.494, pp.389-402, 2018.

ORANGE, N., & ABAID, N. A transfer entropy analysis of leader-follower interactions in flying bats. *The European Physical Journal Special Topics*, 224(17), 3279-3293, 2015.

REGO, B. R.; DE PAULA, F. O. O Mercado Futuro e a Comercialização de Café: Influências, Riscos e Estratégias com uso de Hedge. *Revista Gestão & Conhecimento*. V. 7, N. 1, Artigo 1, Mar./Jul., p. 01-26, 2012. Disponível em: <https://www.pucpcaldas.br/graduacao/administracao/revista/artigos/v7n1/v7n1a1.pdf>.

RENYI, A. On measures of entropy and information. In: *Fourth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*. p. 547–561, 1961.

RICHMAN J. S., MOORMAN J. R. Physiological time-séries analysis using approximate entropy and sample entropy. *American journal of physiology Heart and circulatory physiology*. Am Physiological Soc, v. 278, n. 6, p. H2039 – H2049, 2000.

ROCHA, Henrique Ribeiro da, PEREIRA, Bruna Leal e MARTIN, Júlia Saint. Politize! O que são commodities agrícolas. Disponível em: <https://www.politize.com.br/commodities-agricolas/#toggle-id-1>. 2018.

ROSEGRANT, M. W., & CLINE, S. A. Global food security: challenges and policies. *Science*, 302(5652), 1917-1919, 2003.

ROSSO, O. A., LARRONDO, H. A., MARTIN, M. T., PLASTINO, A., & FUENTES, M. A. Distinguishing noise from chaos. *Physical review letters*, 99(15), 154102, 2007.

SACO, P. M., CARPI, L. C., FIGLIOLA, A., SERRANO, E., & ROSSO, O. A. Entropy analysis of the dynamics of El Niño/Southern Oscillation during the Holocene. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 389(21), 5022-5027, 2010.

SCHREIBER, T. Measuring information transfer. *Physical review letters*, APS, v. 85, n. 2, p. 461, 2000.

SENSOY, A., SOBACI, C., SENSOY, S., & ALALI, F. Effective transfer entropy approach to information flow between exchange rates and stock markets. *Chaos, solitons & fractals*, 68, 180-185, 2014.

SHANNON, C. E. A mathematical theory of communication, Part i, Part ii. *Bell Syst. Tech. J.*, v. 27, p. {623, 656} 1948.

SHANNON, C. E. A mathematical theory of communication. *ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review*, ACM, v. 5, n. 1, p. 355, 2001.

Sindicato das Indústrias de Café do Est de Minas Gerais obtidos no endereço eletrônico <http://sindicafe-mg.com.br/>

SIQUEIRA Jr, E. L., STOSIC, T., BEJAN, L., & STOSIC, B. Correlations and cross-correlations in the Brazilian agrarian commodities and stocks. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 389(14), 2739-2743, 2010.

SUN, W. et al. Fractal analysis of remotely sensed images: A review of methods and applications. *International Journal of Remote Sensing*, v. 27, n. 22, p. 4963-4990, 2006.

TANG, Ling et al. Complexity testing techniques for time series data: A comprehensive literature review. *Chaos, Solitons & Fractals*, v. 81, p. 117- 135, 2015.

TSALLIS, C. et al. Introduction to nonextensive statistical mechanics: approaching a complex world. [S.I.]: Springer Science & Business Media, 2009. v. 34.

TSALLIS, C. Possible generalization of boltzmann-gibbs statistics. *Journal of statistical physics*, Springer, v. 52, n. 1-2, p. 479–487, 1988.

VAN MILLIGEN, B. P., BIRKENMEIER, G., RAMISCH, M., ESTRADA, T., HIDALGO, C., & ALONSO, A. Causality detection and turbulence in fusion plasmas. *Nuclear Fusion*, 54(2), 023011, 2014.

VICENTE, R., WIBRAL, M., LINDNER, M., & PIPA, G. Transfer entropy—a model-free measure of effective connectivity for the neurosciences. *Journal of computational neuroscience*, 30(1), 45-67, 2011.

VIZI, B. Depois da crise - desafios faz uma retrospectiva, revendo os impactos, os canais de transmissão, e as consequências da turbulência que modificou, e ainda modifica, a economia global. *Desafios do desenvolvimento*, 8(1):11–27, 2011.

WING, S., JOHNSON, J. R., CAMPOREALE, E., & REEVES, G. D. Information theoretical approach to discovering solar wind drivers of the outer radiation belt. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 121(10), 9378-9399, 2016.

XU, Mengjia; SHANG, Pengjian; HUANG, Jingjing. Modified generalized sample entropy and surrogate data analysis for stock markets. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, Vol.35, pp.17-24, 2016.

YABUKI, Tetsuo; MATSUMURA, Yumi; NAKATANI, Yoko Nakatani, YOKO (pacrepositoryorg). Evaluation of pedodiversity and land use diversity in terms of the Shannon Entropy. arXiv.org, May 18, 2009.

YAN, R., LIU, Y., & GAO, R. X. Permutation entropy: a nonlinear statistical measure for status characterization of rotary machines. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 29, 474-484, 2012.

YIN, Y., & SHANG, P. Weighted permutation entropy based on different symbolic approaches for financial time séries. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 443, 137-148, 2016.

YIN, Yi; SHANG, Pengjian. Modified cross sample entropy and surrogate data analysis method for financial time séries. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Vol.433, pp.17-25, 2015.

YOO, Cheol Seung; JUNG, Dong Chung; AHN, Yong Min; KIM, Yong Sik; KIM, SU-GYEONG ; YOON, Hyeri; LIM, Young Jin; YI, Sang Hoon. Automatic detection of seizure termination during electroconvulsive therapy using sample entropy of the electroencephalogram. *Psychiatry Research*, Volume 195, Issues 1–2, Pages 76-82, 2012.

ZANIN, Massimiliano et al. Permutation entropy and its main biomedical and econophysics applications: a review. *Entropy*, v. 14, n. 8, p. 1553-1577, 2012.

ZENG, K., OUYANG, G., CHEN, H., GU, Y., LIU, X., & LI, X. Characterizing dynamics of absence seizure EEG with spatial-temporal permutation entropy. *Neurocomputing*, 275, 577-585, 2018.

ZUNINO, L., PÉREZ, D. G., KOWALSKI, K., MARTÍN, M. T., GARAVAGLIA, M., PLASTINO, A., ROSSO, O. A. Fractional Brownian motion, fractional Gaussian noise, and Tsallis permutation entropy. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 387 6057–6068, 2008.

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, 2012.

ZUNINO, L., ZANIN, M., TABAK, B. M., PÉREZ, D. G., & ROSSO, O. A. Forbidden patterns, permutation entropy and stock market inefficiency. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 388(14), 2854-2864, 2009.