

DJALMA BELTRÃO DA COSTA FARIAS

**Análise de flutuações em preços de commodities agrícolas
utilizando o método *multiscale entropy*.**

RECIFE-PE – FEVEREIRO/2017.



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

**Análise de flutuações em preços de *commodities* agrícolas
utilizando o método *multiscale entropy*.**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Biometria e Estatística Aplicada do Departamento de Estatística e Informática da Universidade Federal Rural de Pernambuco como requisito parcial para obtenção do título de Doutor em Biometria e Estatística Aplicada.

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

Orientador : Profº. Dr. Borko Stosic

Co-orientador : Profº. Dra. Tatijana Stosic

Co-orientador : Profº. Dr. Antônio Samuel Alves da Silva

RECIFE-PE – FEVEREIRO/2017

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

F224a Farias, Djalma Beltrão da Costa
 Análise de flutuações em preços de commodities agrícolas
 utilizando o método multiscale entropy / Djalma Beltrão da Costa
 Farias. – 2017.
 65 f. : il.

 Orientador: Borko Stosic.
 Coorientadores: Tatijana Stosic, Antônio Samuel Alves da
 Silva.

 Tese (Doutorado) – Universidade Federal Rural de
 Pernambuco, Programa de Pós-Graduação em Biometria e
 Estatística Aplicada, Recife, BR-PE, 2017.
 Inclui referências.

 1. MSE 2. Complexidade 3. Commodities agrícolas I. Stosic,
 Borko, orient. II. Stosic, Tatijana, coorient. III. Silva, Antônio Samuel
 Alves da, coorient. IV. Título

CDD 310

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

**Análise de flutuações em preços de *commodities* agrícolas
utilizando o método *multiscale entropy*.**

DJALMA BELTRÃO DA COSTA FARIAS:

Tese julgada adequada para obtenção do título de Doutor em Biometria e Estatística Aplicada, defendida e aprovada por unanimidade em 23/02/2017 pela Banca Examinadora.

Orientador:

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

Banca Examinadora:

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

Prof. Dra. Tatijana Stosic
Universidade Federal Rural de Pernambuco - DEINFO

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

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

Dedicatória

Dedico esse trabalho às minhas filhas Emanuela, Mariana e Natália, minha querida irmã Susana e em especial à minha esposa Nize, maior incentivadora de todas as minhas conquistas e que sem ela, esse trabalho jamais teria sido realizado.

Agradecimentos

Para a realização de um projeto desse nível muitas pessoas deram sua contribuição e é muito difícil elencar todos e as suas contribuições específicas.

Para não ser exaustivo e também não esquecer nomes, agradeço a todos que me acolheram no Departamento, professores, funcionários e colegas de turma, porém não poderia deixar de citar alguns nomes que me foram muito próximos durante esses anos e que considero de fundamental importância para a conclusão dessa etapa de minha vida.

Professores como Borko Stosic, Tatijana Stosic, Moacyr Cunha Filho, Eufrázio de Souza, Gabriel Rivas de Melo, Cláudia Helena Dezotti, Tiago Alessandro Espínola Ferreira e o secretário do Departamento, Marco Santos, sempre esclarecedor e prestativo.

Aos colegas, aqueles com quem mais convivi e que me deixaram boas lições, não poderia deixar de fazer referência a Samuel, Dennis, Diego, Rodrigo, Rivelino, Milton, Sílvio, Anderson, Leda, Rodrigo e Lázaro. A vocês, meu muito obrigado pela experiência vivenciada.

A todas as outras pessoas que direta ou indiretamente participaram da realização desse sonho, agradeço de coração.

“É notável que uma ciência que começou com jogos de azar tenha se tornado o mais importante objeto do conhecimento humano.”

PIERRE SIMON LAPLACE

Resumo

A partir de 2001, depois da entrada da China na Organização Mundial do Comércio (OMC), houve uma mudança muito acentuada nos preços e na demanda de *commodities* agrícolas no mundo (TROSTLE, 2011). As mudanças nesse mercado afetaram substancialmente o Brasil que é um dos maiores produtores dessas *commodities*. Essas mudanças devem-se a fatores econômicos, meteorológicos como também sociais tais como: crise financeira mundial, diminuição da oferta devido a problemas climáticos e aumento da demanda. Devido à importância econômica das exportações das *commodities* agrícolas na balança comercial brasileira analisam-se, nesse trabalho, as séries diárias de retorno (ganhos sobre o capital investido) e volatilidade (medida de dispersão dos retornos) dos preços de sete dessas *commodities*: açúcar, algodão, arroz, café, milho, soja e trigo, no período de 2006 a 2016. É aplicado o método *Multiscale Entropy* – MSE (para escalas 1 a 20 dias) nas séries completas dos retornos e volatilidades dos preços. Em seguida aplica-se MSE (para as escalas de 1, 5, 10 e 21 dias) em cada janela de 252 dias (janelas sobrepostas) dessas mesmas séries de retornos e volatilidades. Os resultados obtidos mostram que em todas as séries, tanto de retornos como de volatilidades, a entropia diminui à medida em que as escalas ficam maiores, ou seja, quanto maior a escala menor o valor da entropia. Como consequência, menor a complexidade da série. Também se verifica que essas curvas (para as escalas de 1,5,10,21 dias em janelas móveis sobrepostas de 252 dias) são mais sensíveis no que diz respeito aos fatores sócio-econômicos que influenciam as variações de preços e a estabilidade das séries. Observa-se a diminuição da entropia no período da crise financeira americana 2008-2010 para as *commodities* açúcar, arroz, milho e trigo indicando que seus preços foram afetados pela crise. Para as *commodities* algodão e café este efeito é observado no início e no final da crise. Para a soja não se observa uma variação significativa nos valores da entropia nesse período, a entropia diminuiu depois de 2011 quando houve um aumento dos preços devido à seca que afetou a safra nos Estados Unidos.

Palavras chave: MSE, complexidade, *commodities* agrícolas.

Abstract

Since 2001, after China's entry into the World Trade Organization (WTO), there was a marked change in prices and demand for agricultural commodities (TROSTLE, 2011). Changes in this market substantially affected Brazil which is one of the largest producers of these commodities. These changes are due to economic, weather as well as social factors such as the global financial crisis, decrease in supply due to weather problems and increase in demand. Because of the economic importance of exports of agricultural commodities in the Brazilian trade balance, in this work are analyzed the daily series of returns (gains on invested capital) and volatility (measure of dispersion of returns) of seven agricultural commodities: sugar, cotton, rice, coffee, corn, soybeans and wheat, in the period 2006-2016. It's applied the method *Multiscale Entropy* - MSE (for scales 1 to 20 days) on the entire series. Then is applied MSE (for the scales of 1, 5, 10 and 21 days) on moving windows of 252 days. The results showed that for all series of returns and volatilities, the entropy decreases when the scale increase indicating lower complexity of the series. It's notice too that these curves are more sensitive with regard to the socio economic factors that influence the price changes and the stability of the series. A decreasing is observed in entropy during the period of the financial american crisis 2008-2010 for sugar, corn, rice and wheat indicating the prices were affected. For commodities cotton and coffee this effect was observed at the beginning and in the end of the crisis. For soybean was not observed a significant change in the entropy values in this period, the entropy decreased after 2011 when there was an increase in prices due to the drought that affected crops in the United States.

Key words: MSE, complexity, agricultural *commodities*.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Cálculo das séries de médias usadas no MSE	21
Figura 2	Série de preços do açúcar de 2006 a 2016	25
Figura 3	Série de retornos dos preços do açúcar de 2006 a 2016	27
Figura 4	Série das volatilidades dos preços do açúcar de 2006 a 2016	28
Figura 5	MSE aplicada às séries de retornos e volatilidades do açúcar	30
Figura 6	MSE de escalas 1,5, 10 e 21 aplicado a série de retornos do açúcar	31
Figura 7	MSE de escalas 1, 5,10 e 21 aplicado a série de volatilidades do açúcar	31
Figura 8	Série de preços do açúcar de 2006 a 2016	33
Figura 9	Série de retornos dos preços do açúcar de 2006 a 2016	33
Figura 10	Série de volatilidades dos preços do açúcar de 2006 a 2016	33
Figura 11	Série de preços do algodão de 2006 a 2016	34
Figura 12	Série de retornos dos preços do algodão de 2006 a 2016	35
Figura 13	Série de volatilidades dos preços do algodão de 2006 a 2016	35
Figura 14	Série de preços do arroz de 2006 a 2016	36
Figura 15	Série de retornos dos preços do arroz de 2006 a 2016	36
Figura 16	Série de volatilidades dos preços do arroz de 2006 a 2016	37
Figura 17	Série de preços do café de 2006 a 2016	38
Figura 18	Série de retornos dos preços do café de 2006 a 2016	38
Figura 19	Série de volatilidades dos preços do café de 2006 a 2016	38
Figura 20	Série de preços do milho de 2006 a 2016	39
Figura 21	Série de retornos dos preços do milho de 2006 a 2016	40
Figura 22	Série de volatilidades dos preços do milho de 2006 a 2016	40
Figura 23	Série de preços da soja de 2006 a 2016	41
Figura 24	Série de retornos dos preços da soja de 2006 a 2016	41
Figura 25	Série de volatilidades dos preços da soja de 2006 a 2016	42
Figura 26	Série de preços do trigo de 2006 a 2016	43
Figura 27	Série de retornos dos preços do trigo de 2006 a 2016	43
Figura 28	Série de volatilidades dos preços do trigo de 2006 a 2016	43
Figura 29	MSE aplicada às séries de retornos e volatilidades do açúcar	45
Figura 30	MSE aplicada às séries de retornos e volatilidades do algodão	45
Figura 31	MSE aplicada às séries de retornos e volatilidades do arroz	46

Figura 32	MSE aplicada às séries de retornos e volatilidades do café	46
Figura 33	MSE aplicada às séries de retornos e volatilidades do milho	47
Figura 34	MSE aplicada às séries de retornos e volatilidades do soja	47
Figura 35	MSE aplicada às séries de retornos e volatilidades do trigo	48
Figura 36	MSE de escalas 1,5,10 e 21 aplicado a série de retornos do açúcar	50
Figura 37	MSE de escalas 1,5,10 e 21 aplicado a série de volatilidades do açúcar	50
Figura 38	MSE de escalas 1,5,10 e 21 aplicado a série de retornos do algodão	51
Figura 39	MSE de escalas 1,5,10 e 21 aplicado a série de volatilidades do algodão	51
Figura 40	MSE de escalas 1,5,10 e 21 aplicado a série de retornos do arroz	52
Figura 41	MSE de escalas 1,5,10 e 21 aplicado a série de volatilidades do arroz	52
Figura 42	MSE de escalas 1,5,10 e 21 aplicado a série de retornos do café	53
Figura 43	MSE de escalas 1,5,10 e 21 aplicado a série de volatilidades do café	53
Figura 44	MSE de escalas 1,5,10 e 21 aplicado a série de retornos do milho	54
Figura 45	MSE de escalas 1,5,10 e 21 aplicado a série de volatilidades do milho	54
Figura 46	MSE de escalas 1,5,10 e 21 aplicado a série de retornos da soja	55
Figura 47	MSE de escalas 1,5,10 e 21 aplicado a série de volatilidades da soja	55
Figura 48	MSE de escalas 1,5,10 e 21 aplicado a série de retornos do trigo	56
Figura 49	MSE de escalas 1,5,10 e 21 aplicado a série de volatilidades do trigo	56

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ApEn -----	<i>Approximate Entropy</i>
ATR -----	Açúcar total Recuperável
BM&BOVESPA ---	Bolsa de Mercadorias e Futuro Bovespa
CEPEA -----	Centro de Estudos Avançados em Economia Aplicada
COFINS -----	Contribuição para o Financiamento da Seguridade Social
CONAB -----	Companhia Nacional de Abastecimento
CONSECANA SP -	Conselho de Produtores de Cana de Açúcar, Açúcar e Etanol do Estado de São Paulo
DAP -----	<i>Delivered at Place</i>
ESALQ -----	Escola Superior de Agronomia Luiz de Queiroz
FUNRURAL -----	Fundo de Assistência e Previdência do Trabalhador Rural
FuzzyEn -----	<i>Fuzzy Entropy</i>
ICMS -----	Imposto sobre Circulação de Mercadorias e Serviços
ICUMSA -----	<i>International Commission for Uniform Methods of Sugar Analysis</i>
IRGA -----	Instituto Rio-Grandense de Arroz
MSE -----	<i>Multi Scale Entropy</i>
OMC -----	Organização Mundial do Comércio
PE -----	<i>Permutatios Entropy</i>
PIS -----	Programa de Integração Social
SampEn -----	<i>Sample entropy</i>
SE -----	<i>Spectral Entropy</i>
SENAR -----	Serviço Nacional de Aprendizagem Rural
UFLA -----	Universidade Federal de Lavras
USP -----	Universidade de São Paulo
WE -----	<i>Wavelet Entropy</i>

Sumário

1.INTRODUÇÃO	13
2. REVISÃO DE LITERATURA.....	15
2.1 <i>Commodities</i>	15
2.2 Análise de Complexidade das Séries Temporais	15
2.2.1 Entropia.....	16
2.2.2 <i>Sample Entropy (SampEn)</i>	17
2.2.3 <i>Multi Scale Entropy (MSE)</i>	20
3. DADOS E METODOLOGIA.....	22
3.1 Dados.....	22
3.1.1 Descrição dos Dados.....	22
3.1.1.1 Açúcar.....	22
3.1.1.2 Algodão.....	23
3.1.1.3 Arroz.....	23
3.1.1.4 Café Arábica.....	23
3.1.1.5 Milho.....	24
3.1.1.6 Soja.....	24
3.1.1.7 Trigo.....	24
3.2 Metodologia.....	24
3.2.1 Séries de Preços.....	24
3.2.2 Séries de Retorno.....	26
3.2.3 Séries de Volatilidade.....	27
3.2.4 <i>Multi Scale Entropy (MSE)</i> aplicado às séries de retorno e volatilidade..	29
4.RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	32
4.1 Séries Originais de Preços, Retornos e volatilidade das <i>Commodities</i>	32
4.1.1 Açúcar	32
4.1.2 Algodão	34
4.1.3 Arroz.....	35
4.1.4 Café.....	37
4.1.5 Milho.....	39
4.1.6 Soja	40
4.1.7 Trigo	42
4.2 <i>Multi Scale Entropy</i> Aplicada às Séries de Retornos e Volatilidade.....	44
4.2.1 Açúcar	45
4.2.2 Algodão	45
4.2.3 Arroz.....	46
4.2.4 Café.....	46
4.2.5 Milho.....	47

4.2.6 Soja.....	47
4.2.7 Trigo.....	48
4.3 Evolução temporal de <i>Multi Scale Entropy</i> para escalas 1,5,10 e 21 dias.....	48
4.3.1 Açúcar Retorno.....	50
4.3.2 Açúcar Volatilidade.....	50
4.3.3 Algodão Retorno.....	51
4.3.4 Algodão Volatilidade.....	51
4.3.5 Arroz Retorno.....	52
4.3.6 Arroz Volatilidade.....	52
4.3.7 Café Retorno.....	53
4.3.8 Café Volatilidade.....	53
4.3.9 Milho Retorno.....	54
4.3.10 Milho Volatilidade.....	54
4.3.11 Soja Retorno.....	55
4.3.12 Soja Volatilidade.....	55
4.3.13 Trigo Retorno.....	56
4.3.14 Trigo Volatilidade.....	56
5) CONCLUSÕES.....	57
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	59

1. INTRODUÇÃO

No início do século XXI ocorreu uma grande mudança no mercado mundial de *commodities* devido a vários fatores socioeconômicos, climáticos e de demanda (TROSTLE, 2011).

Esses fatores tiveram como causas o aumento do consumo em países emergentes como a China e a Índia, a diminuição da produção mundial de alimentos e crises financeiras que afetaram todo o planeta.

Tudo isso teve como resultado um aumento substancial nos preços das *commodities* agrícolas (TROSTLE, 2011) e como o Brasil é um grande exportador dessas *commodities* tais mudanças geraram desequilíbrios na sua balança comercial e tiveram um forte impacto na economia.

Todas essas alterações e desequilíbrios na produção, consumo e preços das *commodities* agrícolas geraram grande preocupação de âmbito internacional.

A maior preocupação das organizações sociais e dos organismos internacionais é que tudo isso teve como consequência a queda das condições macroeconômicas de países em desenvolvimento importadores de alimentos e a diminuição da renda da população que levou milhões de pessoas à fome (ABBOTT; ADELINE, 2011).

A escassez ou a falta de dinheiro para comprar alimentos gera instabilidade política e conflitos sociais (SMITH, 2014).

Nesse trabalho faz-se um estudo da complexidade das séries temporais dos preços de sete *commodities* agrícolas: açúcar, algodão, arroz, café, milho, soja e trigo.

A medida de complexidade aplicada nesse trabalho é a entropia das séries de retornos e volatilidades dos preços dessas *commodities* que é usada para medir o estado de desordem de um sistema não linear.

O objetivo geral desse trabalho é estudar a complexidade das séries temporais de preços dessas *commodities* agrícolas brasileiras para avaliar a dinâmica dessas séries.

Os objetivos específicos são: verificar se essas séries de preços de *commodities* agrícolas possuem complexidade estrutural temporal aplicando o

método *Multi Scale Entropy* (MSE). Avaliar a variabilidade temporal do mercado aplicando o método *Sample Entropy* (SampEn) em janelas móveis nessas mesmas séries temporais de *commodities* agrícolas.

Nesse trabalho os cálculos das entropias são realizados nas séries de retornos e volatilidades dos preços dessas sete *commodities* citadas anteriormente.

O trabalho está dividido em cinco capítulos: o primeiro é essa introdução onde se mostra o que é estudado e porque esse estudo merece importância.

No segundo capítulo faz-se uma revisão de literatura, discorre-se sobre o tema *commodities*, sobre o que significa complexidade de uma série temporal, o que é entropia, quais os métodos usados nesse trabalho, *Sample Entropy*, *Multi Scale Entropy* e são citados alguns trabalhos publicados nessa área.

No capítulo três estão descritos os dados, onde foram obtidos e toda a metodologia que é utilizada nesse estudo.

No quarto capítulo são mostrados todos os resultados obtidos e é feita também uma discussão sobre os mesmos.

No quinto e último capítulo são mostradas as conclusões sobre os resultados encontrados ao final de todo esse estudo.

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1 *Commodities*

Commodities é uma expressão inglesa (plural de *commodity*) que significa mercadoria, qualquer que seja.

Ao longo dos anos essa expressão se difundiu, no mercado econômico, para fazer referência a determinados bens produzidos em larga escala e de pouco valor agregado nas bolsas de mercadorias e valores do mundo inteiro.

As *commodities* são geralmente produtos primários tais como: minério de ferro, petróleo, cobre, ouro e outros, de origem mineral. Mas há também as *commodities* de origem agrícola como feijão, açúcar, café, trigo, soja e outras tantas. São em sua grande maioria produtos que podem ser estocados por um determinado tempo sem que haja perda de qualidade.

Todos esses produtos são comercializados em grandes bolsas de valores em todo o mundo e eles mantêm a peculiaridade de não terem diferenças marcantes entre eles (KALDOR,1939). São produtos com características muito uniformes, são praticamente os mesmos em todo o mundo e seus preços são estabelecidos pelo mercado internacional.

O Brasil é um grande produtor de *commodities* e segundo a Bolsa de Mercadorias e Futuro Bovespa (BMF&BOVESPA) e o Centro de Estudos Avançados em Economia Aplicada (CEPEA) – ESALQ/USP, algumas das principais produzidas e exportadas aqui no Brasil são: petróleo, minério de ferro, alumínio, café, soja, suco de laranja.

Esse trabalho dá ênfase às *commodities* agrícolas: Açúcar, Algodão, Arroz, Café, Milho, Soja e Trigo.

2.2 Análise de Complexidade das Séries Temporais

Complexidade pode ser uma das mais importantes medidas para análise de dados de séries temporais. De acordo com diferentes características, as medidas de complexidade de séries temporais podem ser divididas em três grupos primários, ou seja, fractalidade, para auto similaridade; métodos derivados de dinâmicas não lineares e entropia para medir o estado de

desordem de um sistema não linear. Essas estimativas analisam a dinâmica das séries temporais de diferentes perspectivas, mas estão relacionadas ou até mesmo chegam a dependerem uma das outras (TANG *et al*, 2015).

Existem alguns estudos importantes sobre as técnicas de testes de complexidade de dados de séries temporais. Por exemplo:

- Lopes e Betrouni (2009), centraram-se na estimação de fractalidade para dados de sinais médicos e dividiu as ferramentas existentes em técnicas mono e multi fractais.
- Sun *et al* (2006) forneceram um levantamento dos métodos mais populares para estimar a dimensão fractal e suas aplicações em problemas de sensoriamento remoto.
- Kantelhardt (2012), fez uma introdução de métodos de análise de mono e multi fractalidade para dados de séries temporais estacionárias e não estacionárias.
- Zanin *et al* (2012), analisaram os fundamentos teóricos da *Permutation Entropy* (PE) bem como as aplicações para os mercados econômicos e sistemas financeiros.
- Alcaraz e Rieta (2010), propuseram uma avaliação da *Sample Entropy* (*SampEn*) na análise não invasiva de fibrilação atrial.
- Marwan *et al* (2007) , apresentaram uma revisão abrangente de métodos baseados em recorrência e suas aplicações.

Nesse trabalho a complexidade das séries de preços de *commodities* são analisadas através de medidas de entropia aplicada as séries de retornos e volatilidades desses preços para que se possa fazer uma comparação entre essas *commodities* e a influência de fatos sócio econômicos sobre os valores de entropia encontrados.

2.2.1 Entropia

Na física, a entropia é uma medida usada em termodinâmica para descrever o estado de desordem de dados de sistemas dinâmicos (JOURNEL; DEUTSCH,1993). Em estatística, a entropia mede a incerteza ou a regularidade que existe em alguma quantidade de dados. Nesse trabalho, que é um estudo sobre a complexidade das séries de preços de *commodities*

agrícolas, a medida da entropia fornece o grau dessa complexidade. As medidas de entropia mais comuns são:

- *Shannon entropy* (SHANNON, 1948);
- *Renyi entropy* (RENYI, 1961);
- *Tsallis entropy* (TSALLIS, 1988);
- *Spectral entropy* (SE), (POWELL; PERCIVAL, 1979);
- *Wavelet entropy* (WE), (ROSSO *et al*, 2001);
- *Permutation entropy* (PE), (BANDT; POMPE, 2002);
- *Aproximate entropy* (ApEn), (PINCUS, 1991);
- *Sample entropy* (SampEn), (RICHMAN; MOORMAN, 2000);
- *Fuzzy entropy* (FuzzyEn), (XIE *et al*, 2011);
- *Multiscale entropy* (MSE), (COSTA, GOLDBERGER e PENG, 2005).

Geralmente, um alto valor de entropia se refere a um sistema com um elevado nível de estado de desordem (TANG *et al*, 2015). As entropias já conhecidas podem ainda ser divididas em duas categorias: entropias estruturais e entropias dinâmicas.

Entropias estruturais medem a complexidade estrutural dos dados de séries temporais em termos de concentração de energia, uma medida de quão concentrada (ou generalizada) é a distribuição do espectro de potência de uma série temporal.

Entropias dinâmicas exploram a complexidade de sistemas a partir da perspectiva de mudanças de similaridade entre os padrões internos de dados dinâmicos em termos da probabilidade condicional de que duas sequências permaneçam com padrões similares mesmo depois da incorporação de novos dados (Tang *et al*, 2015). As entropias *SampEn* e MSE utilizadas nesse trabalho são entropias dinâmicas.

2.2.2 Sample Entropy (*SampEn*)

Sample entropy (*SampEn*) é um processo de cálculo do valor da entropia introduzido por (RICHMAN; MOORMAN, 2000) e definido como o logaritmo natural negativo da probabilidade condicional de que duas sequências similares, com um nível de tolerância r e com m pontos,

permaneçam similares para $m + 1$ pontos. Esses dois parâmetros, m e r devem ser especificados para o cálculo da $SampEn(m, r, N)$ em que N representa o tamanho da série temporal.

Um baixo valor da $SampEn$ também indica uma maior auto similaridade (regularidade) nas séries analisadas (RICHMAN; MOORMAN, 2000).

Seja $u(1), \dots, u(N)$ uma série temporal de tamanho N . O cálculo da $SampEn(m, r, N)$ é feito seguindo as etapas descritas abaixo (RICHMAN; MOORMAN, 2000):

- i) Constrói-se $N - m + 1$ vetores $x_m(i)$ de tamanho m :

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

Define-se a distância entre os vetores $x_m(i)$ e $x_m(j)$ como a diferença máxima entre seus componentes:

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

- 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 ($r: r \equiv r\sigma, \sigma$ - desvio padrão da série $u(1), \dots, u(N)$).
- iii) Em seguida define-se:

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

e

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

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

Repete-se os passos i-iii, para vetores de tamanho $m + 1$ e define-se:

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

e

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

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 $A_i^m(r)$ é a probabilidade de dois vetores serem similares para $m + 1$ pontos.

iv) Por fim, calcula-se o índice *Sample Entropy* em que:

$$SampEn(m, r, N) = -\ln \left(\frac{A^m(r)}{B^m(r)} \right)$$

Esse valor representa a probabilidade condicional de que duas sequências que são similares para m pontos permaneçam similares para $m + 1$ pontos.

Embora m e r sejam fundamentais para determinação do resultado da *SampEn*, não existem regras ou diretrizes para otimizar seus valores. Em princípio, a precisão e a confiança da estimativa da entropia melhoram à medida que a quantidade m aumenta. Para pequenos valores de r são encontradas fracas estimativas de probabilidade condicional enquanto que para valores mais elevados de r são perdidas muitas informações detalhadas do sistema e a *SampEn* tende a zero. Para evitar uma significativa influência de ruído no cálculo da *SampEn*, deve-se escolher um valor para r maior que o da maioria dos ruídos (PINCUS, 1991).

O *Sample Entropy* é uma adaptação do método *Approximate Entropy* (*ApEn*) (PINCUS, 1991). Esses métodos são utilizados para medir a complexidade de séries temporais não lineares. Um valor de complexidade mais elevado de uma série (menor regularidade) gera valores da *SampEn* mais altos. Esse processo é amplamente utilizado pela comunidade científica como por exemplo em:

- processos fisiológicos (LAKE *et al*, 2002),
- sinais geofísicos (BALASIS *al et*, 2009; MIN *et al*, 2010),
- séries climáticas (SHUANGCHENG, 2006),
- processos hidrológicos (HUANG *et al*, 2011; CHOU, 2014) e
- dados financeiros (REDDY e SEBASTIAN, 2007).

SampEn mede a regularidade de uma série temporal. Ela reflete, como já foi dito anteriormente, a probabilidade condicional de que duas sequências de m pontos consecutivos que são similares entre si, continuarão similares quando mais um ponto consecutivo é incluído. Ser similar significa que o valor de uma medida de distância específica é menor que r . Portanto, *SampEn* é uma função dos parâmetros m e r . Geralmente, na literatura, são usados os valores recomendados por PINCUS (1991) que sugere o uso de $m = 2$ e $r = 0,2$ (COSTA *et al*, 2003).

2.2.3 Multi Scale Entropy (MSE)

Dada uma série temporal, $\{x_1, x_2, \dots, \dots, x_N\}$, primeiro são construídas séries temporais de médias de janelas não sobrepostas de dados como mostrado na Figura 1.

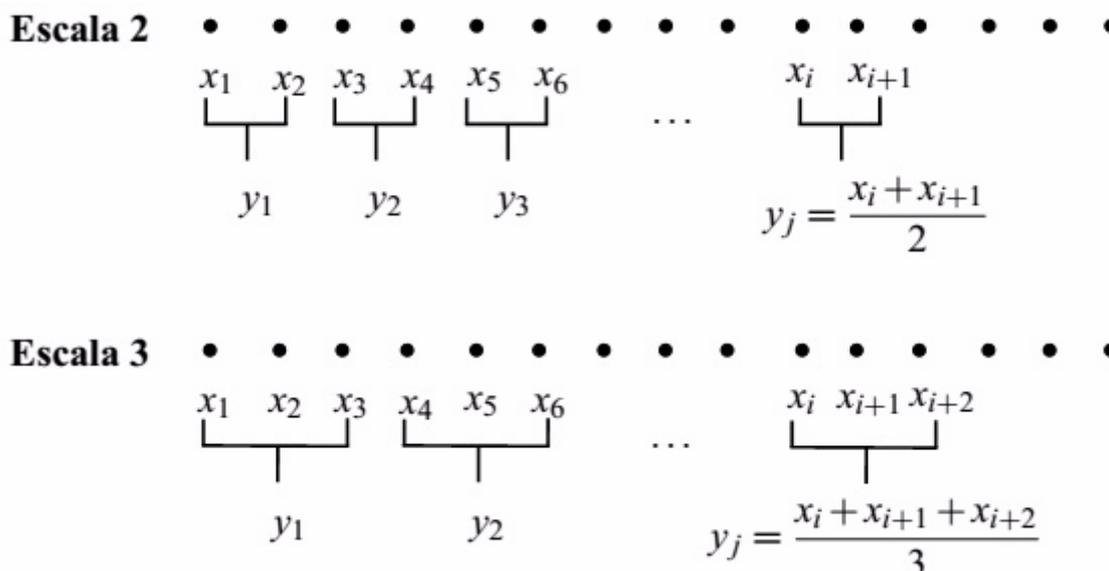


Figura 1: Cálculo das séries de médias usadas no MSE.

Cada elemento das séries de médias $y_j^{(\tau)}$ é calculado de acordo com a equação:

$$y_j^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x_i$$

Onde τ representa o fator de escala e $1 \leq j \leq N/\tau$. O tamanho de cada série de médias é igual ao tamanho da série original N dividido pelo fator de escala τ . Para a escala 1, a série de médias é a própria série original. Essas médias y_1, y_2, \dots , são calculadas sem sobreposição (*overlap*).

Depois do cálculo dessas séries de médias, calcula-se a *SampEn* para cada uma delas e traça-se um gráfico como uma função do fator de escala.

As curvas do MSE são usadas para comparar a complexidade relativa de séries temporais normalizadas segundo as seguintes orientações (COSTA, GOLDBERGER E PENG, 2005):

- i) Se para a maioria das escalas de uma determinada série temporal os valores da entropia são maiores do que os de outra série, a primeira série terá uma complexidade maior que essa outra.
- ii) Uma distribuição monótona decrescente dos valores da entropia, indica que o sinal original contém informações apenas na menor escala.

O método MSE foi utilizado em:

- análise de processos fisiológicos (COSTA *et al*, 2003; CATARINO *et al*, 2011),
- séries temporais financeiras (MARTINA *et al*, 2011; XIA *et al*, 2014; STOSIC *et al*, 2016a),
- sinais geofísicos (GUZMAN-VARGAS *et al*, 2008) e
- processos hidrológicos (LI & ZHANG, 2008; ZHOU *et al*, 2012; ARAUJO *et al*, 2015).

3. DADOS E METODOLOGIA.

3.1 Dados

Nesse estudo, são analisadas as séries temporais dos preços de fechamento de sete *commodities* agrícolas brasileiras: Açúcar, Algodão, Arroz, Café, Milho, Soja e Trigo. O período de análise é o mesmo para todas essas séries e vai de 13/03/2006 a 01/03/2016. Todos os dados, inclusive as descrições que seguem, foram obtidos no site do Centro de Estudos Avançados em Economia Aplicada (CEPEA) – ESALQ/USP a partir do endereço eletrônico <http://www.cepea.esalq.usp.br/>.

3.1.1 Descrição dos Dados.

3.1.1.1 Açúcar

Especificação do produto: Açúcar Cristal com mínimo de polarização de 99,7 graus, máximo de 0,10% de umidade, cor ICUMSA mais frequente 130 – 180, máximo de 0,07% de cinzas, ensacado em sacas novas de polipropileno, destinado ao mercado interno.

Moeda/Unidade de medida: R\$/saca de 50 Kg.

Periodicidade: diária.

3.1.1.2 Algodão

Especificação do produto: algodão tipo 41, folha 4 - cor estritamente abaixo da média (*strict low middling*) – (antigo tipo 6, fibra 30/32 mm, sem característica).

Unidade de medida: libra-peso de pluma (0,453597 kg); divulgados em centavos de real por libra-peso (ex: 125,95 centavos de R\$/lp ou R\$ 1,2595/lp).

Periodicidade: diária.

3.1.1.3 Arroz

Especificação do produto: arroz em casca, posto indústria, com rendimento do grão de 57% maior e 58% (menor, igual e maior) de grãos inteiros, com cerca de 10% de grãos quebrados por 100 gramas. O importante é que se tenha renda do benefício de 68%, para produção de arroz beneficiado polido Tipo 1, seguindo a classificação da Portaria 269/88 do Ministério da Agricultura. Considera-se a classificação informada pelo agente colaborador.

Unidade de medida: saca de 50 kg (R\$/sc). Para a conversão do Indicador em dólar norte-americano (US\$), utiliza-se a Taxa de Câmbio comercial 16h30 de venda.

Periodicidade: diária.

3.1.1.4 Café Arábica

Especificação do produto: café arábica tipo 6, bebida dura para melhor.

Unidade de medida: saca de 60 kg (R\$/sc).

Periodicidade: levantamento diário.

3.1.1.5 Milho

Especificação do produto: milho amarelo semi-duro, tipo 2, de odor e aspectos normais em bom estado de conservação livre de bagas de mamona e outras sementes prejudiciais e insetos vivos, duro ou semi duro, com umidade de até 14%, teor de impurezas máximo de 1% na peneira 3mm, máximo de 6% de grãos ardidos ou brotados e livre de grãos mofados e até 12% de grãos quebrados, partidos ou chochos.

Unidade de medida: saca de 60kg (R\$/sc).

Periodicidade: diária.

3.1.1.6 Soja.

O Indicador ESALQ/BM&FBovespa da soja Paranaguá refere-se ao grão comercializado na condição “transferido” para armazéns ou silos portuários situados dentro do corredor de exportação do porto de Paranaguá.

Unidade de medida: saca de 60kg (R\$/sc).

Periodicidade: diária.

3.1.1.7 Trigo.

Especificação do produto: Trigo tipo 1, PH 78, com umidade máxima de 13%.

Unidade de medida: reais por tonelada.

Periodicidade: diária.

3.2 Metodologia.

Nessa secção são descritos toda a metodologia e os procedimentos realizados nas séries de preços das *commodities* pesquisadas.

3.2.1 Séries de Preços.

Segundo Rodrigues (2001), a análise do comportamento de séries históricas de preços é de fundamental importância para a economia, visto que praticamente todas as fases das relações econômicas estão diretamente ligadas com preços.

A análise dos preços agropecuários se configura como ponto de interesse geral, dada a gama de inter-relações com outros setores de atividades e agentes econômicos, principalmente em uma economia com vocação agropecuária como a do Brasil.

No capítulo quatro são traçados gráficos de todas as séries originais de preços diários de 13/03/2006 a 01/03/2016 para que se verifiquem essas relações.

Como exemplo ilustra-se na Figura 2 o comportamento dos preços do açúcar,

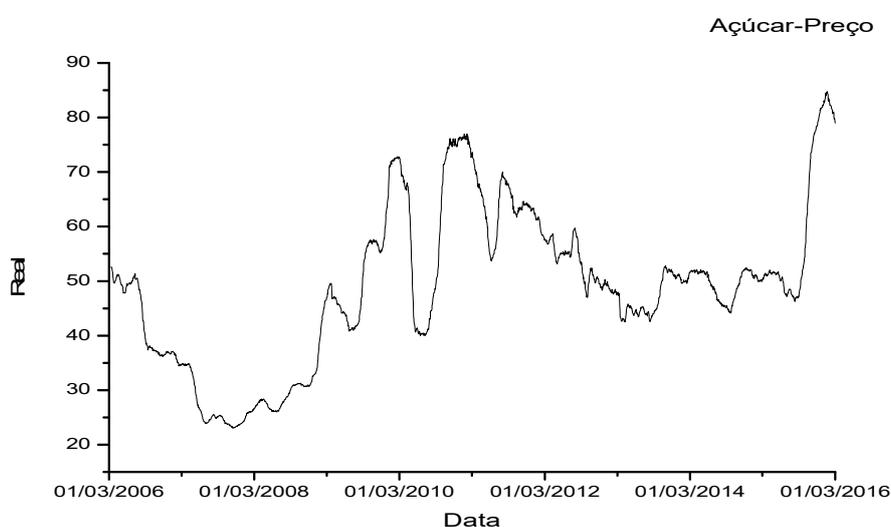


Figura 2: Série de preços do açúcar de 2006 a 2016.

em que se pode observar uma acentuada queda de preços a partir da metade de 2006, chegando a um preço mínimo em meados de 2008 devido à crise mundial causada por uma bolha no mercado imobiliário americano e a conseqüente quebra do banco americano Lehman Brothers.

Em seguida apresenta uma tendência crescente até o início de 2010, tendo uma nova queda no final desse mesmo ano, seguida de uma alta no início de 2011 e uma tendência de queda contínua até a metade de 2015, com um grande aumento no início de 2016.

Essa alta está ligada à elevação dos custos de produção no Brasil, à desvalorização do real diante do dólar e à queda de produtividade das lavouras ligada à baixa de investimentos do setor sucroenergético.

3.2.2 Séries de Retorno

Bodie, Kane, Marcus (2000), colocam que uma medida-chave para o sucesso dos investidores é a taxa à qual os seus fundos cresceram durante o período de investimento. O retorno de uma ação ou *commodity* depende do aumento (ou diminuição) no preço da ação sobre o período de investimento.

O prêmio do investimento realizado é o retorno esperado. Para Gitman (1997), o retorno sobre um investimento é medido como o total de ganhos ou prejuízos dos proprietários, decorrentes de um investimento durante um determinado período de tempo. É comumente determinado, considerando-se as mudanças de valor do ativo, mais qualquer recebimento ou distribuição de caixa. Geralmente é expresso como porcentagem do valor do investimento no início do período.

De acordo com Ross, Westerfield e Jaffe (1995), o retorno é o lucro ou prejuízo que o indivíduo espera que uma ação ou *commodity* possa proporcionar no próximo período. Trata-se de uma expectativa, podendo o retorno efetivo ser mais alto ou mais baixo.

Segundo Tsay (2002), existem duas principais razões para se trabalhar com retornos em vez de preços. A primeira é que para investidores (produtores) médios, o retorno de um ativo é um sumário completo e independente da escala da oportunidade de investimento. A segunda é que séries de retornos são mais fáceis de manipular que séries de preços, dado que as primeiras têm propriedades estatísticas mais tratáveis.

Soares, Rostagno e Soares (2002), afirmam que a forma de cálculo mais adequada dos retornos é a logarítmica pois esta apresenta uma distribuição mais próxima à distribuição normal, a qual constitui um dos pressupostos de testes estatísticos paramétricos. Nesse trabalho, os retornos são calculados segundo a equação:

$$R_t = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1})$$

Onde P_t é o preço de uma *commodity* no período t e R_t é o retorno no período entre $t - 1$ e t .

Na Figura 3 é mostrado o comportamento dos retornos diários da série de preços do açúcar, calculados da forma logarítmica. O período 2009-2013 (período final e posterior à crise financeira do banco americano Lehman Brothers) caracteriza-se por maiores retornos, tanto positivos quanto negativos.

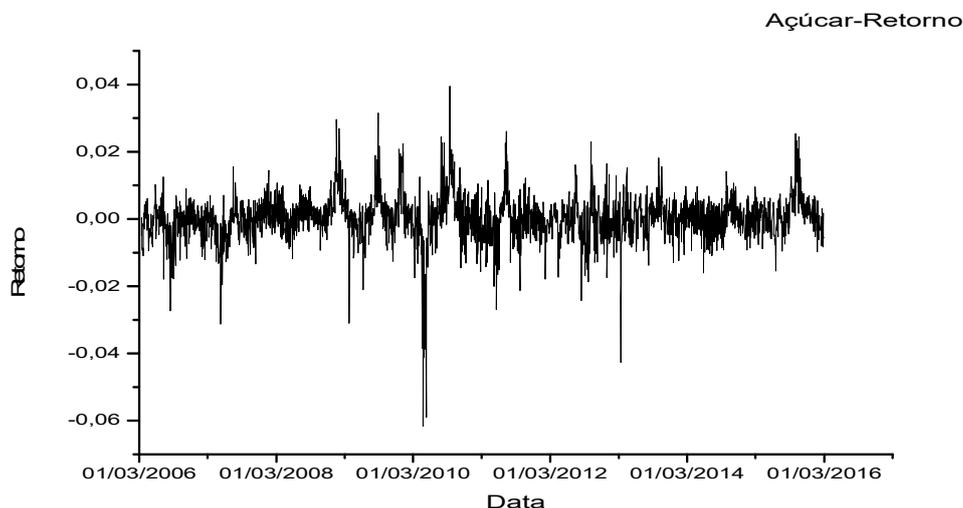


Figura 3: Série de retornos dos preços do açúcar de 2006 a 2016.

3.2.3 Séries de Volatilidade

A volatilidade é a medida de intensidade e frequência das flutuações dos preços de um ativo financeiro ou dos índices numa Bolsa de Valores. É o desvio padrão das mudanças do logaritmo dos preços de um ativo (financeiro), expressos numa taxa natural (SANDRONI, 2005).

Os preços dos produtos agrícolas sofrem flutuações cíclicas devido a instabilidade na renda do produtor como também nas despesas dos consumidores (ABBOTT; ADELINE, 2011).

Devido a esse problema, é necessário que se tenha conhecimento do padrão dessas flutuações ou da volatilidade desses preços para que haja a implantação de políticas para a estabilização dos mesmos.

Essa análise da volatilidade dos retornos das principais *commodities* agrícolas como café, soja, milho, mostra a importância desses produtos pelo seu caráter exportador e na agricultura de subsistência.

Esses mercados são marcados, como já foi citado, por acentuadas flutuações de preços que causa oscilações na rentabilidade dessas culturas e facilita aos agentes econômicos e especuladores mais informados, maior lucratividade devido ao poder de previsões mais precisas sobre o mercado (CAMPOS, 2015)

Nesse trabalho a volatilidade é calculada como o valor absoluto dos retornos diários segundo a equação:

$$V_t = | \ln(P_t) - \ln(P_{t-1}) |$$

em que V_t é a volatilidade do retorno no período entre $t - 1$ e t (ZUNINO et al. 2009)

A Figura 4 mostra o comportamento da volatilidade dos retornos da série de preços do açúcar no período de 01/03/2006 a 13/03/2016. Pode-se observar um agrupamento das altas volatilidades no período 2009-2013.

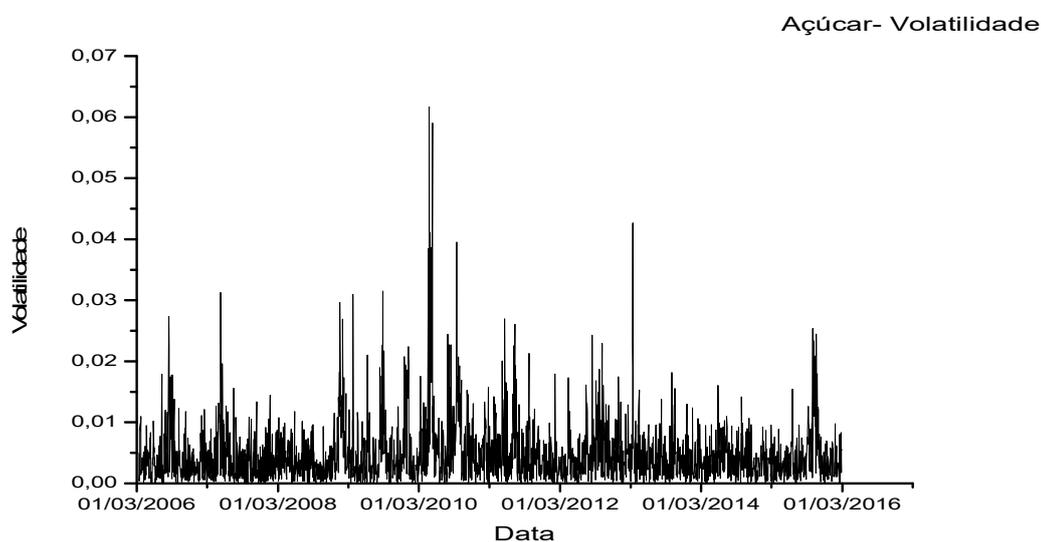


Figura 4: Série das volatilidades dos preços do açúcar de 2006 a 2016.

3.2.4 *Multi Scale Entropy (MSE)* aplicado às séries de retorno e volatilidade

Nesse trabalho, as médias das séries são calculadas com sobreposição (ALVAREZ-RAMIREZ *et al.*, 2012; STOSIC *et al.*, 2016a) ou seja, as médias com escala $\tau = 3$, por exemplo, são calculadas da seguinte maneira :

$$y_1 = \frac{x_1 + x_2 + x_3}{3} , y_2 = \frac{x_2 + x_3 + x_4}{3}$$

e assim por diante. Nesse caso, essas séries de médias serão maiores que as séries calculadas sem sobreposição (Figura.1). Cada série terá $N - \tau + 1$ médias.

O método MSE é aplicado de duas maneiras diferentes nessas séries de médias (sobrepostas).

Na primeira, depois de se calcular cada série variando o fator de escala τ de 1 até 20 , calcula-se a *SampEn* de cada uma delas. Em seguida são traçados os gráficos da *SampEn versus* fatores de escalas.

A Figura 5 mostra esses gráficos, do retorno e da volatilidade, da série de preços do açúcar. Os valores da *SampEn* diminuem com aumento da escala, indicando uma menor complexidade (maior regularidade) da série ao passo que nas escalas inferiores tem-se um aumento considerável da *SampEn* indicando uma maior complexidade (menor regularidade).

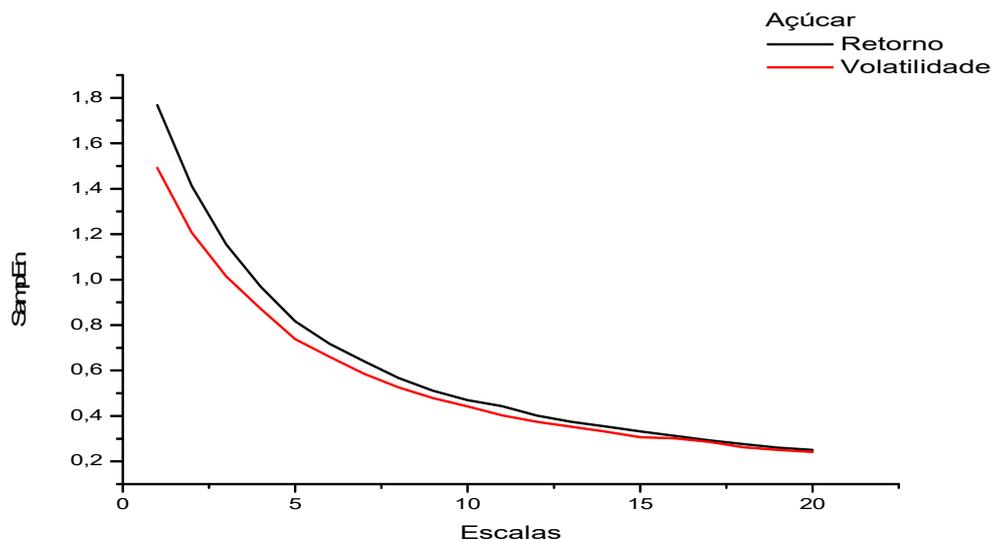


Figura 5: MSE aplicada às séries de retornos e volatilidades do açúcar.

A outra maneira de aplicação da MSE que é usada nesse trabalho começa com o cálculo das médias (sobrepostas) usando os fatores de escala 1,5,10 e 21 que correspondem respectivamente, excetuando-se a escala 1 que é a série original, aos dias úteis de uma semana, uma quinzena e um mês.

Usando cada uma dessas séries de médias, calcula - se a *SampEn* de todas as janelas de 252 amostras (dias úteis para um ano) que são obtidas usando-se o mesmo processo de sobreposição do cálculo das médias ou seja a primeira janela para o cálculo da *SampEn* de 252 amostras vai da média y_1 até a média y_{252} . A segunda janela vai da média y_2 até a média y_{253} procedendo-se dessa maneira até a última janela, formada pelas últimas 252 médias. Depois do cálculo das *SampEn's* de todas as janelas das séries de retornos e volatilidades das sete *commodities* em questão, com escalas de 1, 5, 10 e 21, traça - se um gráfico *SampEn versus* anos, de março de 2006 à março de 2016, como mostrado nas Figuras 6 e 7 para as séries do retorno e volatilidade do açúcar respectivamente.

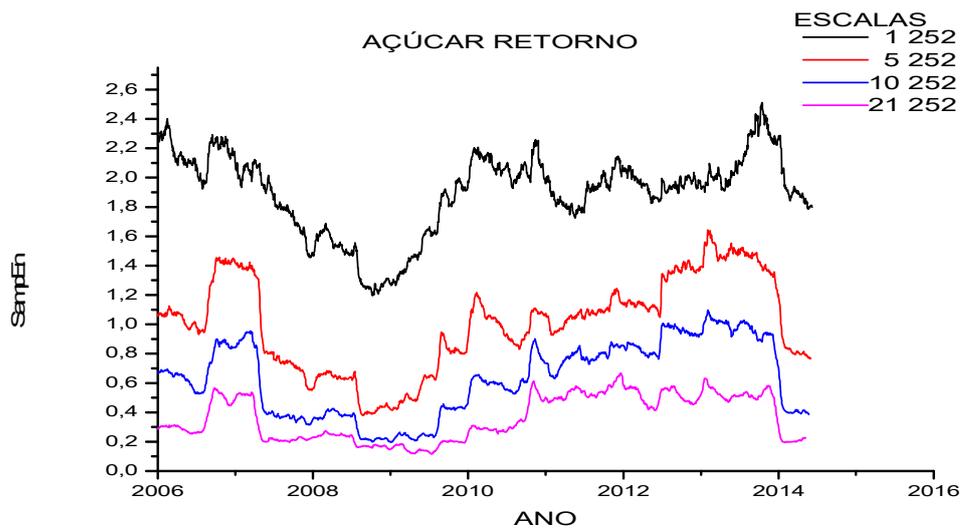


Figura 6 : MSE de escalas 1, 5, 10 e 21 aplicado a série de retornos do açúcar.

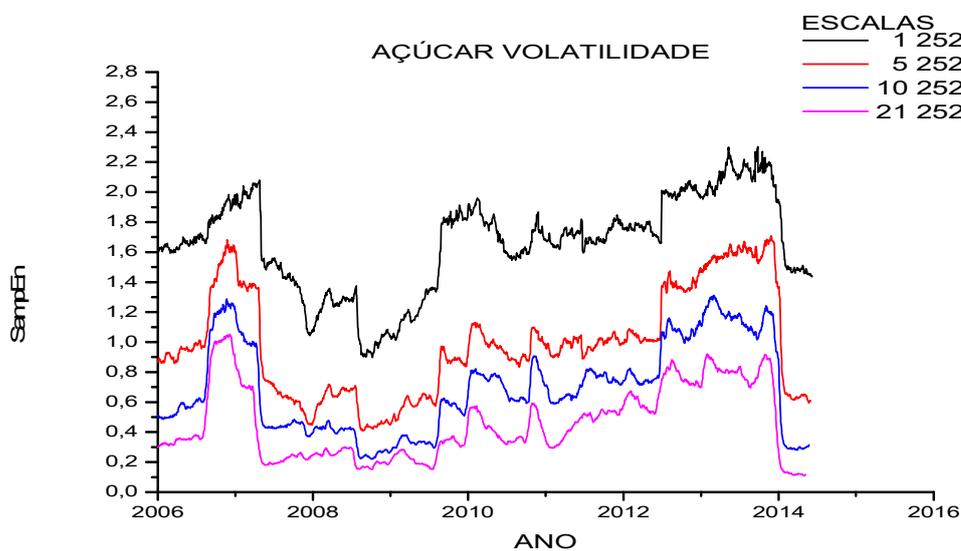


Figura 7 : MSE de escalas 1, 5, 10 e 21 aplicado a série de volatilidades do açúcar.

Observa-se uma diminuição da entropia no período da crise financeira americana (2008-2010), indicando menor complexidade das séries.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO.

4.1 Séries Originais de Preços, Retornos e Volatilidade das *Commodities*

4.1.1 Açúcar

O preço do açúcar sofre uma queda acentuada a partir de 2006 e atinge um valor mínimo em meados de 2008 com a crise financeira americana (Figura 8).

A partir de 2008, esses preços vão aumentando até atingirem um pico em 2010 com uma queda brusca no início desse mesmo ano e uma grande alta no final.

Depois de 2011, esses preços vão caindo gradativamente até próximo ao início de 2015 acompanhado de um aumento considerável até o início de 2016.

Com relação aos retornos, observa-se um valor muito baixo no início de 2010 confirmando a grande queda dos preços nesse período (Figura 9).

A volatilidade tem seus maiores valores no intervalo entre 2009 e 2013 (Figura 10), justamente no período de maior variação de preços.

Existe uma correlação entre os preços do açúcar bruto com a demanda global desta *commodity*. O aumento dos preços entre 2006/2007 e 2010/2011 acompanhou o baixo nível do indicador que relaciona o estoque e o consumo.

Após 2010/2011, apresentou-se um aumento dos níveis de estoque em relação ao consumo, conseqüentemente os níveis de preços do açúcar sofreram uma leve queda e uma redução na volatilidade (LIEBERG, Vanessa, 2014).

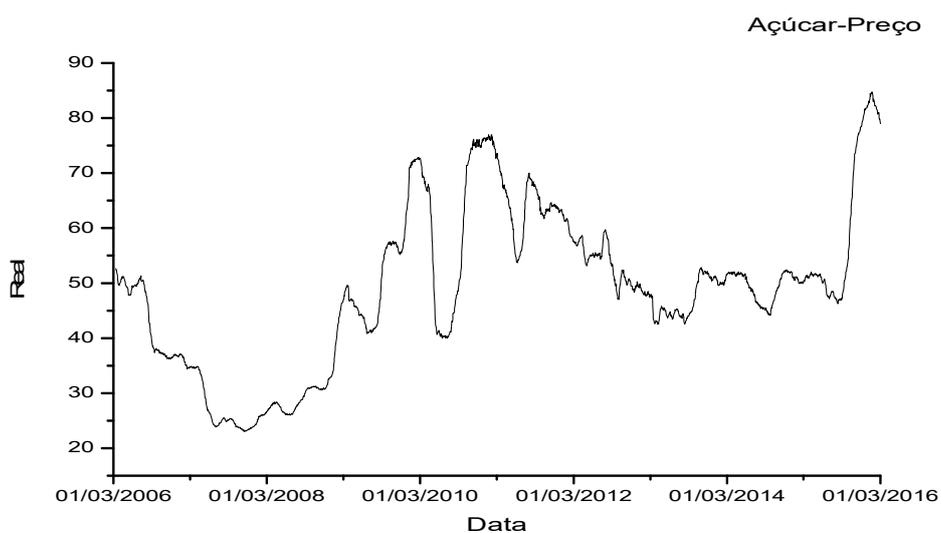


Figura 8: Série de preços do açúcar de 2006 a 2016.

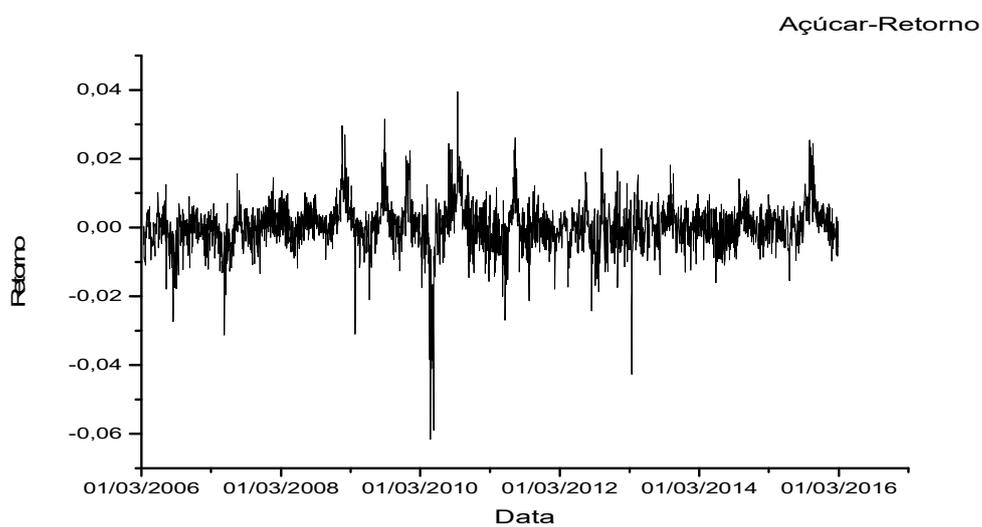


Figura 9: Série de retornos dos preços do açúcar de 2006 a 2016.

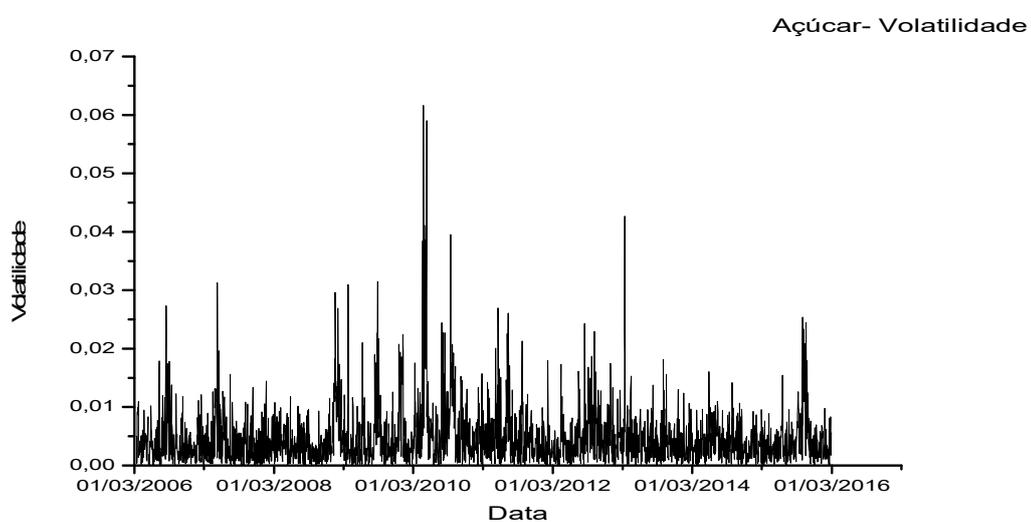


Figura 10: Série de volatilidades dos preços do açúcar de 2006 a 2016.

4.1.2 Algodão

Os preços do algodão permaneceram com pequenas variações entre os anos de 2006 e 2010 (Figura 11), acompanhados de pequenas flutuações dos retornos (Figura 12) e volatilidades (Figura 13).

Logo no início de 2010 os preços começam a subir e atingem um pico no início de 2011 com uma forte queda na metade desse mesmo ano, permanecendo em leve declínio até 2013 e subindo um pouco até o final desse ano. Constata-se uma pequena queda de 2014 até 2015 e uma subida em seguida até 2016.

Os retornos e volatilidades tem suas maiores variações entre 2010 e o início de 2012 justamente na época em que acontecem as maiores variações de preços.

O aumento de preços do algodão em 2010 está relacionado com a quebra da safra em importantes países produtores dessa *commodity* como Paquistão e a Índia que na época tomaram a decisão de suspender as vendas para o mercado externo (O Progresso, Dourados, MT.2017)

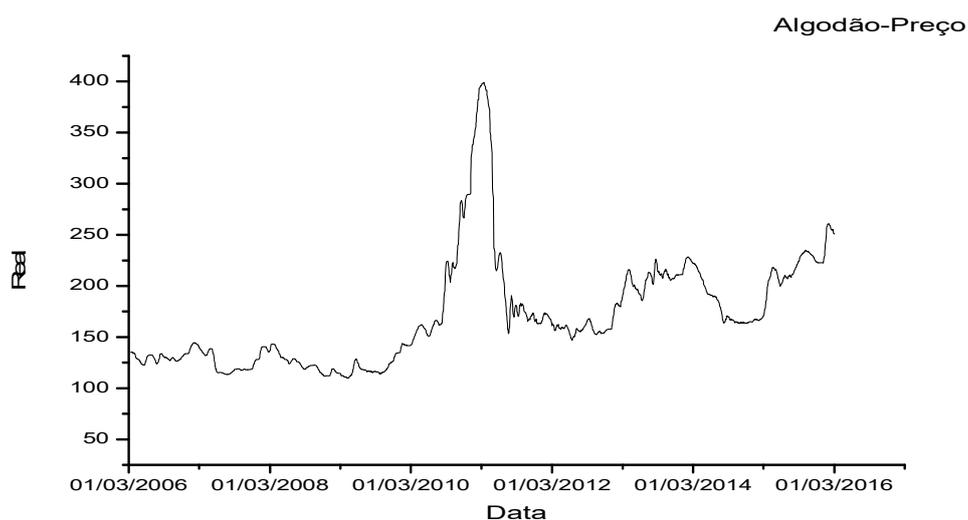


Figura 11: Série de preços do algodão de 2006 a 2016.

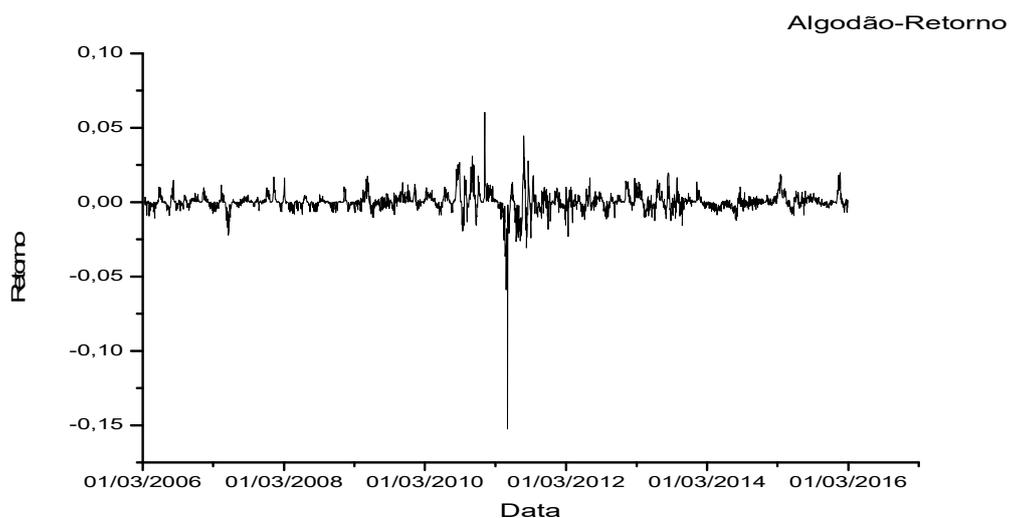


Figura 12: Série de retornos dos preços do algodão de 2006 a 2016.

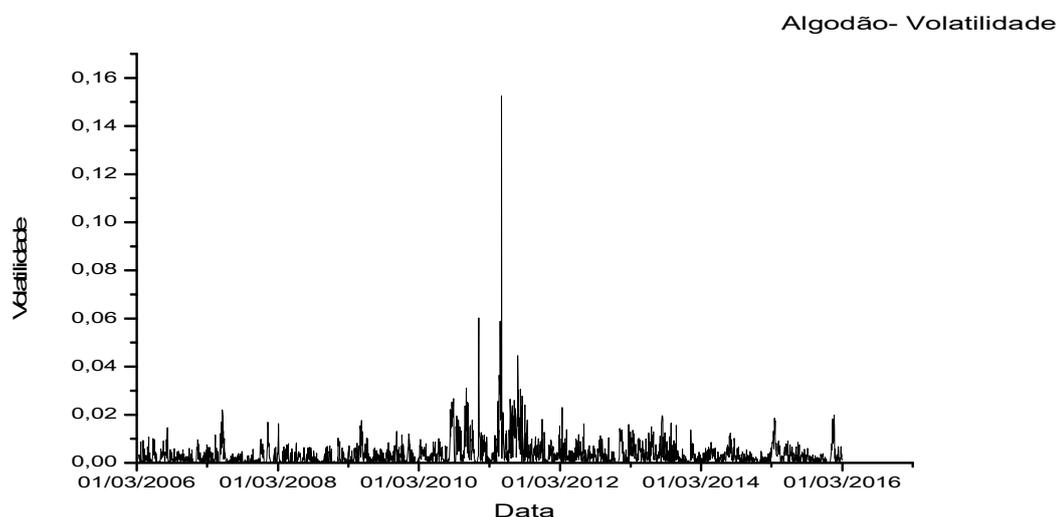


Figura 13: Série de volatilidades dos preços do algodão de 2006 a 2016.

4.1.3 Arroz

Os preços do arroz (Figura 14) oscilam entre 2006 e 2008 e a partir daí tem uma grande alta. Atravessam 2008 praticamente nessa alta e depois sofrem uma queda contínua até o final de 2010, a não ser na metade de 2009 onde há uma alta. No início de 2011 atinge o segundo menor preço do período, perdendo apenas para o início de 2006.

Depois desses períodos de altas e baixas os preços do arroz sobem até a metade de 2012, tem uma pequena queda no início de 2013 e sobem até 2016, com uma pequena baixa em 2015.

Essas constantes variações nos preços do arroz mostram grandes variações nos retornos (Figura 15) e na volatilidade (Figura 16) durante todo o período de análise.

A elevação de preços de arroz durante a crise financeira mundial acompanhou a tendência geral do aumento dos preços das *commodities* agrícolas, a elevação de preços em 2012 foi relacionada ao aumento de preços de milho e soja que atraíram os orizicultores para essas culturas em busca de melhores retornos financeiros, o que resultou na menor oferta do arroz no mercado (AGUIAR, Cibele; 2012).

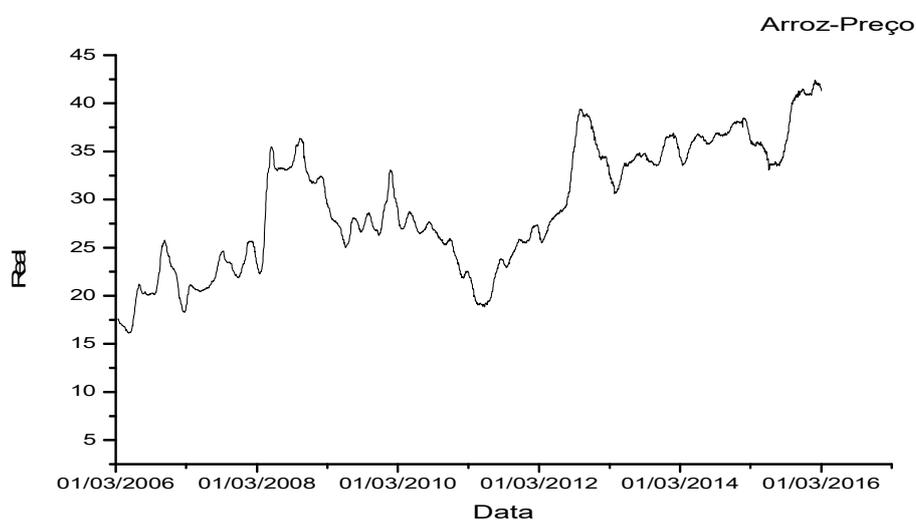


Figura 14: Série de preços do arroz de 2006 a 2016.

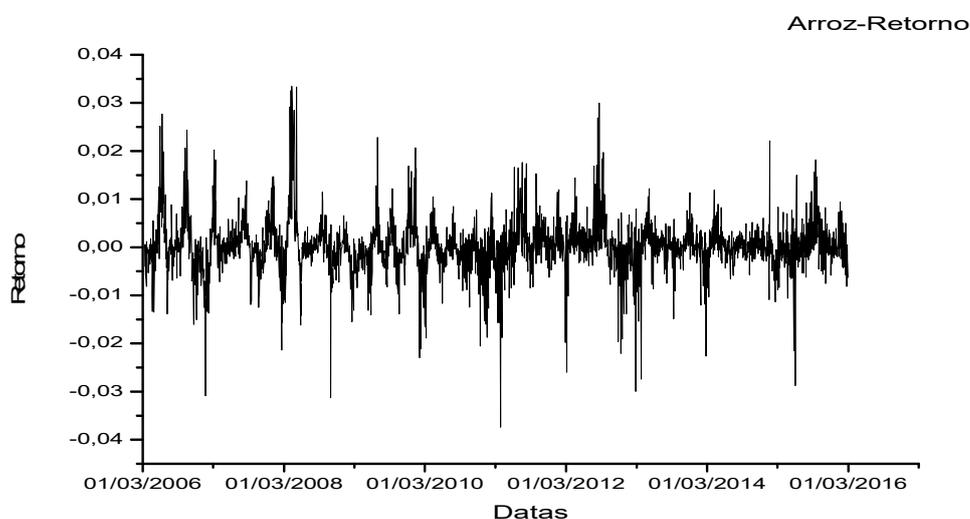


Figura 15: Série de retornos dos preços do arroz de 2006 a 2016.

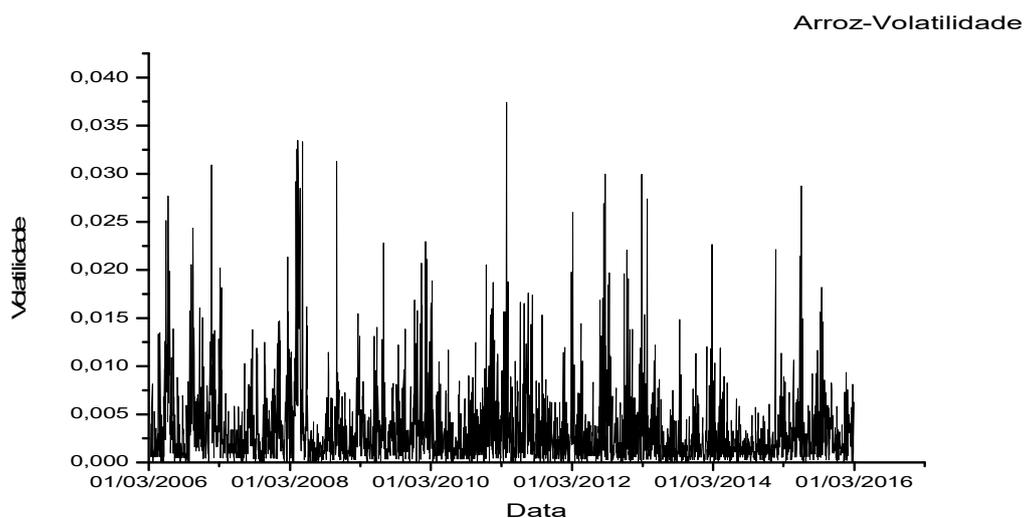


Figura 16: Série de volatilidades dos preços do arroz de 2006 a 2016.

4.1.4 Café

Os preços do café permanecem praticamente estáveis entre 2006 e o final de 2009(Figura 17).

No início de 2010 começam a subir atingindo um pico no início de 2011, imediatamente oscila um pouco e depois sofre uma queda considerável até metade de 2013, daí volta a subir atingindo um pico no começo de 2014 e segue variando muito até o início de 2016.

Os retornos e a volatilidade (Figuras 18 e19) oscilam bastante durante todo o período porém com uma maior intensidade entre 2014 e 2016 confirmando a grande variação de preço.

O aumento de preços a partir de 2010 esta relacionado ao fato do consumo ter aumentado com uma taxa maior do que a produção e no início de 2014 foi causado pela seca que afetou as principais regiões de produção do café no Brasil (CONAB, Perspectivas para a agropecuária, safra 2014) .

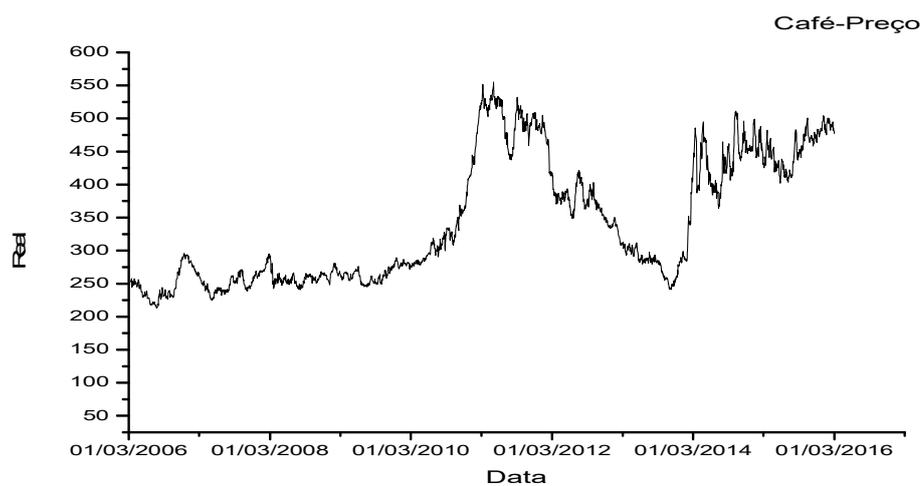


Figura 17: Série de preços do café de 2006 a 2016.

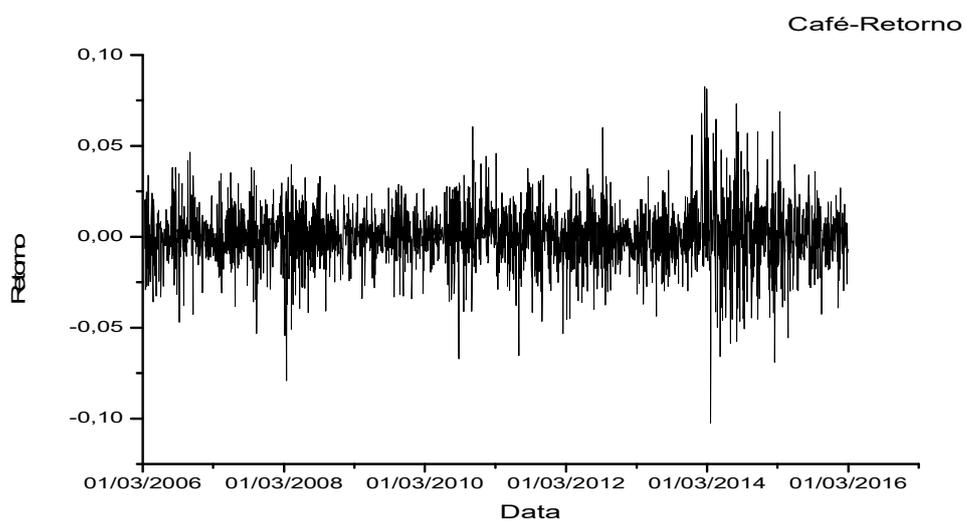


Figura 18: Série de retornos dos preços do café de 2006 a 2016.

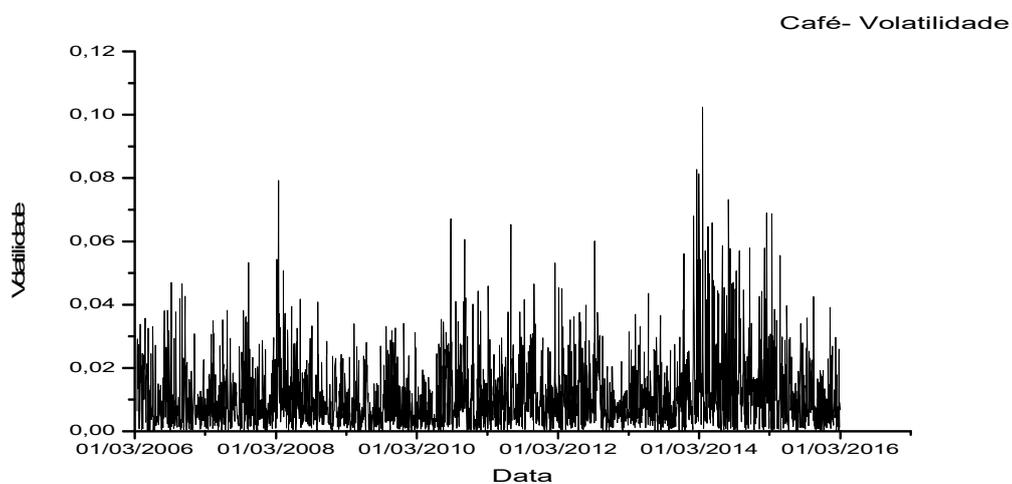


Figura 19: Série de volatilidade dos preços do café de 2006 a 2016.

4.1.5 Milho

No início de 2006 observam-se os preços mais baixos do período analisado e em seguida eles aumentam continuamente até o final desse ano acompanhado de uma queda na metade de 2007 e uma grande alta no final do mesmo ano (Figura 20).

Do início de 2008 até o final de 2009 os preços sofrem uma queda contínua e logo após registram um crescimento até o final de 2010 permanecendo oscilando nesse patamar até o início de 2015.

Em 2015 esses preços sobem rapidamente atingindo o maior valor da série no início de 2016.

Observa-se que tanto os retornos como a volatilidade (Figuras 21 e 22), mostram as mesmas oscilações atingindo os maiores picos durante a queda dos preços entre 2008 e final de 2009 como também no período de oscilações de preços que vai do final de 2010 até a grande alta no início de 2016.

O aumento de preço do milho em 2012 está relacionado à seca que afetou a safra 2011/2012 nos Estados Unidos (CONTINI, Elísio; JÚNIOR, Marcos Pena e VIEIRA, Pedro Abel 2013).

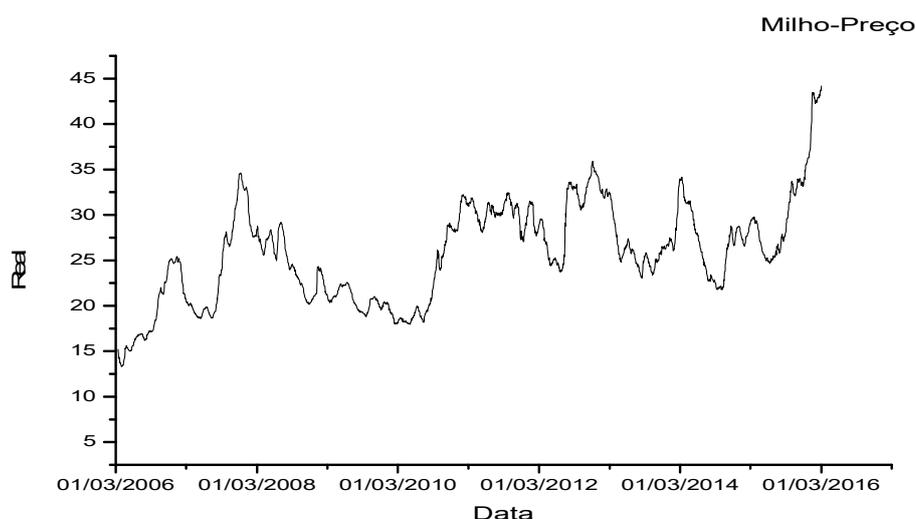


Figura 20: Série de preços do milho de 2006 a 2016.

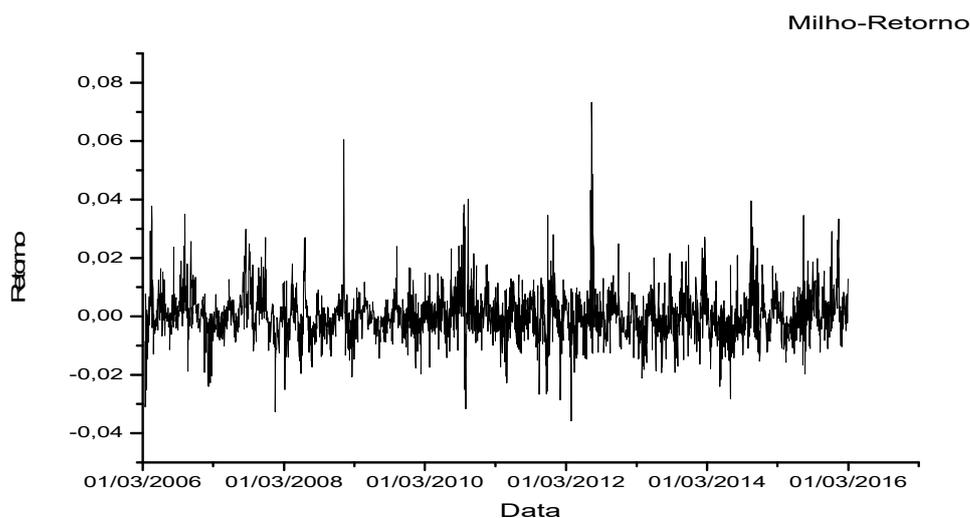


Figura 21: Série de retornos dos preços do milho de 2006 a 2016.

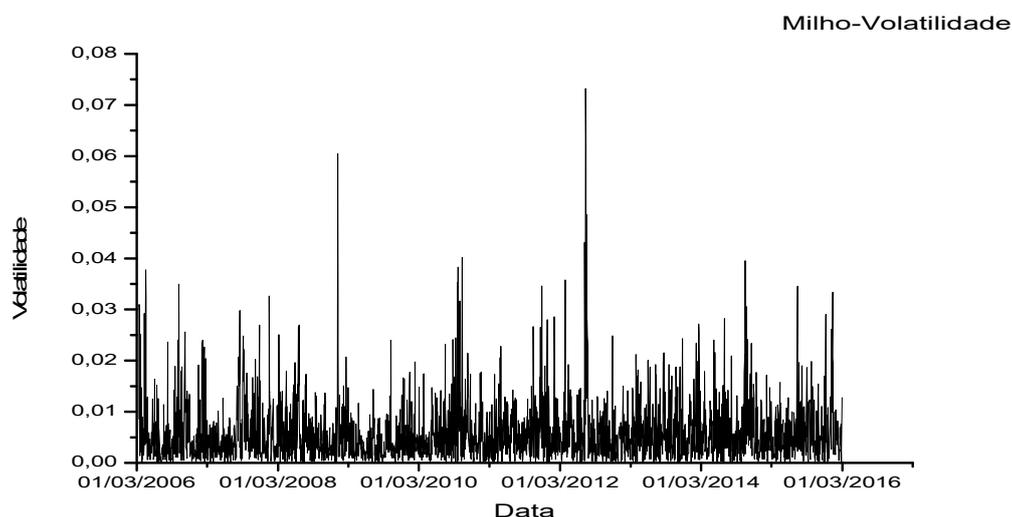


Figura 22: Série de volatilidades dos preços do milho de 2006 a 2016.

4.1.6 Soja

Os preços da soja tem os seus menores valores no início da série, em 2006 (Figura 23) e em seguida sobem continuamente até o final de 2007 mantendo-se nesse patamar até o início de 2009 e logo sofre uma queda até o final desse mesmo ano.

A partir de 2010 os preços sobem até atingirem o maior valor da série na metade de 2012 e caem novamente no final do ano.

A partir de 2013 esses preços sobem e oscilam nesse patamar até o início de 2015 quando registram uma alta que permanece até o início de 2016.

Esse período também se caracteriza pelos maiores retornos (Figura 24) e volatilidade (Figura 25).

A variabilidade de preços da soja esta relacionada à crise financeira mundial (queda dos preços), ao aumento da demanda chinesa e às variações das taxas de câmbio (alta dos preços) (BLACK, Clarissa.2013 e CONTINI, Elísio; JÚNIOR, Marcos Pena e VIEIRA, Pedro Abel 2013).

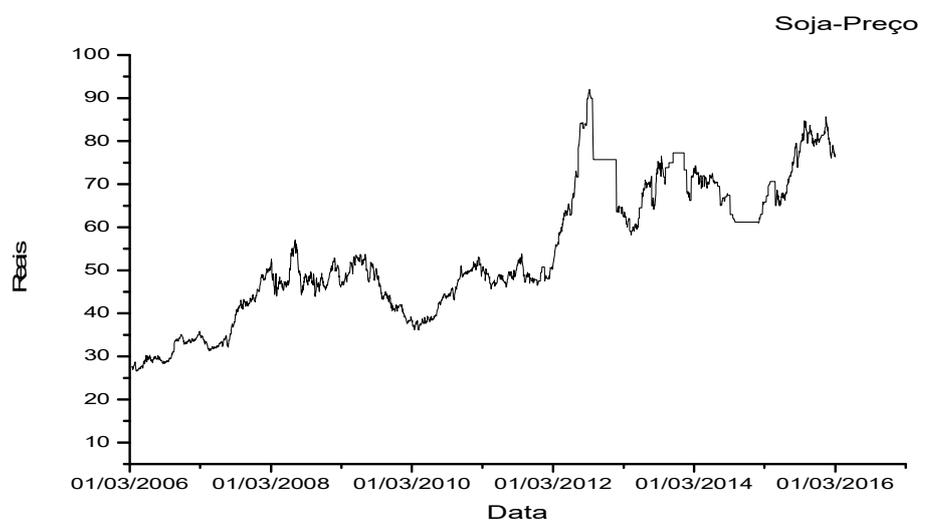


Figura 23: Série de preços da soja de 2006 a 2016.

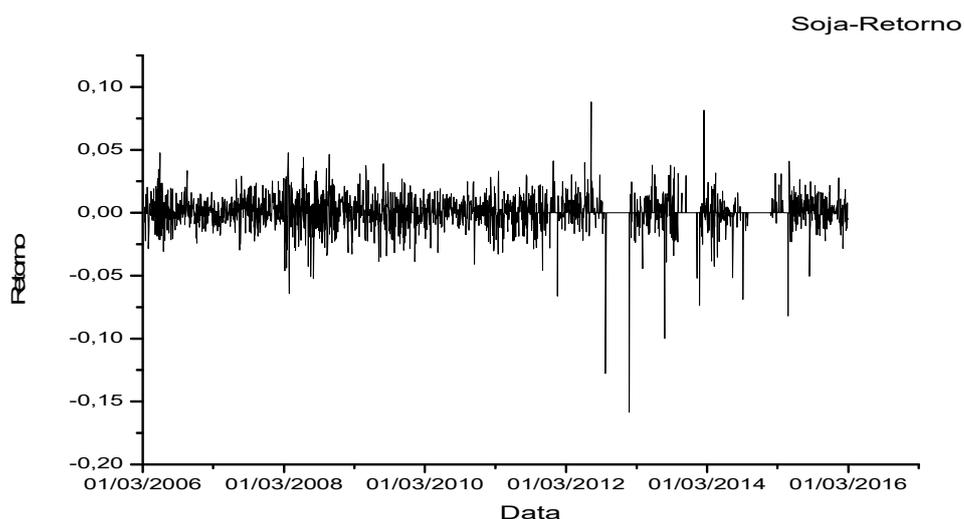


Figura 24: Série de retornos dos preços da soja de 2006 a 2016.

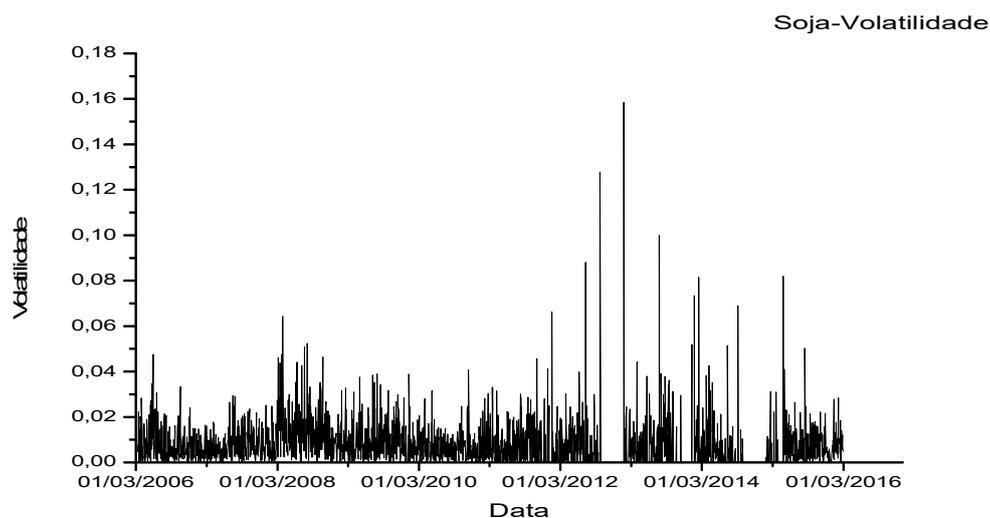


Figura 25: Série de volatilidades dos preços da soja de 2006 a 2016.

4.1.7 Trigo

Pode-se observar que os preços do trigo tem um crescimento elevado de 2006 até o início de 2008 (Figura 26) e uma queda brusca até meados da metade desse mesmo ano com uma leve subida no final.

A partir de 2009 começam a mostrar uma queda constante até a metade de 2010, permanecendo praticamente sem alterações significativas até o início de 2012.

Os preços tem uma subida a partir de 2012 atingindo o valor máximo do período analisado na metade de 2013, daí então começam a perder valor até a metade de 2014 e depois empreendem uma subida até o final de 2015.

No intervalo da subida de preços de 2006 a 2008, os retornos e a volatilidade (Figuras 27 e 28) tem grandes variações como também no final de 2008 com a queda e uma leve subida dos preços.

Os retornos e a volatilidade permanecem com poucas variações até 2011 a não ser por um pico em 2010. De 2013 a 2014 variam muito e depois se mantêm com poucas oscilações até 2016.

O aumento de preço do trigo em 2012 também esta relacionado à seca que afetou a safra 2011/2012 nos Estados Unidos (CONTINI, Elísio; JÚNIOR, Marcos Pena e VIEIRA, Pedro Abel 2013).

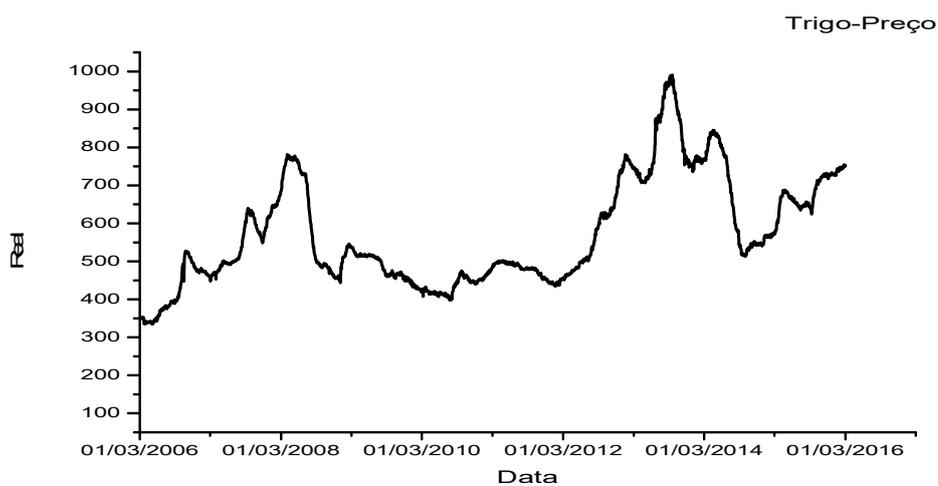


Figura 26: Série de preços do trigo de 2006 a 2016.

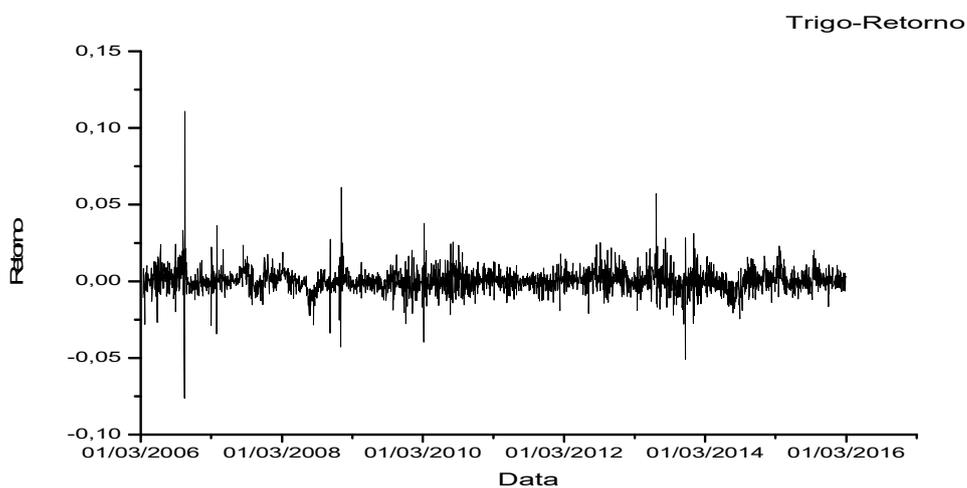


Figura 27: Série de retornos dos preços do trigo de 2006 a 2016.

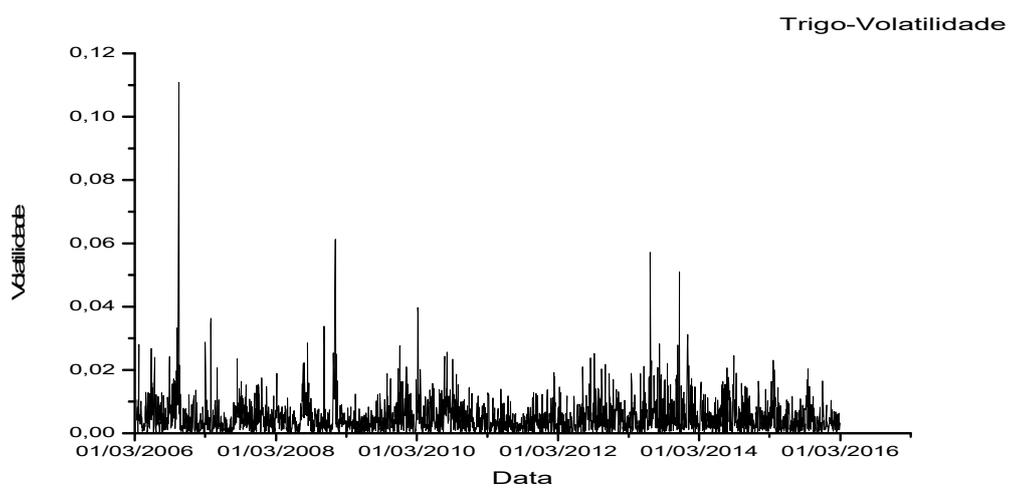


Figura 28: Série de volatilidades dos preços do trigo de 2006 a 2016.

4.2 Multi Scale Entropy Aplicada às Séries de Retornos e Volatilidades.

Esta seção apresenta a MSE aplicada às séries de retornos e volatilidades das *commodities*.

Observa-se que para o café e o trigo, os valores da entropia são menores para volatilidade do que para retornos ao longo de todas as escalas e ambas mostram uma diminuição dos valores da entropia na medida em que as escalas vão aumentando (Figuras 32 e 35).

Para o açúcar as entropias dos retornos e da volatilidade (Figura 29) diferem muito pouco nas escalas iniciais. Valores próximos a 1,8 para o retorno e 1,5 para a volatilidade. Essa diferença diminui bastante com o aumento das escalas até atingirem os mesmos valores a partir da escala 15 dias.

A série do arroz (Figura 31) começa com a entropia dos retornos maiores do que a da volatilidade até próximo a escala 5 dias, em seguida assumem valores aproximadamente iguais. Um comportamento semelhante observa-se para as séries de retornos e volatilidade do milho (Figura 33).

Para o algodão as entropias são baixas, indicando um comportamento mais regular e são iguais nas escalas até uma semana (escala 5). Nas escalas de 5 a 20, a entropia da volatilidade é menor do que a do retorno (Figura 30).

Para a soja, a entropia do retorno praticamente não diminui com a escala e tem valor moderado, próximo a 0,8.

A entropia da volatilidade tem valores iguais aos dos retornos entre as escalas 2 e 4 e a partir daí a entropia vai diminuindo gradativamente até atingir o valor de 0,4, na escala 20 (Figura 34).

Em geral a entropia dos retornos e das volatilidades diminuem com o aumento da escala indicando que ambas as séries apresentam uma menor complexidade nas escalas temporais maiores. Além disso, a entropia de volatilidade é em geral menor (ou aproximadamente igual para algumas escalas) do que a entropia de retornos indicando que a dinâmica de volatilidade é mais regular do que a dinâmica de retornos.

4.2.1 Açúcar

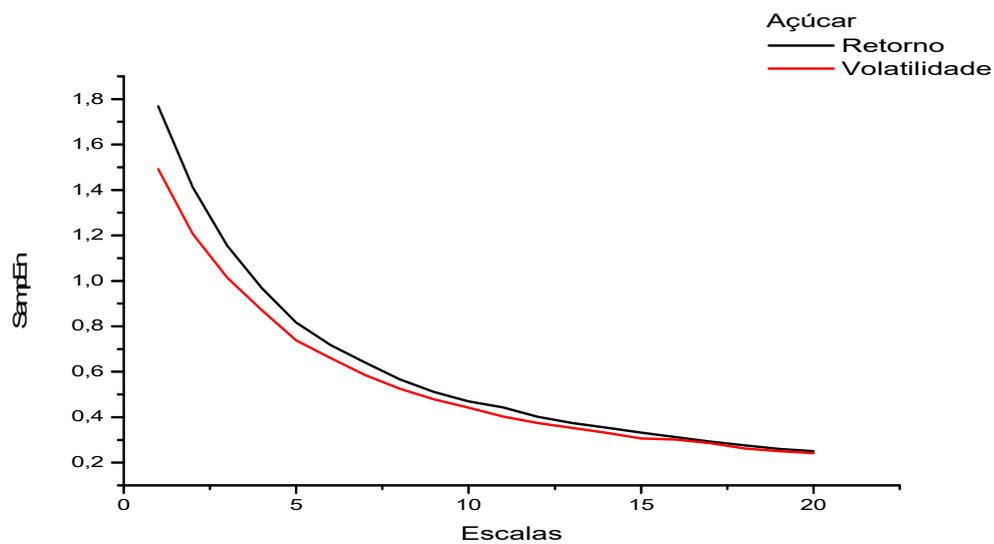


Figura 29: MSE aplicada às séries de retornos e volatilidades do açúcar.

4.2.2 Algodão

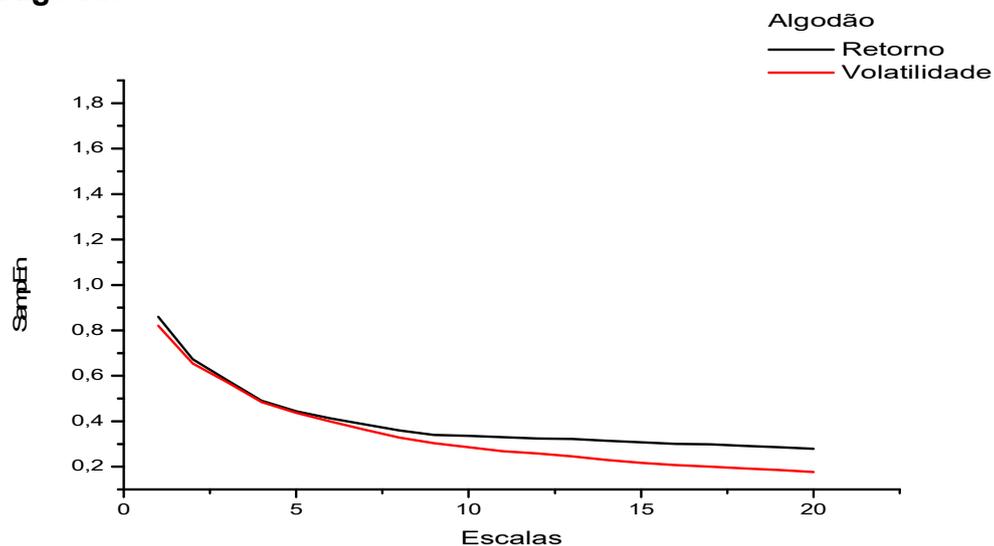


Figura 30: MSE aplicada às séries de retornos e volatilidades do algodão.

4.2.3 Arroz

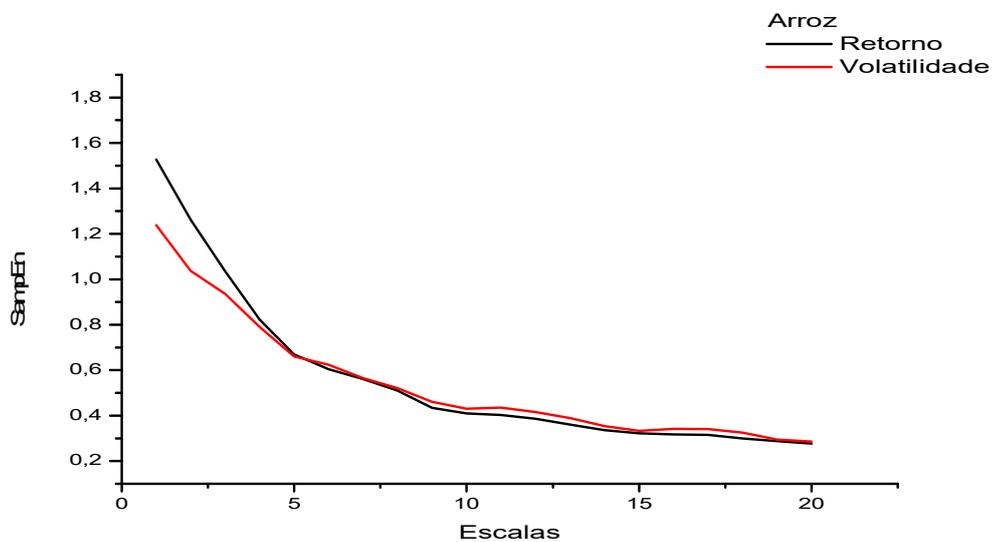


Figura 31: MSE aplicada às séries de retornos e volatilidades do arroz.

4.2.4 Café.

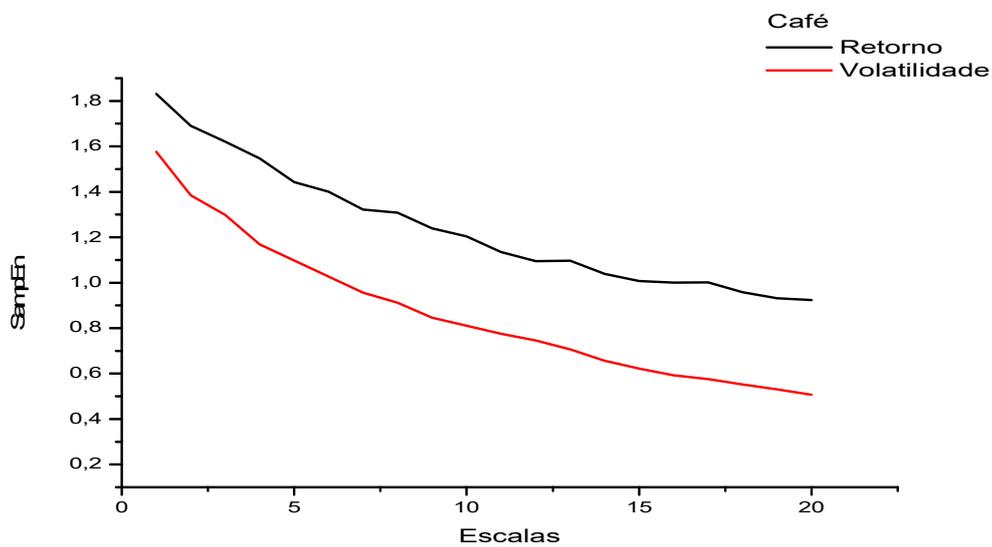


Figura 32: MSE aplicada às séries de retornos e volatilidades do café.

4.2.5 Milho

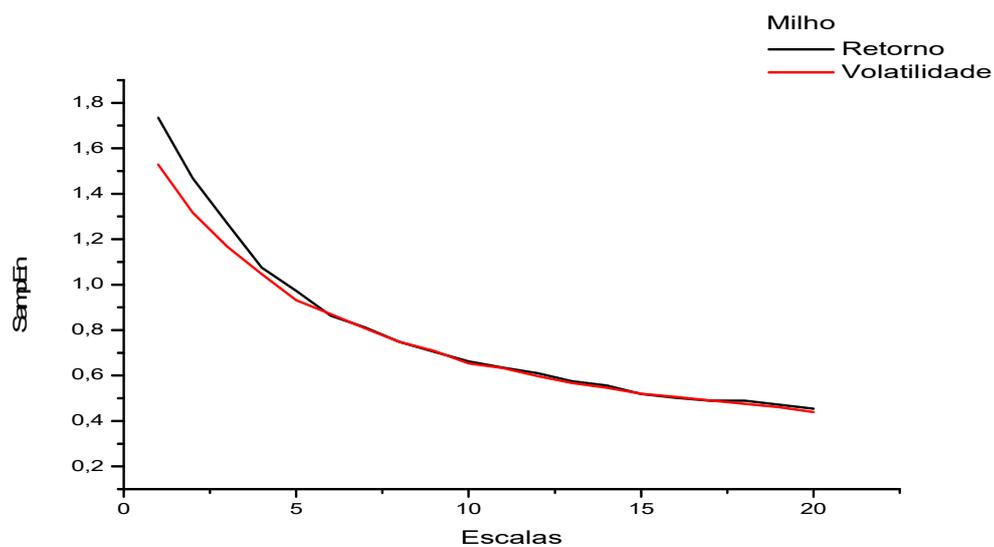


Figura 33: MSE aplicada às séries de retornos e volatilidades do milho.

4.2.6 Soja

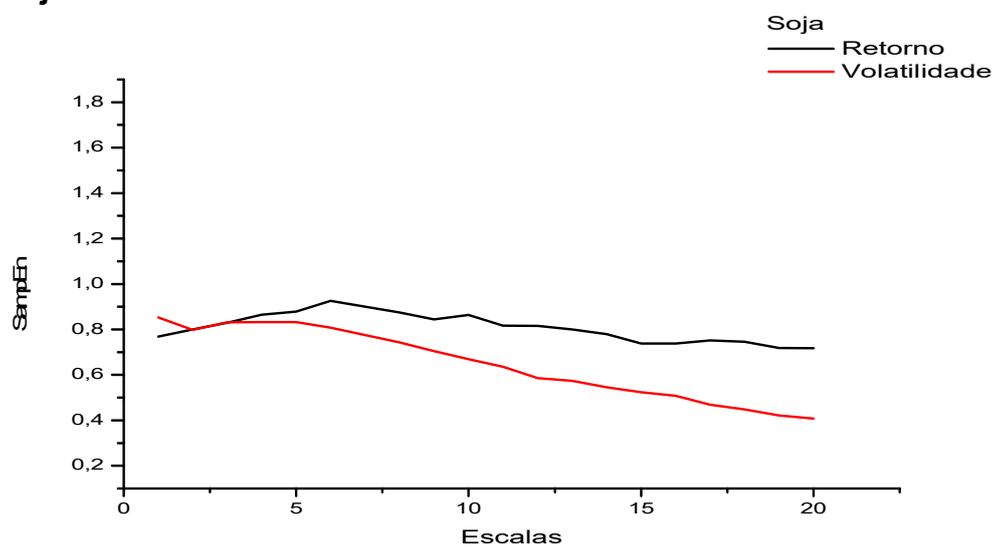


Figura 34: MSE aplicada às séries de retornos e volatilidades da soja.

4.2.7 Trigo

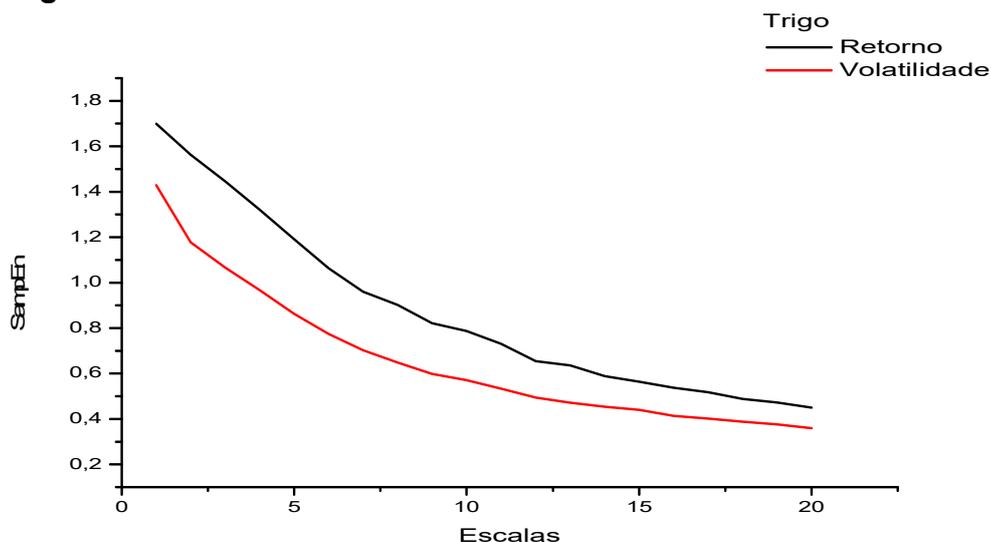


Figura 35: MSE aplicada às séries de retornos e volatilidades do trigo.

4.3 Evolução temporal de *Multi Scale Entropy* para escalas 1, 5, 10 e 21 dias.

Como já foi mostrado, na secção 3.2.4 são calculadas as séries de médias (sobrepostas) usando-se os fatores de escala 1, 5, 10 e 21.

Utilizando cada uma dessas séries de médias, calcula-se a *SampEn* de todas as janelas de 252 amostras sobrepostas.

As figuras de 36 a 49 mostram os gráficos das entropias dessas séries de médias em função do tempo entre os anos de 2006 a 2016 tanto para os retornos como para as volatilidades de todas as *commodities* estudadas nesse trabalho.

Observa-se a diminuição da entropia no período da crise financeira americana de 2008 para as *commodities*: açúcar (Figuras 36 e 37), arroz (Figuras 40 e 41), milho (Figuras 44 e 45) e trigo (Figuras 48 e 49), indicando que estas *commodities* foram afetadas pela crise de maneira que aumentaram a regularidade das séries diminuindo sua complexidade. Este efeito é mais forte para as séries de volatilidade.

Depois da crise, a complexidade aumenta e como resultado percebe-se uma elevação dos valores da entropia.

No caso de milho (Figuras 44 e 45) observa-se mais uma queda do valor da entropia em 2011/2012 que pode ser relacionada ao aumento de preço desta *commodity* como consequência da seca que afetou safra 2011/2012 nos Estados Unidos (CONTINI, Elísio; JÚNIOR, Marcos Pena e VIEIRA, Pedro Abel 2013).

Para o algodão (Figuras 38 e 39) e o café (Figuras 42 e 43) observa-se um comportamento contrário da entropia na crise americana, seus valores sobem em 2008 (embora nem todos com a mesma intensidade) indicando a diminuição da regularidade das séries e com isso um aumento da complexidade das mesmas.

Nos períodos antes e depois da crise os valores da entropia são menores indicando uma menor complexidade das séries. Essa diferença pode ser relacionada ao fato de que as *commodities* do grupo anterior (açúcar, arroz, milho e trigo) são “*food commodities*”. Os preços destas commodities são mais sensíveis às crises financeiras devido ao fato da população em países menos desenvolvidos usar uma grande parte de sua receita para comprar comida.

O comportamento da soja (Figuras 46 e 47) é diferente. As séries de retornos e volatilidades mostram uma entropia estável e elevada até 2011 indicando uma maior complexidade das mesmas. A partir de 2011 a entropia diminui indicando a diminuição dessa complexidade.

Um efeito interessante é que antes de 2011 a entropia diminui com a escala (maior escala, menor entropia), a complexidade é menor nas escalas maiores.

No entanto, depois de 2011 quando os preços da soja aumentaram, os valores da entropia ficaram num patamar semelhante para todas as escalas (a complexidade das séries não depende da escala de observação).

De todas as *commodities* analisadas a dinâmica dos preços do açúcar mostra uma maior complexidade (maiores valores da *SampEn*). Além dos fatores que afetam os preços de todas as *commodities* agrícolas como produção, demanda, condições climáticas, índices de bolsas, taxas de câmbio, os preços do açúcar são também influenciados pela quantidade de cana de açúcar designada para produção de etanol, adicionando mais um fator de instabilidade dos preços.

4.3.1 Açúcar Retorno

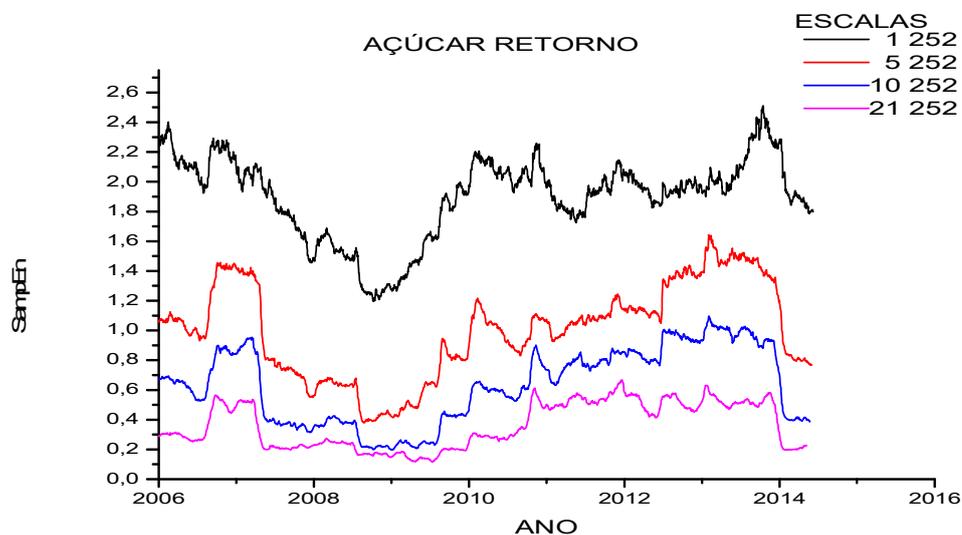


Figura 36: MSE de escalas 1,5,10 e 21 aplicada à série de retornos do açúcar.

4.3.2 Açúcar Volatilidade

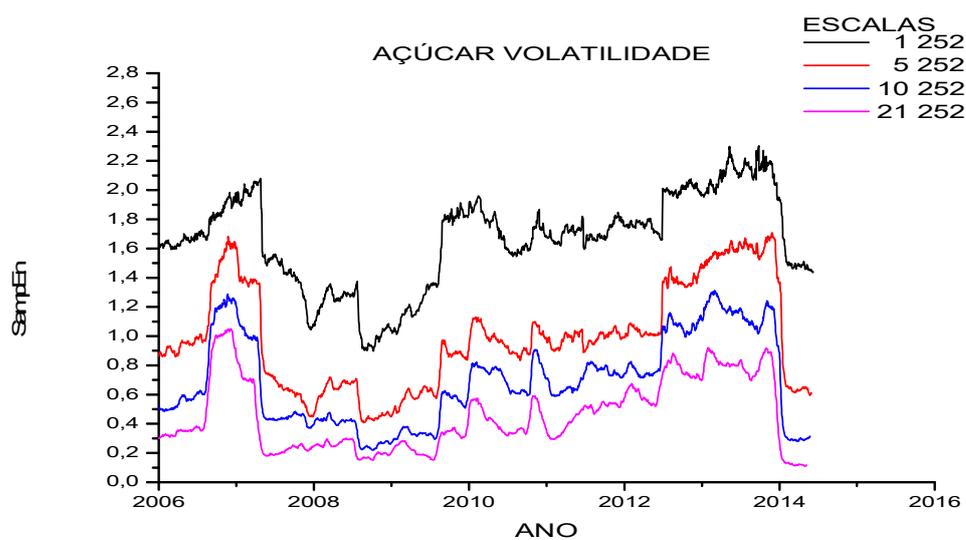


Figura 37: MSE de escalas 1,5,10 e 21 aplicada à série de volatilidades do açúcar.

4.3.3 Algodão Retorno.

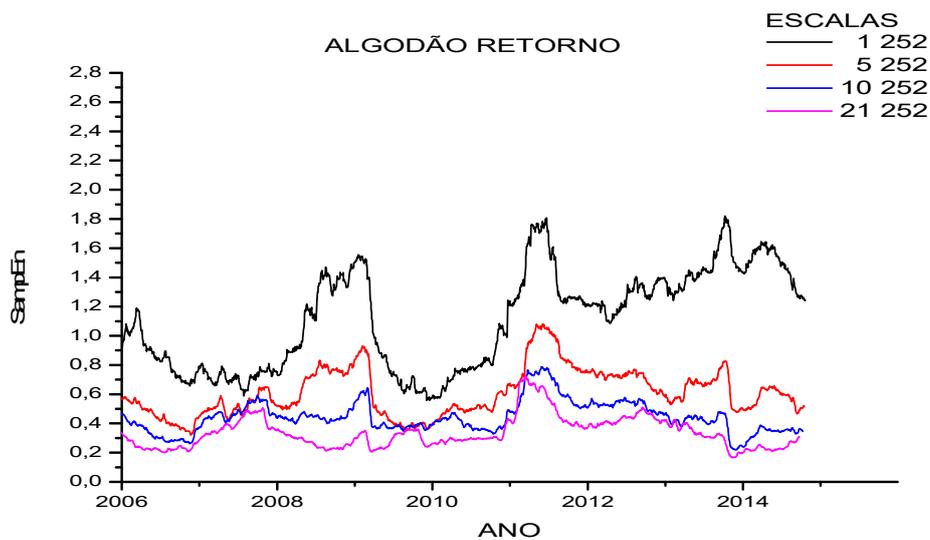


Figura 38: MSE de escalas 1,5,10 e 21 aplicada à série de retornos do algodão.

4.3.4 Algodão Volatilidade

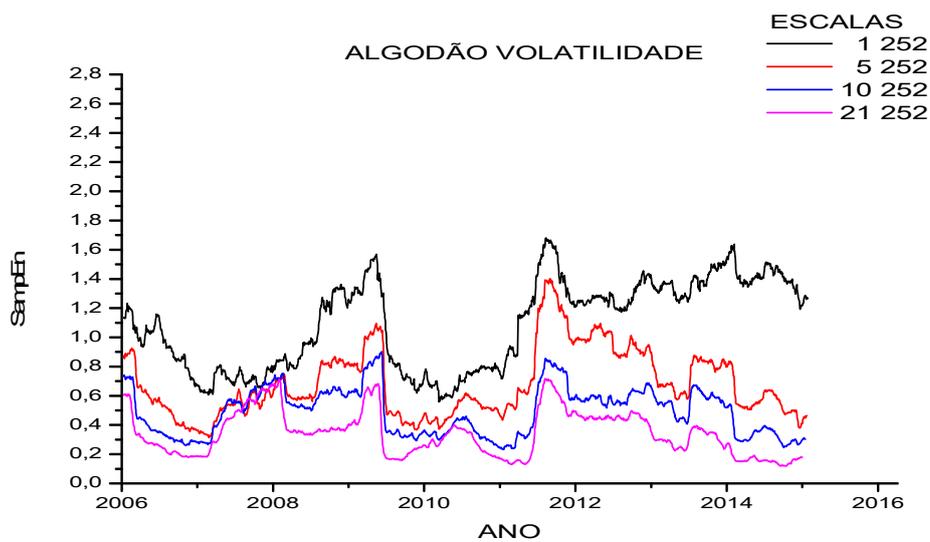


Figura 39: MSE de escalas 1,5,10 e 21 aplicada à série de volatilidades do algodão.

4.3.5 Arroz Retorno

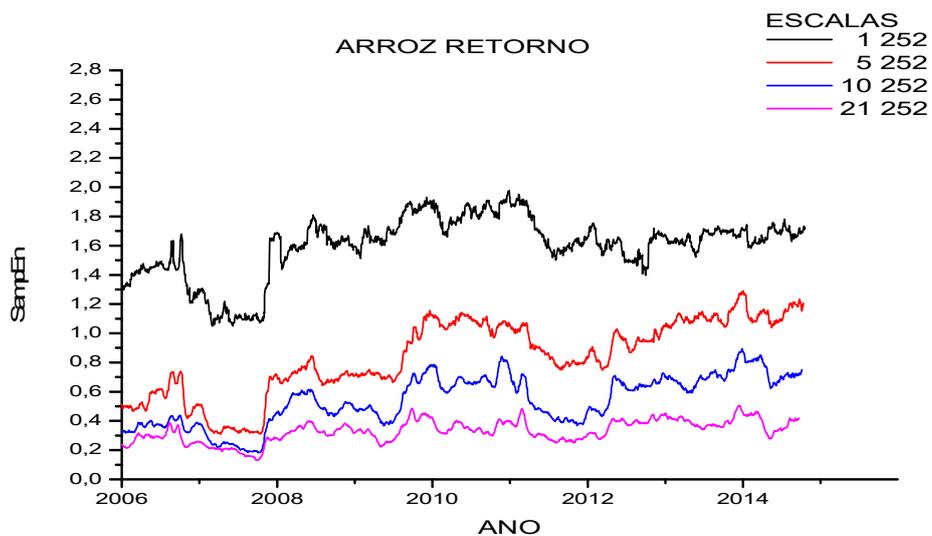


Figura 40 : MSE de escalas 1,5,10 e 21 aplicada à série de retornos do arroz.

4.3.6 Arroz Volatilidade

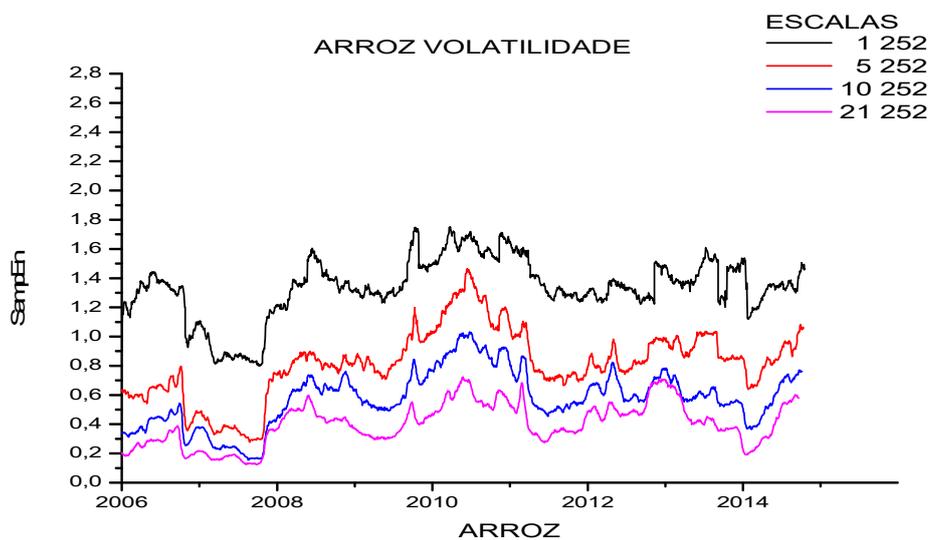


Figura 41 : MSE de escalas 1,5,10 e 21 aplicada à série de volatilidades do arroz.

4.3.7 Café Retorno

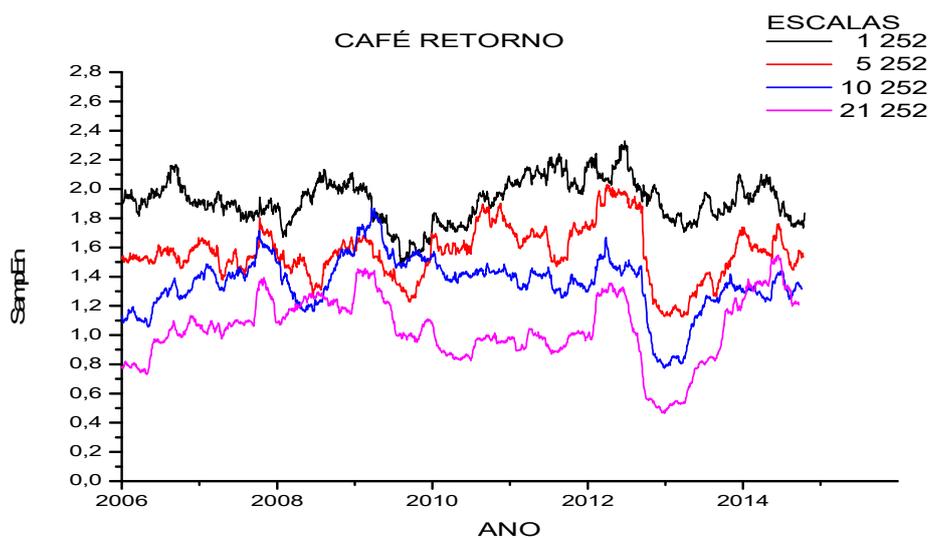


Figura 42 : MSE de escalas 1,5,10 e 21 aplicada à série de retornos do café.

4.3.8 Café Volatilidade

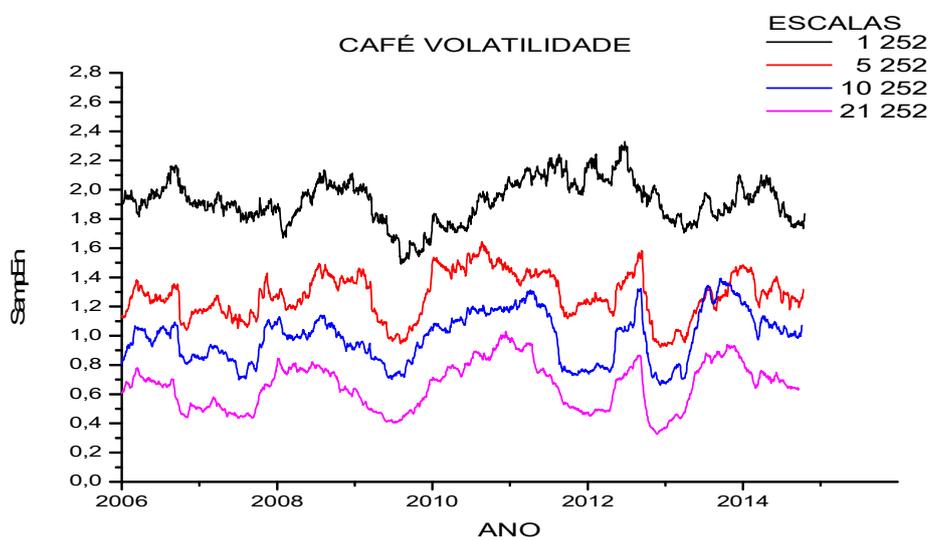


Figura 43 : MSE de escalas 1,5,10 e 21 aplicada à série de volatilidades do café.

4.3.9 Milho Retorno

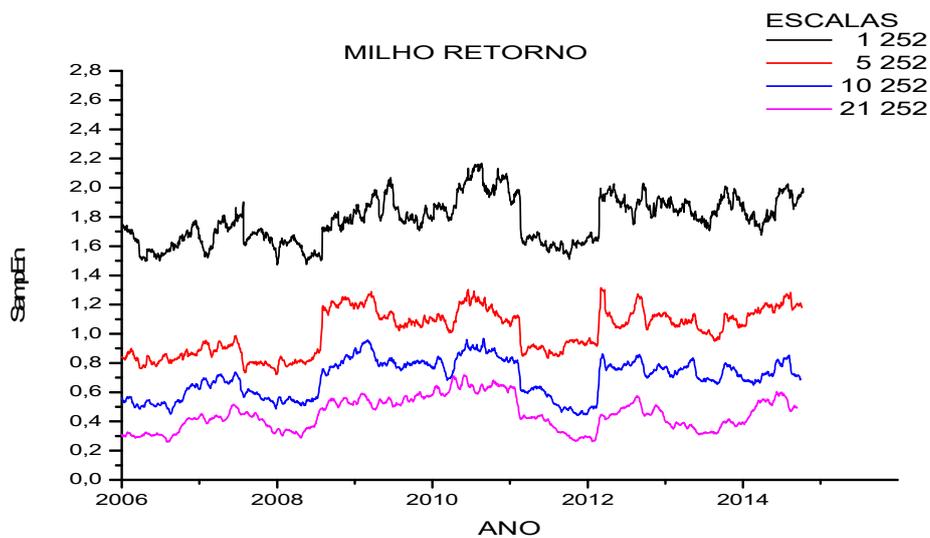


Figura 44 : MSE de escalas 1,5,10 e 21 aplicada à série de retornos do milho.

4.3.10 Milho Volatilidade

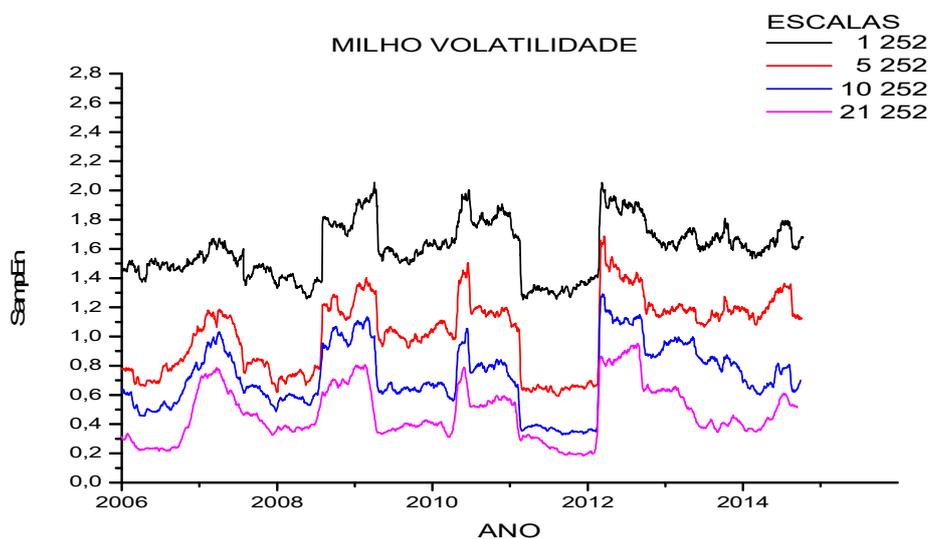


Figura 45 : MSE de escalas 1,5,10 e 21 aplicada à série de volatilidades do milho.

4.3.11 Soja Retorno

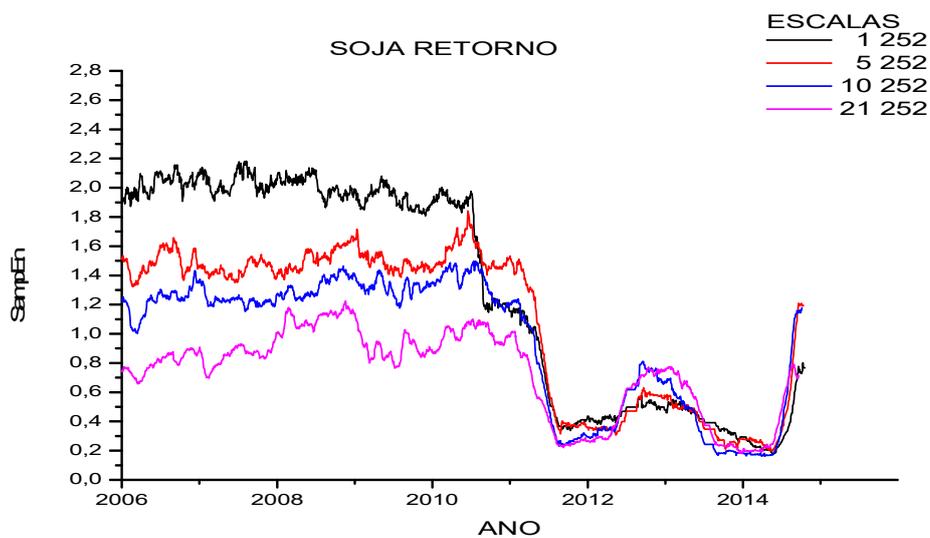


Figura 46 : MSE de escalas 1,5,10 e 21 aplicada à série de retornos da soja.

4.3.12 Soja Volatilidade

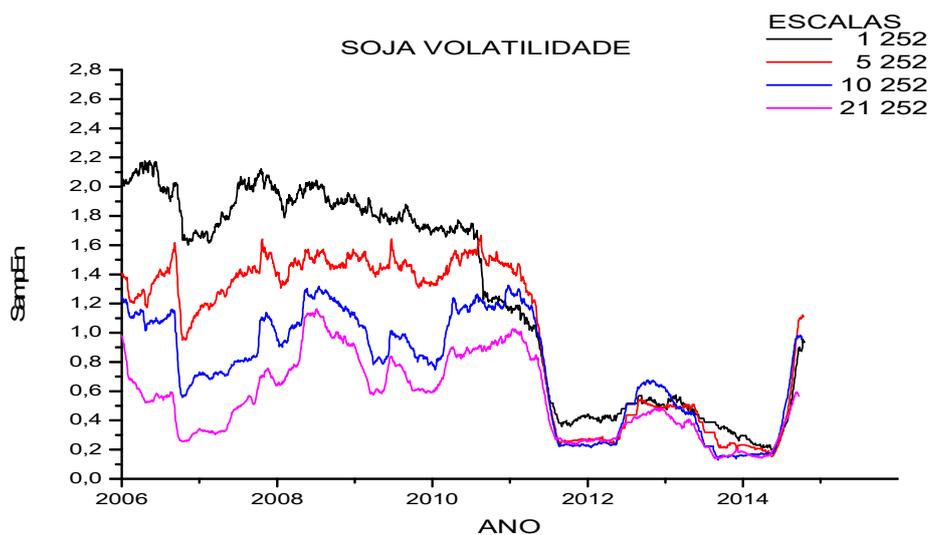


Figura 47 : MSE de escalas 1,5,10 e 21 aplicada à série de volatilidades da soja.

4.3.13 Trigo Retorno

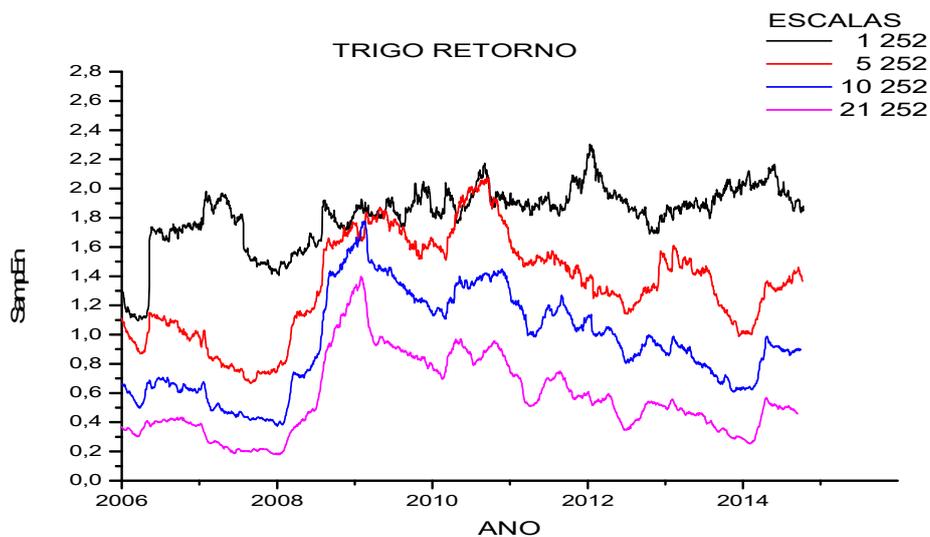


Figura 48 : MSE de escalas 1,5,10 e 21 aplicada à série de retornos do trigo.

4.3.14 Trigo Volatilidade

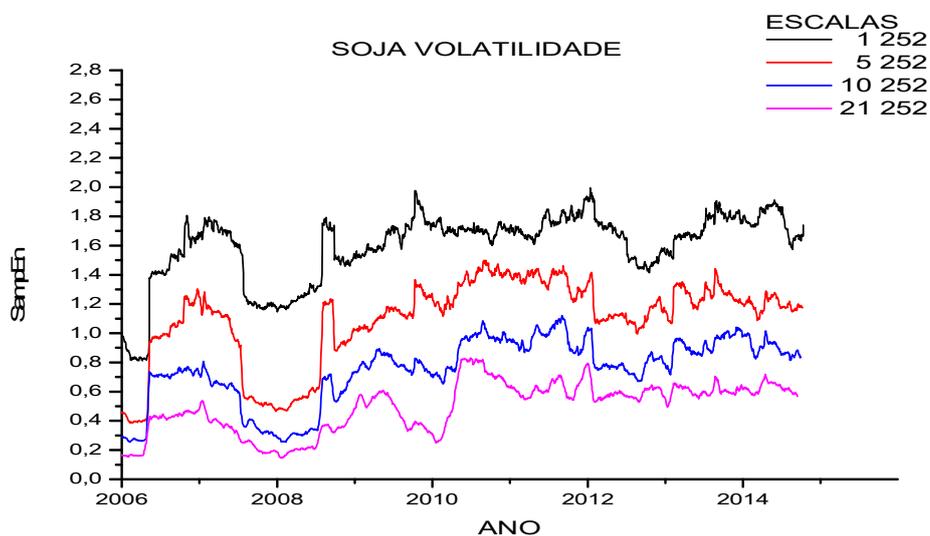


Figura 49 : MSE de escalas 1,5,10 e 21 aplicada à série de volatilidades do trigo.

5) CONCLUSÕES

Neste trabalho foi aplicado o método *Multiscale entropy* (MSE) nas séries diárias de retornos e volatilidades de sete *commodities* agrícolas (açúcar, algodão, arroz, café, milho, soja e trigo). Os resultados mostraram que:

- A complexidade das séries de retornos e de volatilidade diminuem com o aumento da escala. Isso é verificado pela diminuição dos valores da entropia nas escalas maiores

- A entropia da volatilidade é em geral menor do que a entropia dos retornos, indicando que a dinâmica dos retornos é menos regular (mais complexa) do que a dinâmica da volatilidade

Quando se analisam os gráficos da *Multiscale entropy* (MSE) das séries nas escalas de 1, 5, 10, e 21 dias com janelas móveis de 252 dias observa-se que :

- Eles seguem o mesmo padrão de valores das entropias com relação às escalas, ou seja, maior escala menor valor de entropia (menor complexidade das séries) e vice versa.

- Os valores das entropias são sensíveis às variações causadas por eventos socioeconômicos, como na crise financeira mundial de 2008 e o aumento dos preços dos alimentos em meados de 2012.

- Em algumas *commodities* observa-se um comportamento de queda da entropia (diminuição da complexidade das séries) no período da crise de 2008 como no caso de “*food commodities*”, açúcar, arroz, milho e trigo.

- Com outras (algodão e café) acontece o contrário, maiores valores da entropia representam uma maior complexidade das séries.

- No caso da soja observa-se a diminuição da complexidade com menores valores da entropia a partir de 2011, quando o preço desta *commodity* começou a aumentar.

Estes resultados mostram que o uso de método MSE em janelas móveis pode ser útil na identificação de fatores que interferem no mercado das *commodities* agrícolas no Brasil e assim fornecer novas informações sobre a natureza dos processos estocásticos, geradores de dinâmicas de preço.

Estas informações podem contribuir para o desenvolvimento e a validação de novos métodos de previsão de preços das *commodities* agrícolas indicando que os métodos do cálculo da entropia podem ser uma ferramenta útil não somente para investidores como também para os produtores.

Em trabalhos futuros pode-se investigar a complexidade dinâmica dos grupos de “*food commodities*” e “*non food commodities*” utilizando o método *Multivariate multiscale entropy* que foi recentemente proposto para analisar a complexidade dinâmica das séries temporais multivariadas (AHMED; MANDIC; 2011) e (Er ; MANDIC, 2013).

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABBOTT, Philip e ADELIN, Borot De Battisti. "Recent global food price shocks: Causes, consequences and lessons for African governments and donors." *Journal of African Economies* 20.suppl 1 (2011): i12-i62.

AGUIAR, Cibele; 2012. Preço do arroz e hortaliças influencia renda média de produtor rural. UFLA. Diretoria de comunicação, Lavras, MG, 9 Out. 2012. Disponível em: <<http://www.ufla.br/ascom/2012/10/09/preco-do-arroz-e-hortalicas-influencia-renda-media-do-produtor-rural.htm>>. Acesso em : 08 Jan. 2017.

AHMED, Mosabber Uddin; MANDIC, Danilo P. Multivariate multiscale entropy: A tool for complexity analysis of multichannel data. **Physical Review E**, v. 84, n. 6, p. 061918, 2011.

ALCARAZ, R.; RIETA, J. J. A novel application of sample entropy to the electrocardiogram of atrial fibrillation. **Nonlinear Analysis: Real World Applications**, v. 11, n. 2, p. 1026-1035, 2010.

ALVAREZ-RAMIREZ, Jose; RODRIGUEZ, Eduardo; ALVAREZ, Jesus. A multiscale entropy approach for market efficiency. **International Review of Financial Analysis**, v. 21, p. 64-69, 2012.

ARAÚJO, Lázaro Souto et al. AVALIAÇÃO DA INFLUÊNCIA DO SISTEMA CANTAREIRA NA BACIA DO RIO PIRACICABA ATRAVÉS DA ANÁLISE DE COMPLEXIDADE. **Rev. Bras. Biom**, v. 33, n. 3, p. 403-413, 2015.

BALASIS, Georgios et al. Investigating dynamical complexity in the magnetosphere using various entropy measures. **Journal of Geophysical Research: Space Physics**, v. 114, n. A9, 2009

BANDT, Christoph; POMPE, Bernd. Permutation entropy: a natural complexity measure for time series. **Physical review letters**, v. 88, n. 17, p. 174102, 2002.

BLACK, Clarissa. Eventos relacionados ao superciclo de preços das commodities no século **XXI**. **Indicadores Econômicos FEE**, v.40, n. 2, 2013.

BODIE, Z.; KANE, A.; MARCUS, A. J. Fundamentos de investimentos. 3. ed. Porto Alegre: Bookman, 2000. 632p.

CAMPOS, Kilmer Coelho. Análise da volatilidade de preços de produtos agropecuários no Brasil. **Revista de Economia e Agronegócio–REA**, v. 5, n. 3, 2015.

CATARINO, Ana et al. Atypical EEG complexity in autism spectrum conditions: a multiscale entropy analysis. **Clinical neurophysiology**, v. 122, n. 12, p. 2375-2383, 2011..

CHOU, Chien-Ming. Complexity analysis of rainfall and runoff time series based on sample entropy in different temporal scales. **Stochastic environmental research and risk assessment**, v. 28, n. 6, p. 1401-1408, 2014.

CONAB, Perspectivas para a agropecuária, Brasília safra 2014. Disponível em : <http://www.conab.gov.br/OlalaCMS/.../14_09_10_18_03_00_perspectivas_2014-15.htm >. Acesso em : 08 Jan. 2017.

CONTINI, Elisio; JÚNIOR, Marcos Pena; VIEIRA, Pedro Abel. Seca norte-americana. Preços agrícolas e implicações para o Brasil. **Revista de Política Agrícola**, v. 22, n. 1, p. 85-97, 2013.

COSTA, Madalena et al. Multiscale entropy analysis of human gait dynamics. *Physica A: Statistical Mechanics and its applications*, v. 330, n. 1, p. 53-60, 2003.

COSTA, Madalena; GOLDBERGER, Ary L.; PENG, C.-K. Multiscale entropy analysis of biological signals. **Physical review E**, v. 71, n. 2, p. 021906, 2005.

ER, Wenjun; MANDIC, Danilo P. Dynamical complexity analysis of multivariate financial data. In: **2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing**. IEEE, 2013. p. 8732-8736.

GITMAM, L. J. Princípios de administração financeira. São Paulo: **Harbra**, 7^a ed., 1997, 841p.

GUZMAN-VARGAS, Lev; RAMÍREZ-ROJAS, A.; ANGULO-BROWN, Fernando. Multiscale entropy analysis of electroseismic time series. **Natural Hazards and Earth System Sciences**, v. 8, n. 4, p. 855-860, 2008.

HUANG, Feng et al. Flow-complexity analysis of the upper reaches of the Yangtze River, China. **Journal of Hydrologic Engineering**, v. 16, n. 11, p. 914-919, 2011.

HUANG, S.; KAUFFMAN, S. **Encyclopedia of complexity and systems science**. 2009.

JOURNEL, André G.; DEUTSCH, Clayton V. **Entropy and spatial disorder**. **Mathematical Geology**, v. 25, n. 3, p. 329-355, 1993.

KALDOR, Nicholas. Speculation and economic stability. **The Review of Economic Studies**. v.7, n 1, p. 1-27, Oct. 1939.

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

LAKE, Douglas E. et al. Sample entropy analysis of neonatal heart rate variability. **American Journal of Physiology-Regulatory, Integrative and Comparative Physiology**, v. 283, n. 3, p. R789-R797, 2002.

LI, Zhongwei; ZHANG, You-Kuan. Multi-scale entropy analysis of Mississippi River flow. **Stochastic Environmental Research and Risk Assessment**, v. 22, n. 4, p. 507-512, 2008.

LIEBERG, Vanessa. A influência do estoque mundial de açúcar sobre o preço internacional dessa commodity. 2014.

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

MARTINA, Esteban et al. Multiscale entropy analysis of crude oil price dynamics. **Energy Economics**, v. 33, n. 5, p. 936-947, 2011.

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

MIN, Lei; GUANG, Meng; SARKAR, Nilanjan. Complexity Analysis of 2010 Baja California Earthquake Based on Entropy Measurements. In: **Vulnerability, Uncertainty, and Risk: Quantification, Mitigation, and Management**. ASCE, 2014. p. 1815-1822.

O PROGRESSO, DOURADOS-MT. Acessado em 08 de janeiro de 2017. Disponível em: <http://www.progresso.com.br/caderno-a/economia/alta-do-algodao-ja-afeta-industrias.htm>.

PINCUS, Steven M. Approximate entropy as a measure of system complexity. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 88, n. 6, p. 2297-2301, 1991.

POWELL, G. E.; PERCIVAL, I. C. A spectral entropy method for distinguishing regular and irregular motion of Hamiltonian systems. **Journal of Physics A: Mathematical and General**, v. 12, n. 11, p. 2053, 1979.

REDDY, Y. V.; SEBASTIN, A. Parameters for estimation of entropy to study price manipulation in stock market. In: **10th Capital Markets Conference, Indian Institute of Capital Markets Paper**. 2006.

RENYI, ALFRPED. On measures of entropy and information. In: **Fourth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability**. 1961. p. 547-561.

RICHMAN, Joshua S.; MOORMAN, J. Randall. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy. **American Physiology-Heart and Circulatory Physiology**, v. 278, n. 6, p. H2039, 2000.

RODRIGUES, Roberto. O papel do setor privado e os novos desafios do abastecimento nacional. **Revista de política agrícola**, v. 10, n. 1, p. 7-12, 2012.

ROSS, M. C.; WESTERFIELD, R.W.; JAFFE, J.F. **Administração financeira: corporate finance**. São Paulo: Atlas, 1995. 698p

ROSSO, Osvaldo A. et al. Wavelet entropy: a new tool for analysis of short duration brain electrical signals. **Journal of neuroscience methods**, v. 105, n. 1, p. 65-75, 2001.

SANDRONI, P. Dicionário de economia. 1ª ed. São Paulo: Record, 2005.

SHANNON, Claude E. Communication theory of secrecy systems. **Bell system technical journal**, v. 28, n. 4, p. 656-715, 1949.

SHUANGCHENG, Li et al. Measurement of climate complexity using sample entropy. **International journal of climatology**, v. 26, n. 15, p. 2131-2139, 2006.

SMITH, Todd Graham. "Feeding unrest: disentangling the causal relationship between food price shocks and sociopolitical conflict in urban Africa." *Journal of Peace Research* 51.6 (2014): 679-695.

SOARES, Rodrigo Oliveira; ROSTAGNO, Luciano Martin; SOARES, Karina Talamini Costa. Estudo de evento: o método e as formas de cálculo do retorno anormal. **XXVI Encontro Nacional dos Programas de Pós Graduação em Administração**, 2002.

STOSIC, Darko et al. Correlations of multiscale entropy in the FX market. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 457, p. 52-61, 2016.

STOSIC, Darko et al. Foreign exchange rate entropy evolution during financial crises. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 449, p. 233-239, 2016.

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.

TROSTLE, Ronald. **Why Have Food Commodity Prices Risen Again?**. DIANE Publishing, 2011.

TSALLIS, Constantino. Possible generalization of Boltzmann-Gibbs statistics. *Journal of statistical physics*, v. 52, n. 1-2, p. 479-487, 1988.

TSAY, Andy A. Risk sensitivity in distribution channel partnerships: implications for manufacturer return policies. **Journal of Retailing**, v. 78, n. 2, p. 147-160, 2002.

XIA, Jianan et al. Classifying of financial time series based on multiscale entropy and multiscale time irreversibility. **Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications**, v. 400, p. 151-158, 2014.

XIE, Hong-Bo et al. Complexity analysis of the biomedical signal using fuzzy entropy measurement. **Applied Soft Computing**, v. 11, n. 2, p. 2871-2879, 2011.

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

ZHOU, Yu et al. Hydrological effects of water reservoirs on hydrological processes in the East River (China) basin: complexity evaluations based on the multi-scale entropy analysis. **Hydrological Processes**, v. 26, n. 21, p. 3253-3262, 2012.

ZUNINO, Luciano et al. Multifractal structure in Latin-American market indices. **Chaos, Solitons & Fractals**, v. 41, n. 5, p. 2331-2340, 2009.