

BRUNO DE FREITAS ASSUNÇÃO

**CORRELAÇÕES EM SÉRIES TEMPORAIS DE PREÇOS DE MANGA
E UVA PRODUZIDAS NO VALE DO SÃO FRANCISCO**

**Recife – PE
Fevereiro/2022**



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

CORRELAÇÕES EM SÉRIES TEMPORAIS DE PREÇOS DE MANGA
E UVA PRODUZIDAS NO VALE DO SÃO FRANCISCO

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

Área de Concentração: Biometria e Estatística Aplicada

Orientador: Prof. Dr. Borko Stosic.

Coorientadores: Prof.^a Dr.^a Tatijana Stosic e Dr. Ikaro Daniel de Carvalho Barreto.

Recife – PE
Fevereiro/2022

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)

- A851c Assunção, Bruno de Freitas
Correlações em Séries Temporais de Preços de Manga e Uva Produzidas no Vale do São Francisco /
Bruno de Freitas Assunção. - 2022.
47 f. : il.
- Orientador: Borko Stosic.
Coorientadora: Tatijana Stosic.
Inclui referências.
- Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal Rural de Pernambuco, Programa de Pós-Graduação em
Biometria e Estatística Aplicada, Recife, 2022.
1. Séries temporais. 2. Fruticultura. 3. Detrended fluctuation analysis. 4. Detrended Cross-Correlation
Analysis. 5. Detrended Cross-Correlation Coefficient. I. Stosic, Borko, orient. II. Stosic, Tatijana, coorient. III.
Título

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

CORRELAÇÕES EM SÉRIES TEMPORAIS DE PREÇOS DE MANGA
E UVA PRODUZIDAS NO VALE DO SÃO FRANCISCO

BRUNO DE FREITAS ASSUNÇÃO

Orientador(a):

Prof. Dr. Borko Stosic

Departamento de Estatística e Informática / UFRPE

Banca Examinadora:

Prof. Dra. Tatijana Stosic

Departamento de Estatística e Informática / UFRPE

Dr. Ikaro Daniel de Carvalho Barreto

Departamento de Energia Nuclear / UFPE

Dedico esta dissertação à minha família.

Agradecimentos

Agradeço aos meus pais, por todo incentivo, e aos meus irmãos, pelos conselhos e apoio.

Agradeço ao meu orientador Professor Dr. Borko Stosic e aos meus coorientadores Professora Dr.^a Tatijana Stosic e Dr. Ikaro Daniel de Carvalho Barreto, pelas orientações, incentivos e apoio na elaboração dos textos para artigo e dissertação.

Agradeço aos colegas do Departamento de Estatística e Informática, especialmente aos meus amigos: Danielly, José Edvaldo e Marília. Bem como todos que fazem parte do corpo docente, de modo geral, agradeço a toda equipe do DEINFO.

Agradeço a Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE), pela estrutura; à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pela bolsa de pesquisa; ao Centro de Estudos Avançados em Economia Aplicada (CEPEA) da Esalq/USP pela disponibilidade dos dados.

Por fim, agradeço aos que de alguma forma contribuíram para realização deste trabalho.

“Por vezes sentimos que aquilo que fazemos não é senão uma gota de água no mar. Mas o mar seria menor se lhe faltasse uma gota”.

- MADRE TERESA DE CALCUTÁ

Resumo

O agronegócio é uma das atividades econômicas mais importantes desenvolvidas no Brasil, sua participação no PIB nacional é de 26,6%. Neste contexto também se destaca a fruticultura, nas últimas décadas o comércio de frutas no Brasil cresceu expressivamente atendendo ao mercado interno e externo. Dentre as principais frutas produzidas e comercializadas, destacam-se a manga e a uva, ocupando a primeira e terceira colocação das frutas mais exportadas pelo Brasil, respectivamente. Neste trabalho foram analisadas as séries temporais de retornos e de volatilidade de preços semanais de duas variedades de manga, “Palmer” e “Tommy Atkins”, e duas variedades de uva, “Itália” e “Benitaka”, produzidas no Vale do São Francisco, região com relevante participação na produção e exportação destas frutas. Foram utilizados os métodos *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA) e *Detrended Cross-Correlation Analysis* (DCCA) para calcular expoentes de escala de correlações de longo alcance e correlações cruzadas entre as séries analisadas. Os resultados mostraram que as séries de volatilidade apresentam persistência mais forte do que as séries de retornos que apresentaram dois regimes de invariância de escala com correlações antipersistentes nas escalas maiores. As correlações cruzadas entre as séries de retornos também apresentaram dois regimes de escala, obtendo, para manga, expoentes semelhantes às séries de retornos da variedade “Tommy Atkins”. Os valores do coeficiente de correlação obtidos pelo método *Detrended Cross-Correlation Coefficient* (ρ_{DCCA}) mostraram que para retornos e volatilidade das duas frutas as correlações entre as séries são positivas, aumentam com escala temporal e são mais fortes para as séries de retornos.

Palavras-chave: Séries temporais; Fruticultura; *Detrended fluctuation analysis*; *Detrended Cross-Correlation Analysis*; *Detrended Cross-Correlation Coefficient*.

Abstract

Agribusiness is one of the most important economic activities developed in Brazil, its share in the national GDP is 26.6%. Fruit farming also stands out in this context in recent decades the fruit trade in Brazil has grown significantly, serving the domestic and foreign markets. Among the main fruits produced and marketed mangoes and grapes stand out, occupying the first and third positions of the most exported fruits by Brazil respectively. In this work, the time series of returns and weekly price volatility of two mango varieties “Palmer” and “Tommy Atkins” and two types of grape varieties “Itália” and “Benitaka” produced in the São Francisco Valley, were analyzed a region with relevant participation in the production and export of these fruits. The Detrended Fluctuation Analysis (DFA) and Detrended Cross-Correlation Analysis (DCCA) methods were used to calculate scale exponents of long-range correlations and cross-correlations between the analyzed series. The results showed that the volatility series have stronger persistence than the return series that presented two regimes of scale invariance with anti-persistent correlations on the larger temporal scales. The cross-correlations between the series of returns also presented two scaling regimes, obtaining, for mango, exponents similar to the series of returns of the “Tommy Atkins” variety. The correlation coefficient values obtained by the Detrended Cross-Correlation Coefficient method (ρ_{DCCA}) showed for the returns and volatility of the two fruits the correlations between the series are positive, increasing with time scale and are stronger for the return series.

Keywords: Time series; Fruit growing; Detrended fluctuation analysis; Detrended Cross-Correlation Analysis; Detrended Cross-Correlation Coefficient.

Lista de Figuras

Figura 1. Séries temporais originais dos preços das mangas (a) “Palmer” e (b) “Tommy Atkins”	24
Figura 2. Séries temporais de retornos dos preços das mangas (a) “Palmer” e (b) “Tommy Atkins”	25
Figura 3. Séries temporais de volatilidade dos preços das mangas (a) “Palmer” e (b) “Tommy Atkins”	26
Figura 4. Séries temporais originais dos preços das uvas (a) “Itália” e (b) “Benitaka”	27
Figura 5. Séries temporais de retornos dos preços das uvas (a) “Itália” e (b) “Benitaka”	28
Figura 6. Séries temporais de volatilidade dos preços das uvas (a) “Itália” e (b) “Benitaka”	29
Figura 7. Análise DFA (a, b) e DCCA (c) das séries de retornos das mangas “Palmer” e “Tommy Atkins”	35
Figura 8. Análise DFA (a, b) e DCCA (c) das séries de volatilidade das mangas “Palmer” e “Tommy Atkins”	36
Figura 9. Análise DFA (a, b) e DCCA (c) das séries de retornos das uvas “Itália” e “Benitaka”	37
Figura 10. Análise DFA (a, b) e DCCA (c) das séries de volatilidade das uvas “Itália” e “Benitaka”	37
Figura 11. Coeficiente DCCA das séries de retornos das mangas “Palmer” e “Tommy Atkins”	38
Figura 12. Coeficiente DCCA das séries de volatilidade das mangas “Palmer” e “Tommy Atkins”	39

Figura 13. Coeficiente DCCA das séries de retornos das uvas “Itália” e “Benitaka”. 40

Figura 14. Coeficiente DCCA das séries de volatilidade das uvas “Itália” e “Benitaka”.

.....41

Sumário

1 INTRODUÇÃO	12
1.1 Objetivos	15
1.1.1 Objetivo Geral	15
1.1.2 Objetivos Específicos	15
1.2 Estrutura da Dissertação	15
2 REVISÃO DE LITERATURA	16
2.1 Importância da Fruticultura	16
2.2 Fruticultura no Vale do São Francisco	17
2.2.1 Mangicultura	17
2.2.2 Viticultura	18
2.3 Séries Temporais	19
2.4 Correlação de Longo Alcance em Séries Temporais.....	19
2.4.1 Métodos de Análise de Correlações de Longo Alcance em Séries Temporais	20
3 DADOS E METODOLOGIA	23
3.1 Descrição dos Dados	23
3.2 <i>Detrended Fluctuation Analysis (DFA)</i>	29
3.3 <i>Detrended Cross-Correlation Analysis (DCCA)</i>	31
3.4 <i>Detrended Cross-Correlation Coefficient ρ_{DCCA}</i>	32
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO	34
5 CONCLUSÕES	42
REFERÊNCIAS.....	43

1 INTRODUÇÃO

O agronegócio é uma das atividades econômicas mais importantes desenvolvidas no Brasil, pode ser entendido como a junção de inúmeras atividades da cadeia produtiva agrícola ou pecuária. Em função de sua relevância, recebe a atenção de estudiosos, pesquisadores e investidores. Uma das justificativas para o destaque é sua participação na economia brasileira, com 26,6% do PIB (Produto Interno Bruto), avançou 24,31% em 2020, frente a 2019, chegando, em valores monetários, a quase R\$ 2 trilhões (CNA; CEPEA, 2021).

Neste âmbito também se destacam os números entregues pela fruticultura. Participando diretamente na economia atendendo ao mercado interno e externo, o comércio de frutas cresceu expressivamente nas últimas décadas. Gerando milhões de empregos diretos, o setor fruticultor é responsável por 16% da mão de obra agro. A produção total de frutas *in natura* foi superior a 44 milhões de toneladas em 2020, mantendo o Brasil como o terceiro maior produtor mundial de frutas, ficando atrás apenas da China e Índia, com produções estimadas em 265 e 93 milhões de toneladas em 2018, respectivamente (ANUÁRIO BRASILEIRO DE HORTI&FRUTI, 2021).

As exportações de frutas frescas e derivados semiprocessados e processados atingiram, em 2020, pela primeira vez o patamar de mais de um milhão de toneladas (acréscimo de 6% em relação a 2019), totalizando US\$ 875 milhões (acréscimo de 3% em relação a 2019). Os principais destinos foram Países Baixos, Estados Unidos, Reino Unido e Espanha. As frutas que mais contribuíram para o valor total de dólares arrecadado foram: Manga em 1º lugar (US\$ 246.917.773); Melão em 2º lugar (US\$ 147.934.210) e Uva em 3º lugar (US\$ 105.409.360) (ANUÁRIO BRASILEIRO DE HORTI&FRUTI, 2021).

Uma das principais contribuintes destes valores apresentados é a região do Vale do São Francisco (VSF), mais especificamente, o Vale do Submédio São Francisco. Localizado no Semiárido de Pernambuco e Bahia, ganha destaque devido aos investimentos em irrigação, pesquisa, produção e exportação. Sendo os municípios com maior relevância: Petrolina, Lagoa Grande, Santa Maria da Boa Vista e Orocó (Pernambuco); Juazeiro, Casa Nova, Curaçá e Sento Sé (Bahia).

É relevante ressaltar que a melhora do setor em questão depende de diversos fatores, não sendo garantido um melhor desempenho unicamente com a aplicação direta de avanços tecnológicos na produção e gestão, pois é vulnerável à instabilidades provocadas por fatores externos imprevisíveis ou incontrolláveis, por exemplo: variações climáticas - afetando diretamente a qualidade do produto; produção de alimentos nos países fornecedores - oscilações podem provocar o excesso ou a escassez destes produtos; e as variações das taxas cambiais - afetando a renda do consumidor e a receita do produtor. Tanta imprevisibilidade afeta diretamente no preço final do produto agrícola comercializado, podendo provocar flutuações consideráveis.

Sendo assim, para obtenção de lucratividade, o setor produtivo da fruticultura é direcionado a altos níveis de organização e planejamento, realizando o acompanhamento das inovações tecnológicas e os processos inerentes à cadeia produtiva, tal como estratégias em concordância com a oferta e demanda dos mercados interno e externo, estes cada vez mais rigorosos. Neste sentido, conhecer a variação de oferta e demanda das frutas possibilita aos produtores a conveniência de programação da colheita em épocas de melhor preço, por exemplo, na entressafra (SENAR, 2017).

Diante de diversos fatores com capacidade de alterar os preços dos produtos do mercado agrícola, com finalidade de estudar as propriedades estatísticas, torna-se difícil a escolha de uma abordagem quantitativa apropriada. Comumente são utilizados métodos estatísticos para estudar correlações e transmissões de preços entre mercados agrícolas (BECKMANN; CZUDAJ, 2014; DE NICOLA; DE PACE; HERNANDEZ, 2016), porém métodos e modelos baseados na mecânica estatística, no campo da Econofísica, nos trazem novos conhecimentos e nos ajudam a melhorar a compreensão das variações e relações dos preços de produtos agrícolas (PAL; MITRA, 2018; LIMA *et al.*, 2019).

Tendo em vista estes relatos, o estudo aqui realizado tem como objetivo contribuir para melhor entendimento da evolução temporal dos preços de mangas e uvas produzidas no Vale do São Francisco ao longo das últimas duas décadas, das correlações de longo alcance e de correlações cruzadas entre seus preços. Para isto são empregadas as técnicas da Econofísica para séries não estacionárias, *Detrended*

Fluctuation Analysis (DFA) (PENG *et al.*, 1994), para estudar a relação entre a variância de séries temporais e a escala temporal da análise, *Detrended Cross-Correlation Analysis* (DCCA) (PODOBNIK; STANLEY, 2008), para estudar a quantificação da covariância entre duas séries e o *Detrended Cross-Correlation Coefficient* (ρ_{DCCA}) (ZEBENDE, 2011), para quantificar o nível de correlação cruzada entre duas séries.

Em particular, analisamos as séries semanais de preços de duas variedades de cada fruta de interesse. A variedade de manga “Tommy Atkins”, que ganha espaço na exportação por possuir características essenciais relacionadas a fatores pós-colheita, como resistência ao manuseio e transporte, e a variedade “Palmer” por apresentar aumento significativo de sua oferta (DE OLIVEIRA ARAÚJO; MORAES; DE CARVALHO, 2017). A variedade de uva “Itália”, presente na consolidação da viticultura tropical brasileira na região do Vale do São Francisco (CAMARGO, 1998), e a variedade “Benitaka”, originada de mutação somática na cultivar “Itália”, destaca-se pelo acentuado desenvolvimento da coloração rosada escura, atraindo o interesse dos produtores, além de apresentar boa conservação pós-colheita (LEÃO, 2010).

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo Geral

Analisar a variação temporal e as correlações dos preços das frutas manga e uva, nas últimas duas décadas.

1.1.2 Objetivos Específicos

- I. Aplicar os métodos DFA, DCCA e ρ_{DCCA} nas séries de retornos e volatilidade dos preços das frutas manga e uva;
- II. Analisar e comparar a dinâmica dos preços utilizando os expoentes escalares α e λ ;
- III. Verificar os níveis de correlações cruzadas entre os pares de frutas utilizando o coeficiente DCCA (ρ_{DCCA}).

1.2 Estrutura da Dissertação

A dissertação está organizada em cinco capítulos, neste capítulo (Introdução) apresentamos o objeto de estudo e os objetivos da pesquisa. O segundo capítulo (Revisão de Literatura) traz informações e estudos da literatura que estão associados com este trabalho. O terceiro capítulo (Dados e Metodologia) descreve os dados e a metodologia aplicada na pesquisa. O quarto capítulo (Resultados e Discussão) apresenta os resultados e as discussões a partir do que foi obtido com a implementação dos métodos DFA, DCCA e ρ_{DCCA} . O quinto capítulo (Conclusões) exhibe as conclusões e propostas para trabalhos futuros.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Importância da Fruticultura

A fruticultura pode ser entendida como a união de técnicas e práticas utilizadas para a exploração de plantas que produzem frutas comestíveis. “Fruticultura é a ciência e a arte do cultivo de plantas frutíferas. Tem por objetivo a exploração racional de plantas lenhosas que produzem frutos comestíveis” (SIMÃO, 1998, p.39).

Assim como outras atividades do agronegócio, o setor da fruticultura necessita de uma vasta quantidade de mão de obra, cooperando para o desenvolvimento econômico e social de pequenas, médias e grandes propriedades, além de contribuir para a permanência do homem no meio rural. Segundo Simão (1998), a fruticultura é simultaneamente uma atividade econômica, social e alimentar.

Alguns dos aspectos de importância do cultivo de plantas frutíferas no contexto socioeconômico de um país são: utilização intensiva de mão-de-obra; possibilidade de um grande rendimento por área; possibilidade do desenvolvimento de agroindústrias; contribuição para a diminuição das importações; importância fundamental na alimentação por prover vitaminas, sais minerais, proteínas e fibras essenciais ao bom funcionamento do organismo humano, etc. (FACHINELLO; KERSTEN; NACHTIGAL, 2008).

No campo social, a fruticultura tem destaque por gerar inúmeros empregos, diretos e indiretos, por sua alta demanda de mão de obra para diversas etapas: produção, colheita, processamento dos frutos e no manuseio de produtos industrializados. Tida como a atividade agrícola brasileira que mais emprega, cerca de três a cinco postos de trabalho por cada hectare cultivado, o setor oportuniza geração de renda em regiões mais pobres e com a utilização do sistema de irrigação, faz-se possível o cultivo de frutas de boa qualidade durante todo o ano em áreas secas (GONÇALVES, 2015).

2.2 Fruticultura no Vale do São Francisco

A região tem destaque em nível nacional por ser centro de projetos pioneiros de irrigação, recebendo muitos investimentos realizados pela Companhia de Desenvolvimento do Vale do São Francisco (Codevasf). A fruticultura irrigada promoveu prosperidade e dinamismo na economia e na estrutura urbana local, principalmente nas cidades de Petrolina-PE e Juazeiro-BA que formam o ponto central deste polo, reduzindo significativamente a restrição hídrica e possibilitando a produção de frutas de elevado valor e com qualidade reconhecida pelos consumidores (LIMA *et al.*, 2021).

As principais frutas produzidas neste polo são manga e uva, apesar de originárias de ambientes de clima temperado (uva) e tropical úmido (manga), as duas frutas apresentaram boa adaptação ao clima quente e seco e ao cultivo irrigado do semiárido nordestino, as características desta região associadas ao manejo de alta tecnologia são fatores que asseguram bons níveis de produtividade e qualidade das mangas e uvas de mesa.

2.2.1 Mangicultura

Originária do Sudeste Asiático, a cultura da manga se disseminou para várias regiões do mundo, encontrando no Brasil excelentes condições para seu desenvolvimento e produção (SOUZA *et al.*, 2002). A manga é cultivada nas cinco regiões brasileiras e mediante os avanços tecnológicos é produzida durante todo o ano, há um grande destaque para a produção na região nordeste que a partir da década de 2000 passou a ser responsável por cerca de 2/3 de toda a produção nacional (VALADARES; LANDAU, 2020).

Segundo o Anuário Brasileiro de Horti&Fruti (2021), a manga é a fruta mais exportada pelo Brasil e apesar da pandemia registrou em 2020, nas operações externas, aumento e recordes nos embarques, alcançando o valor de 246,9 milhões

de dólares (aumento de 11,5% em relação a 2019) em mais de 243 mil toneladas (aumento de 13% em relação a 2019), o que corrobora sua influência no mercado agrícola. A principal responsável por estes números expressivos é a região do Vale do São Francisco, exportando 212,2 mil toneladas no último ano, correspondendo a 87% do total exportado da fruta.

Ainda que a fruticultura tropical não tenha sido tão afetada pela pandemia da Covid-19 no Brasil, os valores históricos nas exportações de manga não se refletiram no principal consumidor da fruta, o mercado interno, a intuito de comparação, somente cerca de 15% da manga produzida no VSF é exportada (ROCHA; BIROLO, 2021).

Destas exportações provenientes do VSF, grande parte é destinada aos mercados europeu e americano, onde os preços dos mercados interno e americano sofrem influência dos preços do mercado europeu, fazendo com que esse tenha comportamento de líder na cadeia, e as variações nos seus preços sejam transmitidas aos demais (SOUZA *et al.*, 2018).

2.2.2 Viticultura

A videira ou vinha, planta que produz uva, tem sua domesticação ligada à descoberta e produção do vinho, produto muito apreciado. Não há consenso acerca do local e períodos do início da domesticação (THIS *et al.*, 2006). Segundo Souza (1996) a videira foi introduzida no Brasil por Martim Afonso de Souza em 1532, na capitania de São Vicente, atual Estado de São Paulo. Foram introduzidos, na década de 50, investimentos públicos e privados que se tornaram o alicerce da vitivinicultura atualmente existente no Vale do Submédio São Francisco (LEÃO, 2010).

Em 2020 a produção de uvas no território nacional foi de 1.416.398 toneladas, apesar do valor expressivo, houve uma redução de 2,03% comparado ao ano anterior. A Região Nordeste, que concentra sua viticultura no VSF, é a segunda maior produtora de uvas do país, contribuindo com 27,37%, ficando atrás apenas da Região Sul com expressivos 60,24% da produção nacional. Apesar do segundo lugar em

produção como um todo, possui o primeiro lugar em produção de uvas de mesa, que é o principal item das exportações. Estas atingiram, em 2020, 49,23 mil toneladas, o que representa um aumento de 4,04% em relação a 2019, rendendo ao país mais de cem milhões de dólares (MELLO; MACHADO, 2021).

2.3 Séries Temporais

Nas últimas décadas intensificou-se a atenção dada às séries temporais por diversas áreas científicas serem relacionadas com o estudo de fenômenos que evoluem ao longo do tempo, onde seu potencial de ser um excelente mecanismo de reconhecimento do tipo de evolução assume um papel essencial (PALHINHAS, 2021).

Séries temporais podem ser entendidas como um conjunto sequencial de observações ordenadas no tempo. Tais medidas obtidas no decorrer de um evento em uma série temporal são organizadas em uma ordem cronológica apropriada (MORETTIN; TOLOI, 2018).

Os objetivos da análise de séries temporais são coletar e estudar as observações passadas para descrever e analisar a estrutura intrínseca da série, permitindo realizar previsões de valores futuros, detalhar o comportamento da série, construir gráficos e verificar a existência de ciclos, tendências e variações sazonais (LIMA, 2017).

2.4 Correlação de Longo Alcance em Séries Temporais

Muitos fenômenos naturais não são processos aleatórios independentes, ou seja, normalmente apresentam significantes correlações de longo alcance. Diante disto, uma análise que pode ser feita em séries temporais é a identificação de memória de longa duração no conjunto de dados ao longo do tempo, isto é, presença de correlação (FIGUEIRÊDO, 2014).

Diversos métodos foram desenvolvidos e utilizados para estimar parâmetros que possam identificar a existência de correlação de longo alcance em séries temporais. De acordo com Jan Beran (1994), o primeiro método desenvolvido para esta finalidade foi elaborado por Hurst (1951) com finalidade de descrever dependência de longo alcance dos níveis da água em rios e reservatórios. Outros métodos também são úteis para detectar correlações de longo alcance em séries temporais, como a Análise da Função de Autocorrelação e a Análise Espectral que serão comentados mais adiante.

Porém, estes métodos tradicionais supracitados são úteis para estudos com séries temporais estacionárias, existindo limitações para séries temporais não estacionárias. Um método que vem sendo utilizado para identificar correlações de longo alcance em séries temporais não estacionárias é o *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA), assim como uma generalização deste método o *Detrended Cross-Correlation Analysis* (DCCA), estes serão apresentados mais adiante no terceiro capítulo.

2.4.1 Métodos de Análise de Correlações de Longo Alcance em Séries Temporais

- Análise da Função de Autocorrelação

Útil para medir o grau de correlação de uma variável, consigo mesma, em um determinado instante e em um instante de tempo seguinte, a função de autocorrelação permite analisar o grau de irregularidade de um sinal (BERAN, 1994).

Para séries temporais estacionárias que flutuam em torno de uma mesma média ao longo do tempo, (x_i) com $i = 1, \dots, N$, média $\langle x \rangle$ e variância σ^2 a função de autocorrelação é definida como:

$$C(s) = \frac{\langle [x(i) - \langle x \rangle][x(i+s) - \langle x \rangle] \rangle}{\sigma^2}, \quad (2.1)$$

sendo s a defasagem da série.

Se x_i são não correlacionados, $C(s) = 0$ para $s > 0$. Se $C(s)$ apresentar um decaimento exponencial, tal qual $C(s) \approx \exp(-s/t)$, aponta que a série possui correlação de curto alcance, em contrapartida, se $C(s)$ apresentar um decaimento segundo uma lei de potência $C(s) \propto S^{-\gamma}$, aponta que a série possui correlação de longo alcance com expoente de autossimilaridade $0 < \gamma < 1$ para grandes valores de N (RANGARAJAN; DING, 2000). Esta interpretação não é aconselhável para séries não estacionárias, pois a média não é bem definida e para grandes escalas s , $C(s)$ oscila ao redor de zero dificultando a obtenção do expoente de correlação γ (BERAN, 1994).

- Análise Espectral

A análise espectral é outra técnica útil para detectar correlações de longo alcance em séries estacionárias. O espectro de potências $S(f)$, que é definido como a transformada de Fourier de função de autocorrelação (RANGARAJAN; DING, 2000),

$$S(f) = C(0) + 2 \sum_{n=1}^{\infty} C(n) \cos(2\pi f n) \quad (2.2)$$

possui um decaimento, para séries temporais com correlação de longo alcance, segundo uma lei de potência do tipo $S(f) \approx 1/f^\beta$ com $\beta = 1 - \gamma$, sendo f a função de frequência e $\beta = 1 - \gamma$ (o expoente espectral β e o expoente de correlação γ são obtidos através da inclinação da reta $\log S(f)$ versus $\log(f)$) (FENG *et al.*, 2009).

- Análise de Hurst

Desenvolvido por Hurst (HURST, 1951), este método é baseado no passeio aleatório. O cálculo do expoente de *Hurst* tem como primeiro passo dividir a série original x_i em v segmentos de tamanho s gerando $N_s = \text{int}(N/s)$ segmentos e em cada segmento $v = 1, \dots, N_s$ a série original é integrada pela equação:

$$X_{vk} = \sum_{i=1}^k (x_{(v-1)s+i} - \langle x_v \rangle), \quad (2.3)$$

sendo $\langle x_v \rangle$ a média local da série em segmento v .

Após isto, calcula-se a diferença entre os valores máximos e mínimos em cada segmento:

$$R_v(s) = \max X_{vk} - \min X_{vk}, \quad k = (v-1)s + 1, \dots, vs \quad (2.4)$$

e o desvio padrão:

$$S_v(s) = \sqrt{\frac{1}{s} \sum_{i=1}^s (x_{(v-1)s+i} - \langle x_v \rangle)^2}. \quad (2.5)$$

A função de flutuação é dada pela expressão:

$$F_{RS}(S) = \frac{1}{N_s} \sum_{v=1}^{N_s} \frac{R_v(S)}{S_v(S)} \approx S^H \text{ para } s > 1. \quad (2.6)$$

A interpretação do expoente H é a seguinte (HURST, 1951):

- $H = 0,5$ (ruído branco, séries não correlacionadas): a função de autocorrelação diminui exponencialmente;
- $0,5 < H < 1$ (correlações de longo alcance persistentes): os valores grandes (pequenos) tem maior probabilidade de serem seguidos por valores grandes (pequenos), a função de autocorrelação diminui seguindo uma lei de potência $C(n) \approx n^{-\gamma}$, com $\gamma = 2 - 2H$;
- $0 < H < 0,5$ (série antipersistente): os valores grandes (pequenos) tem maior probabilidade de serem seguidos por valores pequenos (grandes);
- $H = 1$ (ruído do tipo $1/f$): o espectro de potências segue uma lei de potências $S(f) \approx f^{-\beta}$, sendo $\beta = 2H - 1 = 1$;
- $H > 1$: existem correlações, porém não diminuem seguindo uma lei de potência. Para o caso de $H = 1,5$ indica um ruído Browniano, que é a integração do ruído branco.

H pode ser interpretado como o parâmetro que aponta a suavidade da série original, isto é, quanto maior o valor do expoente, mais suave é a série.

3 DADOS E METODOLOGIA

Com a finalidade de investigar as possíveis correlações entre os dados das séries temporais anteriormente citadas, foram aplicados os métodos DFA e DCCA para obtenção das possíveis correlações de longo alcance e de correlações cruzadas entre os preços de interesse, com esses resultados em mãos trabalhamos na obtenção do coeficiente de correlação cruzada sem tendência (ρ_{DCCA}) para inferirmos o nível dessas possíveis correlações cruzadas. Para implementação desses métodos, foram usados um *software* próprio, desenvolvido nas linguagens C de programação, e o *software* R (versão 4.1.0).

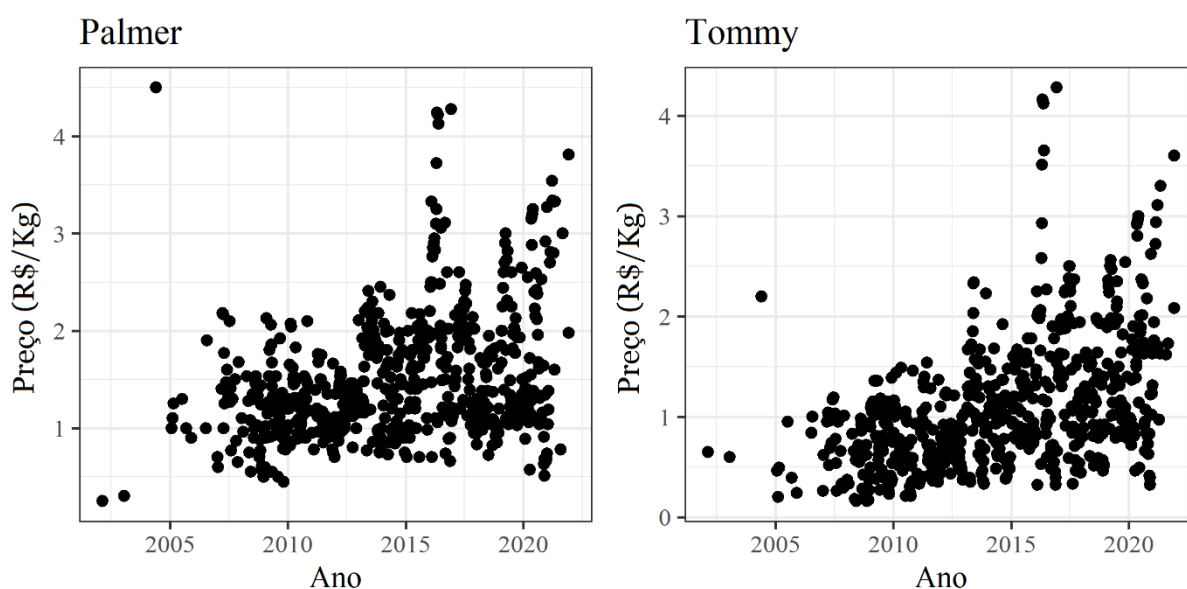
3.1 Descrição dos Dados

Os dados utilizados foram os preços médios semanais expressos em reais por quilograma (R\$/kg) das variedades de manga “Tommy Atkins” e “Palmer” e das variedades de uva “Itália” e “Benitaka”, produzidas na região do Vale do São Francisco, registrados no período de 03 de janeiro de 2001 a 26 de março de 2021. As séries de dados foram obtidas no Centro de Estudos Avançados em Economia Aplicada / Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz / Universidade de São Paulo - CEPEA / ESALQ / USP (CEPEA/ESALQ/USP, 2021). Foram também analisadas as séries temporais de log-retornos $R_t = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1})$ e de volatilidade $V_t = |R_t|$ em que P_t é o preço do produto na semana t . As séries temporais originais, de retornos e da volatilidade dos preços das duas variedades de manga (“Palmer” e “Tommy Atkins”) são apresentadas nas figuras 1, 2 e 3, respectivamente. Por sua vez, as séries temporais originais, de retornos e da volatilidade dos preços das duas variedades de uva (“Itália” e “Benitaka”) são apresentadas nas figuras 4, 5 e 6, respectivamente.

A Figura 1 apresenta o comportamento das séries temporais originais dos preços semanais das variedades de manga “Tommy Atkins” e “Palmer” para o intervalo explorado. Em ambas variedades se nota uma concentração dos preços, entre R\$ 0,50 e R\$ 2,50 para a “Palmer” e entre R\$ 0,20 e R\$ 1,50 no caso da “Tommy

Atkins”, durante a década 2005-2015, havendo aumento após esse intervalo alcançando valores superiores a R\$ 4,00 no início do primeiro semestre de 2016. Esse aumento significativo é resultado de um período de baixa oferta e escassez da fruta no mercado nacional, uma vez que o clima não estava favorável às floradas (ROCHA; PAGLIUCA, 2016a). Observa-se uma diminuição nas cotações médias de ambas variedades por volta do final do primeiro semestre de 2016, aproximando-se da normalidade histórica de preços para a região, isso se deu pela elevação da oferta nacional e diminuição da demanda nas regiões Sul e Sudeste do País (ROCHA; PAGLIUCA, 2016b). Apresentam tendência de alta de preços ao final do ano 2019 e início de 2020, sendo as exportações o foco dos produtores da região, pelo fato do câmbio R\$ - US\$ bastante favorável, atingindo novos recordes de exportações (SPESSOTTO; GERALDINI, 2020).

Figura 1. Séries temporais originais dos preços das mangas (a) “Palmer” e (b) “Tommy Atkins”.

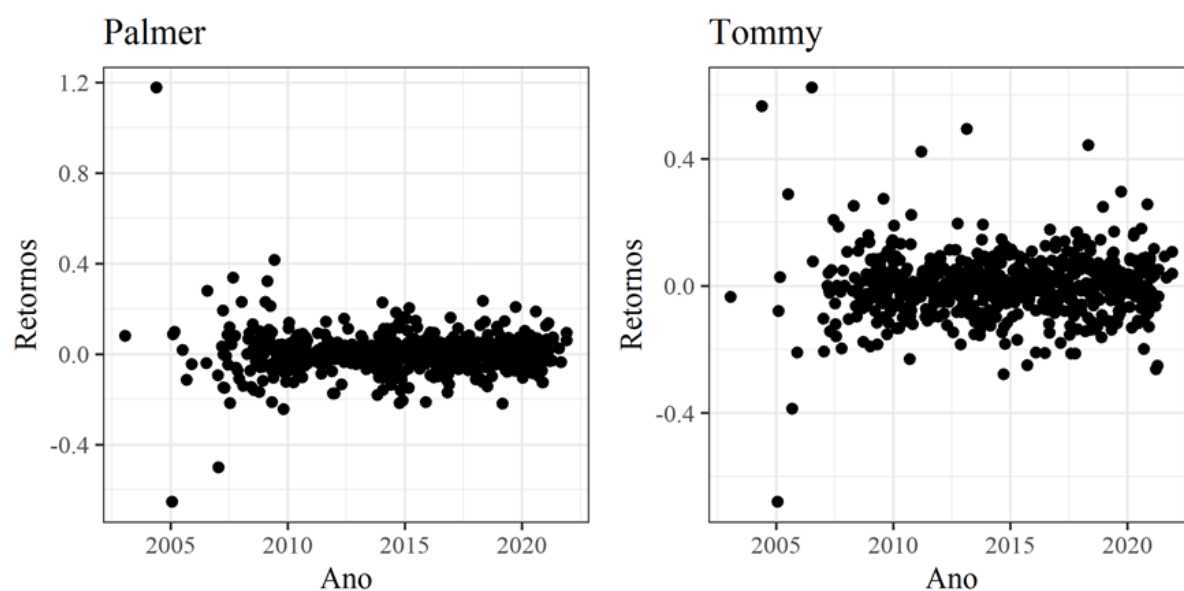


Fonte: CEPEA. Elaborado pelo autor.

A Figura 2 apresenta o comportamento das séries temporais de retornos dos preços semanais das variedades de manga “Tommy Atkins” e “Palmer” para o intervalo explorado. Observa-se que há maiores valores de retorno anteriormente a

2010 para as duas variedades, após esse período segue-se uma tendência por volta dos valores -0,2 e 0,2.

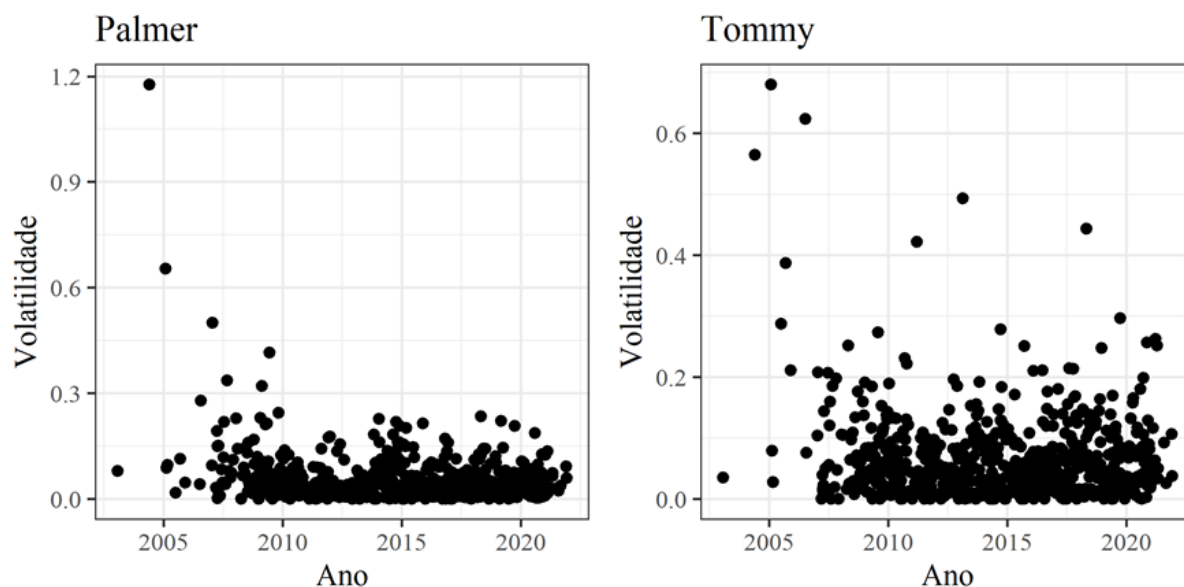
Figura 2. Séries temporais de retornos dos preços das mangas (a) “Palmer” e (b) “Tommy Atkins”.



Fonte: CEPEA. Elaborado pelo autor.

A Figura 3 apresenta o comportamento das séries temporais de volatilidade dos preços semanais das variedades de manga “Tommy Atkins” e “Palmer” para o intervalo explorado. Nota-se que a volatilidade é maior para ambas as variedades em torno de 2005 e diminui com o passar do tempo, ficando abaixo do valor 0,3 na maior parte do tempo.

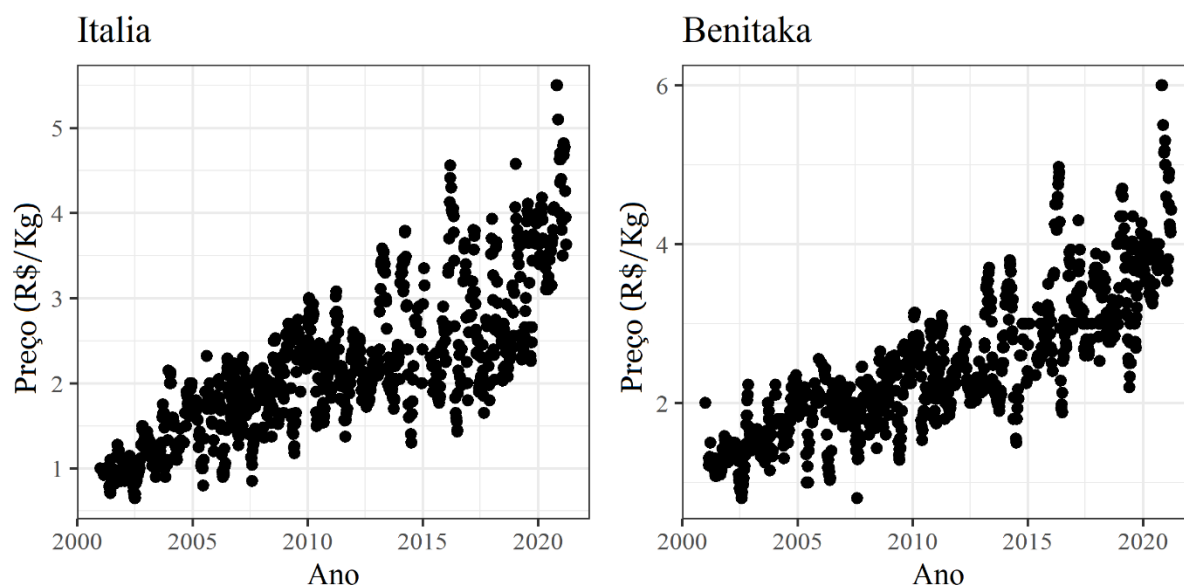
Figura 3. Séries temporais de volatilidade dos preços das mangas (a) “Palmer” e (b) “Tommy Atkins”.



Fonte: CEPEA. Elaborado pelo autor.

A Figura 4 apresenta o comportamento das séries temporais originais dos preços semanais das variedades de uva “Itália” e “Benitaka” para o intervalo explorado. Em ambas variedades nota-se elevação dos preços, chegando a quintuplicar do início do período analisado ao fim, saindo de valores oscilantes em torno de R\$1,00 para valores ao redor de R\$5,00. O valor máximo alcançado pela variedade “Itália” foi de R\$5,50 na última semana de outubro de 2020 perdurando até a primeira semana de novembro de 2020, por sua vez, o valor mínimo foi de R\$0,65 observado na última semana de junho de 2002 e primeira semana de julho do mesmo ano (Figura 4a). Os valores máximo e mínimo praticados com a variedade “Benitaka” foram de R\$6,00 e R\$0,80, respectivamente, sendo o máximo registrado no mesmo período da variedade anterior e o mínimo com pouca diferença, ocorrendo em agosto de 2002 e se repetindo em agosto de 2007 (Figura 4b).

Figura 4. Séries temporais originais dos preços das uvas (a) “Itália” e (b) “Benitaka”.

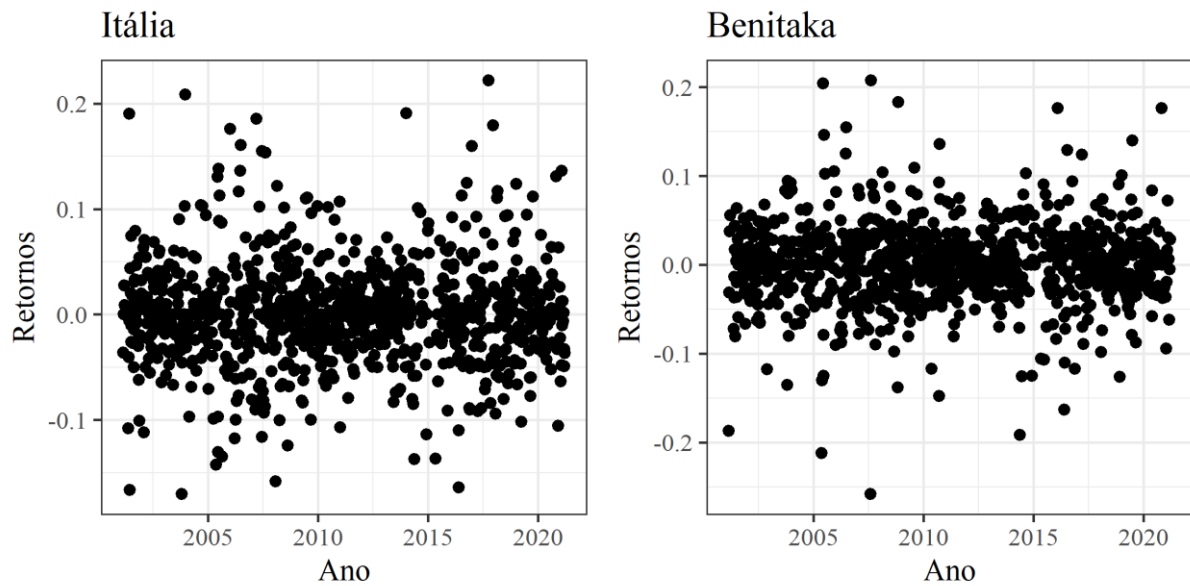


Fonte: CEPEA. Elaborado pelo autor.

O fator resultante da alta valorização no segundo semestre de 2020 foi o volume insuficiente para abastecimento dos mercados interno e externo. Ainda em recuperação, afetada pelas chuvas no primeiro semestre, a produtividade não foi alta e com uma forte demanda internacional por uvas brasileiras no decorrer do ano, agregado com taxa de câmbio favorável para exportação, os preços das uvas no mercado brasileiro ficam elevados (CASTILHA; PALMIERI, 2020).

A Figura 5 apresenta o comportamento das séries temporais de retornos dos preços semanais das variedades de uva “Itália” e “Benitaka” para o intervalo explorado. Diferenciando-se das variedades de manga, observadas anteriormente, ambas variedades de uva apresentam menores valores de retorno, oscilando, em sua maioria, entre - 0,1 e 0,1.

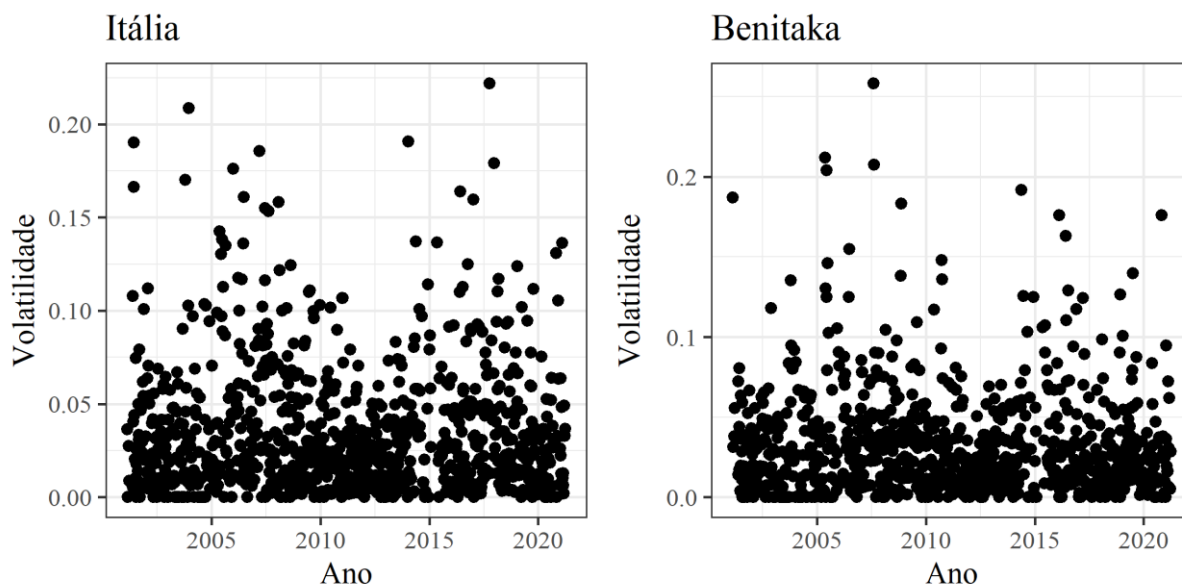
Figura 5. Séries temporais de retornos dos preços das uvas (a) “Itália” e (b) “Benitaka”.



Fonte: CEPEA. Elaborado pelo autor.

A Figura 6 apresenta o comportamento das séries temporais de volatilidade dos preços semanais das variedades de uva “Itália” e “Benitaka” para o intervalo explorado. Como esperado, por apresentarem menores valores de retorno, ambas variedades de uva são menos voláteis que as variedades de manga estudadas, mantendo-se abaixo do valor 0,1 na maior parte do tempo.

Figura 6. Séries temporais de volatilidade dos preços das uvas (a) “Itália” e (b) “Benitaka”.



Fonte: CEPEA. Elaborado pelo autor.

3.2 Detrended Fluctuation Analysis (DFA)

Introduzida por Peng *et al.* (1994) em um estudo de dependência de longo alcance em sequências de DNA, a análise de flutuações sem tendência (*Detrended Fluctuation Analysis* – DFA) consolidou-se como um método poderoso para a quantificação de correlações de longo alcance em uma série temporal que não apresente estacionariedade. Esse método representa uma análise da raiz quadrada média modificada de um passeio aleatório, sendo aplicado com sucesso em diversos estudos de variadas áreas, por exemplo: Climatologia (THAXTON *et al.*, 2018; ALVES DA SILVA *et al.*, 2020), Hidrologia (BARRETO; XAVIER JUNIOR; STOSIC, 2019), Medicina (CHEN; WEN, 2020; FAHRUZI; PURNAMA; PURNOMO, 2018), Geofísica (ALAM *et al.*, 2021) e Finanças (CHENG; LIU; ZHU, 2019).

A implementação do algoritmo DFA pode ser descrita a partir de cinco passos:

1 – Considere a série temporal $\{x_i\}$ com $i = 1, \dots, N$ (comprimento). Integre-se x_i para obter

$$X_k = \sum_{i=1}^k [x_i - \langle x \rangle], \quad (3.1)$$

sendo $\langle x \rangle$ o valor médio da série, ou seja, $\langle x \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$, com $k = 1, \dots, N$;

2 – A série integrada X_k é dividida em caixas de igual comprimento n (escala temporal). Neste estudo utilizamos caixas sobrepostas com início em $N - n + 1$ dados sucessivos;

3 – Para cada caixa $\nu = 1, \dots, N - n + 1$ calcula-se a tendência local (ajuste linear) $X_{k,\nu}$ e é subtraída da série integrada X_k , obtendo-se a variância sem tendência

$$f_{DFA}^2(n, \nu) = \frac{1}{n} \sum_{k=\nu}^{\nu+n-1} (X_k - X_{k,\nu})^2; \quad (3.2)$$

4 – Depois, para uma dada escala temporal de comprimento n a função de flutuação, $F_{DFA}(n)$, é calculada por:

$$F_{DFA}(n) = \sqrt{\frac{1}{(N - n + 1)} \sum_{\nu=1}^{N-n+1} f_{DFA}^2(n, \nu)}; \quad (3.3)$$

5 – Os passos acima são repetidos para uma gama de escalas temporais compreendidas por, $10 \leq n \leq \frac{N}{4}$, para finalmente obter-se uma relação entre $F_{DFA} \times n$.

Havendo correlações de longo prazo na série original, $F_{DFA}(n)$ aumentará com n de acordo com uma lei de potência $F_{DFA}(n) \sim n^\alpha$. Com a inclinação da regressão linear de $\log F_{DFA}(n)$ versus $\log n$ é possível obter o expoente escalar α . Sendo $0 < \alpha < 1$, o expoente DFA é igual ao expoente de *Hurst* H descrevendo autocorrelações nas séries originais. São três possibilidades indicadas a partir desse expoente escalar:

- Ausência de correlações: O valor $\alpha = 0,5$ indica a ausência de correlações (ruído branco);
- Correlações persistentes: O valor $\alpha > 0,5$ indica correlações persistentes a longo prazo, ou seja, valores grandes (pequenos) têm maior probabilidade de

serem seguidos por valores grandes (pequenos);

- Correlações antipersistentes: O valor $\alpha < 0,5$ indica correlações antipersistentes a longo prazo, ou seja, valores pequenos têm maior probabilidade de serem seguidos por valores grandes e vice-versa.

Caso $1 < \alpha < 2$, o expoente escalar α indica movimento browniano fracionário com incrementos descritos pelo expoente de *Hurst* $H = \alpha - 1$, sendo os valores $\alpha = 1$ e $\alpha = 1,5$ correspondentes ao ruído $\frac{1}{f}$ e ao ruído browniano (integração do ruído branco), respectivamente (SIQUEIRA *et al.*, 2010).

3.3 Detrended Cross-Correlation Analysis (DCCA)

Introduzida por Podobnik e Stanley (PODOBNIK; STANLEY, 2008) como uma generalização do método DFA, a análise de correlações cruzadas sem tendência (*Detrended Cross-Correlation Analysis* – DCCA) é útil para mensurar correlações entre duas séries temporais simultaneamente. Assim como o DFA, esse método foi amplamente aplicado em diversas áreas como Geofísica (IQBAL *et al.*, 2020), Fisiologia (HIREKHAN; MANTHALKAR, 2018), Climatologia (VASSOLER; ZEBENDE, 2012), Hidrologia (DEY; MUJUMDAR, 2018) e Finanças (GUEDES *et al.*, 2017; SHIN; LIM; MIN, 2020).

A implementação do algoritmo DCCA pode ser descrita a partir de cinco passos:

1 – Considere duas séries temporais $\{x_i\}$ e $\{y_i\}$ com $i = 1, \dots, N$ (comprimento). Integra-se x_i e y_i para obter

$$X_k = \sum_{i=1}^k [x_i - \langle x \rangle] \text{ e } Y_k = \sum_{i=1}^k [y_i - \langle y \rangle], \quad (3.4)$$

sendo $\langle x \rangle$ e $\langle y \rangle$ os valores médios das séries $\{x_i\}$ e $\{y_i\}$, ou seja, $\langle x \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$ e $\langle y \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i$, com $k = 1, \dots, N$;

2 – As séries integradas X_k e Y_k são divididas em $(N - n + 1)$ caixas (sobrepostas) de

igual comprimento n (escala temporal);

3 – Para cada caixa $\nu = 1, \dots, N - n + 1$ calculam-se as tendências locais (ajuste linear) em X_k e Y_k , obtendo $X_{k,\nu}$ e $Y_{k,\nu}$ e são subtraídas das séries integradas X_k e Y_k , respectivamente, obtendo-se

$$f_{DCCA}^2(n, \nu) = \frac{1}{n} \sum_{k=\nu}^{\nu+n-1} (X_k - X_{k,\nu})(Y_k - Y_{k,\nu}); \quad (3.5)$$

4 – Depois, para uma dada escala temporal de comprimento n a covariância sem tendência $F_{DCCA}^2(n)$, é calculada por:

$$F_{DCCA}^2(n) = \frac{1}{(N - n + 1)} \sum_{\nu=1}^{N-n+1} f_{DCCA}^2(n, \nu); \quad (3.6)$$

5 – Os passos acima são repetidos para uma gama de escalas temporais compreendidas por, $10 \leq n \leq \frac{N}{4}$, para finalmente obter-se uma relação entre $F_{DCCA} \times n$.

Havendo correlações de longo prazo nas séries originais, $F_{DCCA}(n)$ aumentará com n de acordo com uma lei de potência $F_{DCCA}(n) \sim n^\lambda$. Com a inclinação da regressão linear de $\log F_{DCCA}(n)$ versus $\log n$ é possível obter o expoente escalar λ , cuja interpretação é similar à do expoente α do método DFA. Se existir em cada série uma longa memória dos seus valores anteriores, tal como uma longa memória de valores anteriores da outra série, isso implicará na presença de correlações cruzadas de longo prazo entre duas séries simultâneas.

3.4 Detrended Cross-Correlation Coefficient (ρ_{DCCA})

Introduzido por Zebende (ZEBENDE, 2011) o coeficiente de correlação cruzada – ρ_{DCCA} é útil para inferir o nível da correlação cruzada, ele é expresso da seguinte forma

$$\rho_{DCCA}(n) = \frac{F_{DCCA}^2(n)}{F_{DFA_1}(n)F_{DFA_2}(n)}, \quad (3.7)$$

em que $F_{DCCA}^2(n)$ é a covariância sem tendência obtida pelo método DCCA, enquanto $F_{DFA_1}(n)$ e $F_{DFA_2}(n)$ retratam as funções de flutuação obtidas pelo método DFA. Foi utilizado em séries climáticas (ZEBENDE *et al.*, 2018), na fisiologia (CHEN *et al.*, 2018) e dados financeiros (PESSOA *et al.*, 2021). O coeficiente pode variar entre o valor mínimo -1 (correlação cruzada negativa perfeita) e o valor máximo 1 (correlação cruzada positiva perfeita), análogo ao coeficiente de *Pearson*.

Caso as séries analisadas não apresentem correlação cruzada, $\rho_{DCCA}(n)$ oscila próximo a zero, em contrapartida para séries anticorrelacionadas, $\rho_{DCCA}(n)$ é estritamente negativo e para séries correlacionadas positivamente, $\rho_{DCCA}(n)$ é positivo. Havendo correlações de longo alcance entre as séries examinadas, o coeficiente segue a lei de potência $\rho_{DCCA}(n) \sim n^\omega$, sendo $\omega = 2\lambda - \alpha_1 - \alpha_2$ (ZEBENDE *et al.*, 2013).

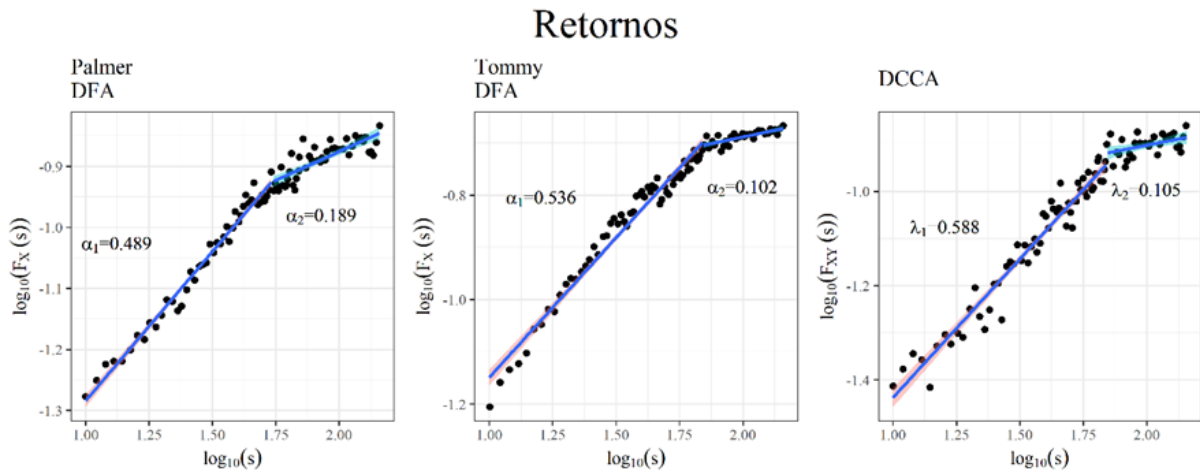
De acordo com Silva Filho *et al.* (2014), um dos proveitos da utilização deste coeficiente em relação a outros coeficientes de correlação cruzada, por exemplo, o coeficiente de correlação de *Pearson*, é a possibilidade de calcular a correlação entre dois sinais em diferentes escalas de tempo. Há também o fato desta análise ser realizada sem a presença de tendência, que pode encobrir as verdadeiras correlações (MACHADO FILHO; DA SILVA; ZEBENDE, 2014).

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Pretendendo alcançar o objetivo desse estudo, a seguir serão apresentados os resultados provenientes das observações das séries temporais de retorno e de volatilidade dos preços das variedades de manga “Tommy Atkins” e “Palmer” e das variedades de uva “Itália” e “Benitaka”, produzidas no Vale do São Francisco. As análises dos expoentes (α) e (λ) podem ser vistas nas Figuras 7 e 8 para séries de retorno e volatilidade dos preços das mangas, respectivamente, e nas Figuras 9 e 10 para séries de retorno e volatilidade dos preços das uvas, respectivamente.

Na Figura 7a e 7b vemos que os retornos de preços de ambas variedades apresentam ausência das correlações de longo alcance ($\alpha \sim 0,5$) até a escala temporal de 66 semanas ($\log_{10}(s) \sim 1,75$) para a variedade “Palmer” e até a escala de 70 semanas ($\log_{10}(s) \sim 1,84$) para a variedade “Tommy Atkins”. A partir destas escalas as séries de retornos de preços apresentam correlações de longo alcance antipersistentes ($\alpha < 0,5$), ou seja, se o retorno aumenta de uma semana para a outra então é mais provável que diminua na semana seguinte. As correlações cruzadas (Figura 7c) apresentam persistência ($\lambda > 0,5$) até a escala de 70 semanas ($\log_{10}(s) \sim 1,84$), seguindo com $\lambda < 0,5$ o que indica que nas escalas maiores de 70 semanas as correlações cruzadas são antipersistentes – o aumento (diminuição) dos preços de uma variedade tem maior probabilidade de ser seguida com diminuição (aumento) de preços de ambas variedades.

Figura 7. Análise DFA (a, b) e DCCA (c) das séries de retornos das mangas “Palmer” e “Tommy Atkins”.



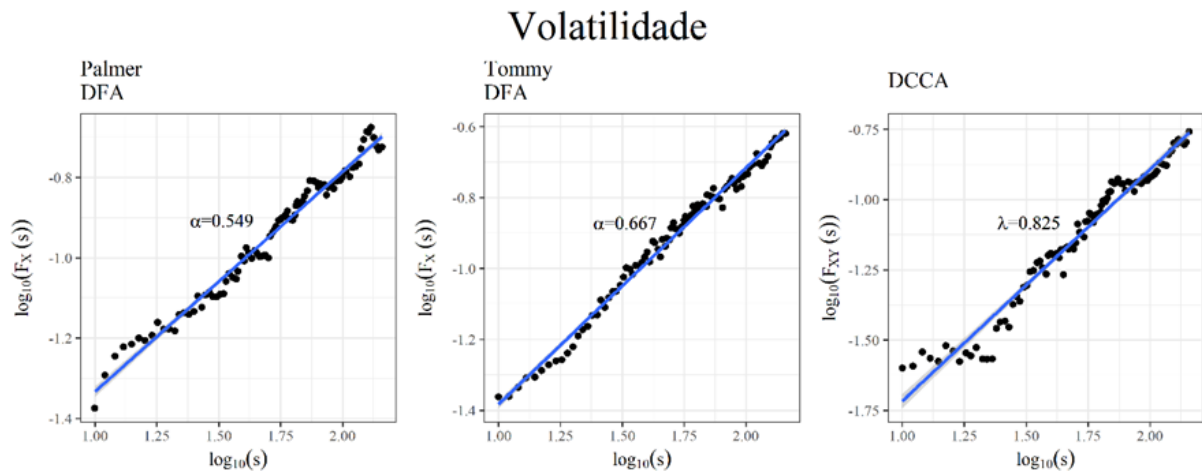
Fonte: Elaboração própria.

A escala temporal que divide os dois regimes de escala (efeito *crossover*) e os valores de expoentes da escala λ são mais próximos aos expoentes da escala α da variedade “Tommy Atkins”, indicando que as flutuações de preços desta tem maior influência nas flutuações de preços da variedade “Palmer”. Este resultado está de acordo com os obtidos por Lima, Silva e Santos (2013), onde encontraram que os preços de manga são diretamente influenciados por variáveis externas, como a taxa de câmbio e os preços externos. A variedade “Tommy Atkins” que responde bem às técnicas de manejo, suporta o tratamento pós-colheita de transporte e é atrativa visualmente, tem grande espaço no mercado da União Europeia e no mercado norte-americano (DE OLIVEIRA ARAÚJO; MORAES; DE CARVALHO, 2017). Por isso os preços desta variedade flutuam de acordo com o mercado externo que afeta diretamente a oferta no mercado interno e os preços de outras variedades desta fruta.

Na Figura 8 podemos observar que os expoentes da escala DFA (α) e DCCA (λ), que são resultantes do cálculo do coeficiente angular das respectivas retas dos gráficos, são maiores que 0,5, ou seja, indicam a presença de correlações de longo alcance persistente em séries de volatilidade das variedades de manga “Palmer” e “Tommy Atkins”. A persistência é mais forte para a variedade “Tommy Atkins” (indicado por maior valor de expoente) que sofre mais interferência de fatores

externos. Também é possível notar a presença de correlação cruzada de longo alcance persistente entre essas duas variedades, evidenciando a ligação existente.

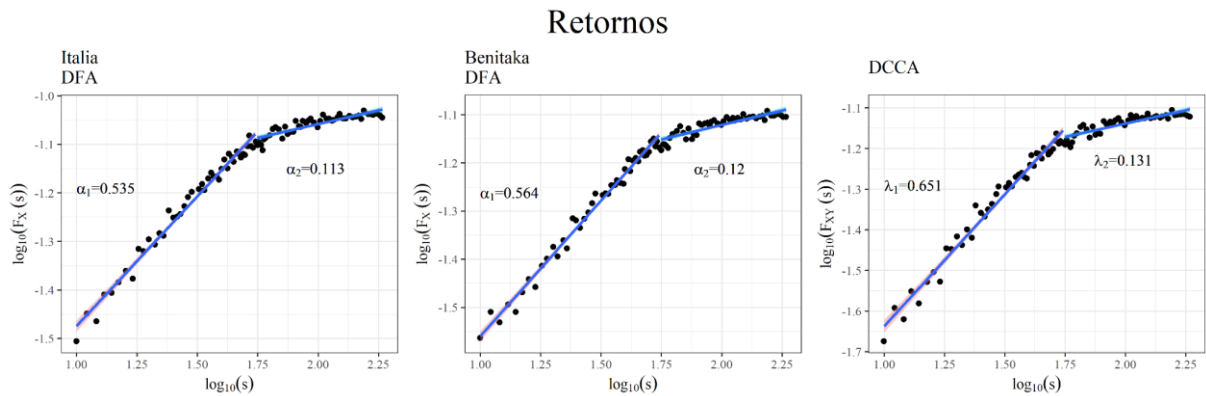
Figura 8. Análise DFA (a, b) e DCCA (c) das séries de volatilidade das mangas “Palmer” e “Tommy Atkins”.



Fonte: Elaboração própria.

Na Figura 9a e 9b vemos que os retornos de preços das duas variedades de uva também apresentam ausência de correlações de longo alcance ($\alpha \sim 0,5$) até a escala temporal de 66 semanas ($\log_{10}(s) \sim 1,75$), sendo a mesma escala identificada para a variedade de manga “Palmer”. Após esta escala temporal inicia-se um segundo regime, neste existem correlações de longo alcance antipersistentes ($\alpha < 0,5$), com diferença ínfima entre as variedades consideradas, significando que o aumento (diminuição) dos preços tem maior probabilidade de ser seguido por diminuição (aumento). Na figura 9c pode ser observado que as correlações cruzadas, DCCA, apresentam persistência ($\lambda > 0,5$) também até a escala de 66 semanas ($\log_{10}(s) \sim 1,75$), mudando para correlações cruzadas antipersistentes ($\lambda < 0,5$) nas escalas maiores de 66 semanas. Os valores verificados nos expoentes escalares α (DFA) e λ (DCCA) são próximos, principalmente no segundo regime.

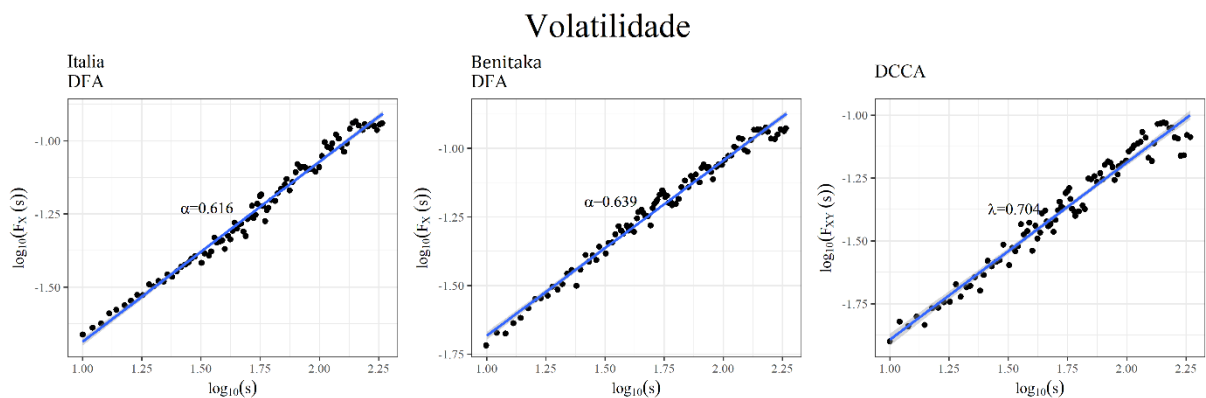
Figura 9. Análise DFA (a, b) e DCCA (c) das séries de retornos das uvas “Itália” e “Benitaka”.



Fonte: Elaboração própria.

Na Figura 10 podemos constatar que os expoentes da escala DFA (α) e DCCA (λ), que são resultantes do cálculo do coeficiente angular das respectivas retas dos gráficos, indicam a presença de correlações de longo alcance persistente ($\alpha > 0,5$), da mesma forma, indicam a presença de correlações cruzadas persistentes ($\lambda > 0,5$) em séries de volatilidade das variedades de uva retratadas. Isso nos diz que o aumento (diminuição) de volatilidade tem maior probabilidade de ser seguido por mais aumento (diminuição) de volatilidade.

Figura 10. Análise DFA (a, b) e DCCA (c) das séries de volatilidade das uvas “Itália” e “Benitaka”.

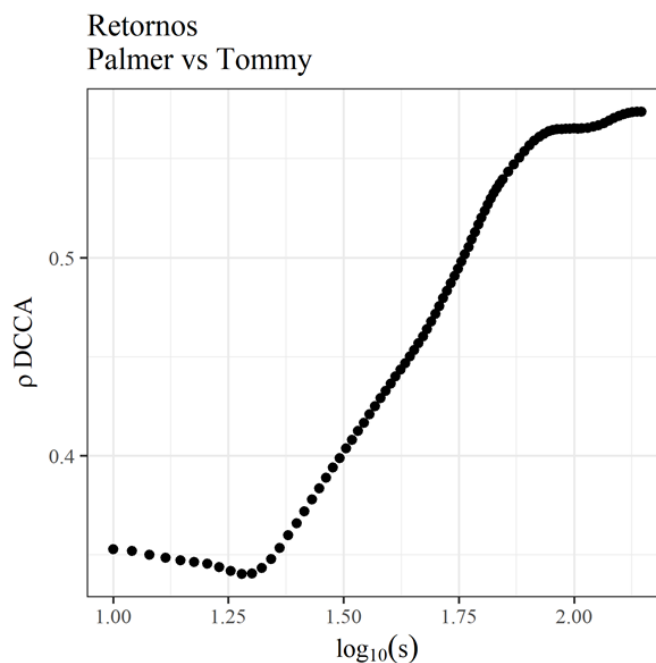


Fonte: Elaboração própria.

Nas Figuras 11 e 12 são apresentados os coeficientes de correlação DCCA (ρ_{DCCA}) das séries de retornos e volatilidade dos preços das mangas, respectivamente, sendo mostrados nas Figuras 13 e 14 os coeficientes das séries de retornos e volatilidade dos preços das uvas, respectivamente.

Na Figura 11 nota-se que as séries de retornos são correlacionadas positivamente ($\rho_{DCCA} > 0$) durante todo o período analisado, houve uma diminuição na correlação para escalas menores, mas cresce na medida em que a escala temporal aumenta. A partir da escala de 20 semanas ($\log_{10}(s) \sim 1,3$) há um crescimento mais acentuado que se prolonga até a escala de 87 semanas ($\log_{10}(s) \sim 1,94$), onde se mantém com $\rho_{DCCA} > 0,55$.

Figura 11. Coeficiente ρ_{DCCA} das séries de retornos das mangas “Palmer” e “Tommy Atkins”.

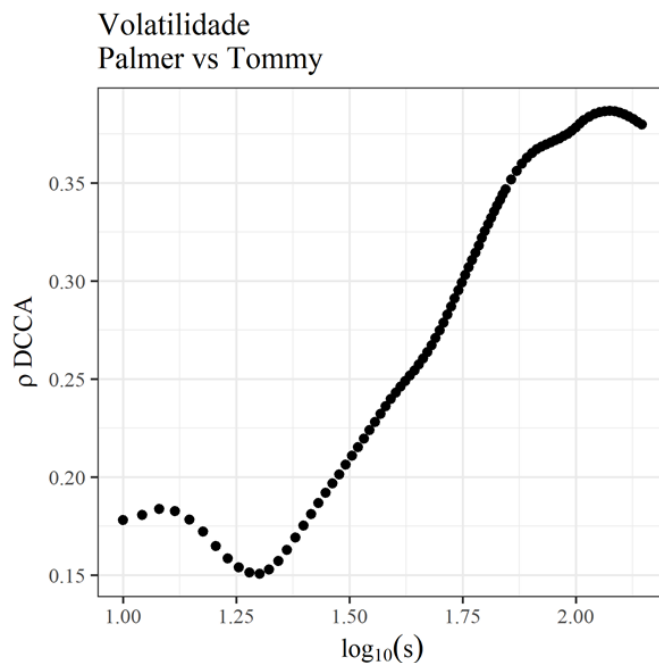


Fonte: Elaboração própria.

Na Figura 12 constata-se que o coeficiente de correlação cruzada de volatilidade dos preços se comportou de forma similar ao de retorno dos preços, havendo uma diminuição para escalas menores e depois um notório crescimento, porém não chegou a atingir o mesmo patamar do coeficiente observado

anteriormente, sendo inferior desde o início do período analisado, evidenciando que as séries de retorno dos preços possuem correlações mais fortes. Observa-se que há uma diminuição a partir da escala de 115 semanas ($\log_{10}(s) \sim 2,06$), mas mantendo-se em $\rho_{DCCA} > 0,37$.

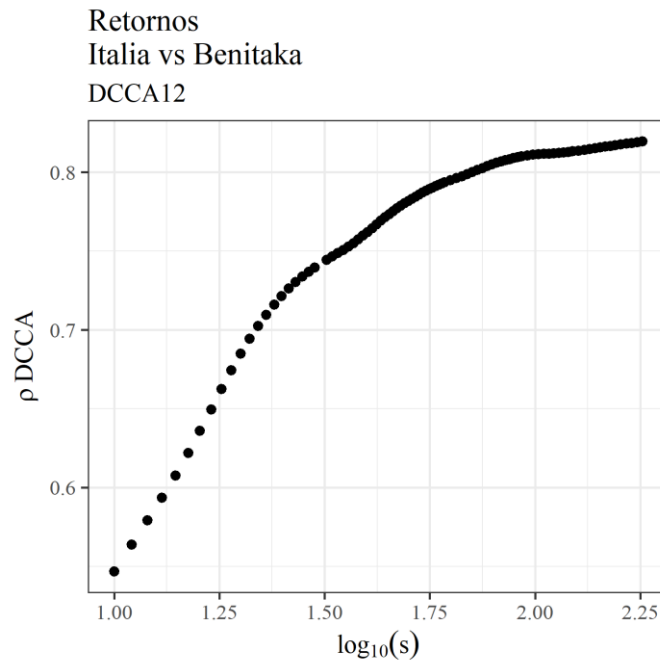
Figura 12. Coeficiente ρ_{DCCA} das séries de volatilidade das mangas “Palmer” e “Tommy Atkins”.



Fonte: Elaboração própria.

Na Figura 13 observa-se que as séries de retornos dos preços de uva também são correlacionadas positivamente ($\rho_{DCCA} > 0$) durante todo o período analisado. Porém, diferentemente do que foi visto para manga, não há diminuição para depois existir um aumento significativo com o aumento da escala temporal, nesta existindo aumento durante todo o período analisado, ou seja, no decorrer da escala temporal, as séries de retornos dos preços das duas variedades de uva possuem correlações cada vez mais fortes.

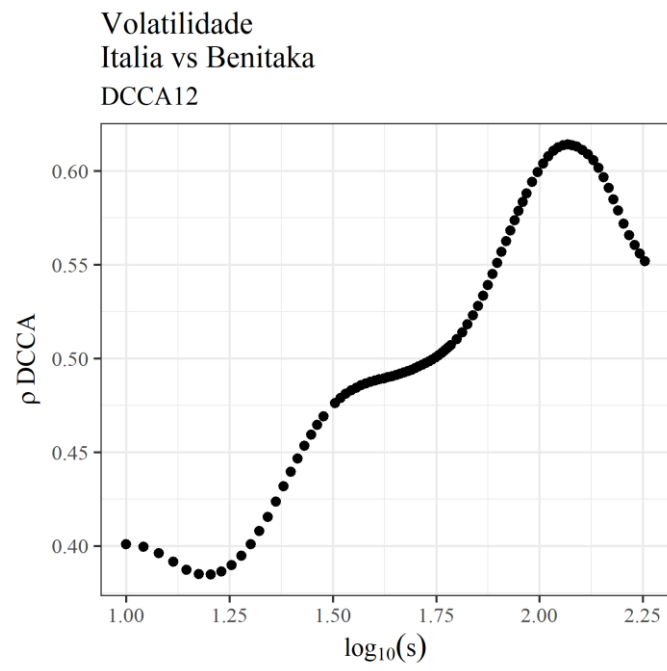
Figura 13. Coeficiente ρ_{DCCA} das séries de retornos das uvas “Itália” e “Benitaka”.



Fonte: Elaboração própria.

Na Figura 14 vê-se que o coeficiente de correlação cruzada de volatilidade dos preços das uvas se comportou de forma distinta ao de retorno dos preços, apesar de também serem correlacionadas positivamente ($\rho_{DCCA} > 0$), alcançam menores valores durante toda escala temporal e uma diminuição a partir da escala de 115 semanas ($\log_{10}(s) \sim 2,06$), revelando que as séries de retorno dos preços possuem correlações mais fortes.

Figura 14. Coeficiente ρ_{DCCA} das séries de volatilidade das uvas “Itália” e “Benitaka”.



Fonte: Elaboração própria.

5 CONCLUSÕES

No decorrer do trabalho foram analisadas as séries temporais originais, de retorno e de volatilidade de preços das variedades de manga: “Palmer” e “Tommy Atkins” e variedades de uva: “Itália” e “Benitaka”. Foram realizadas análises das correlações e correlações cruzadas entre séries temporais de retorno e de volatilidade com uso dos métodos DFA e DCCA, sendo os resultados obtidos usados para o cálculo do coeficiente de correlação ρ_{DCCA} , útil para medir os níveis dessas correlações.

Os resultados apresentaram, para as duas frutas, maior persistência para as séries de volatilidade e dois regimes para as séries de retorno, com antipersistência para maiores escalas. As correlações cruzadas entre as séries de retornos também apresentaram dois regimes de escala e no caso da fruta manga com expoentes semelhantes às séries de retornos da variedade “Tommy Atkins”, indicando que as flutuações de preços desta variedade, que lidera na exportação de manga, afetam mais os preços no mercado interno (variedade “Palmer”) do que o contrário. Os valores dos coeficientes de correlações cruzadas apontaram para uma correlação mais forte entre as séries de retornos, com comportamento semelhante entre os coeficientes das séries de retorno e volatilidade dos preços das mangas, mas com comportamentos diferentes entre os coeficientes das séries de retorno e volatilidade dos preços das uvas. Estas mostraram aumento significativo durante toda escala temporal no caso dos retornos e oscilações com diminuição mais acentuada após a escala de 115 semanas para a volatilidade.

Os resultados deste trabalho contribuem para um melhor entendimento do comportamento, correlações de longo alcance e correlações cruzadas de séries temporais provenientes de preços das frutas manga e uva produzidas no VSF, podendo ser úteis para produtores e exportadores em suas tomadas de decisões.

Para futuros trabalhos, é viável uma análise mais profunda destas e de outras frutas produzidas no Vale do São Francisco e em outros polos fruticultores, aprofundando-se na análise de correlações e utilizando outras técnicas como *Multifractal Detrended Cross-Correlation Analysis* (MF-DCCA).

REFERÊNCIAS

ALAM, Aftab et al. Fluctuation Dynamics of Radon in Groundwater Prior to the Gansu Earthquake, China (22 July 2013: Ms= 6.6): Investigation with DFA and MFDFA Methods. **Pure and Applied Geophysics**, v. 178, n. 9, p. 3375-3395, 2021.

ALVES DA SILVA, Antonio Samuel et al. Trends and persistence of dry–wet conditions in Northeast Brazil. **Atmosphere**, v. 11, n. 10, p. 1134, 2020.

ANUÁRIO BRASILEIRO DE HORTI & FRUTI 2021. **Editora Gazeta**, Santa Cruz. 104p., 2021.

BARRETO, Ikaro Daniel de Carvalho; XAVIER JUNIOR, Silvio Fernando Alves; STOSIC, Tatijana. Correlações de Longo Alcance na Vazão do Rio São Francisco: A Influência da Barragem de Sobradinho. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 34, n. 2, p. 293-300, 2019.

BECKMANN, Joscha; CZUDAJ, Robert. Volatility transmission in agricultural futures markets. **Economic Modelling**, v. 36, p. 541-546, 2014.

BERAN, J. **Statistics for Long-memory Processes**. New York: Chapman & Hall, 1994.

CAMARGO, Umberto Almeida. Cultivares para a viticultura tropical no Brasil. **Embrapa Uva e Vinho- Artigo em periódico indexado (ALICE)**, 1998.

CASTILHA, B.; PALMIERI, F.G. UVA/CEPEA: Pedidos externos aumentam no Vale, cenário valoriza uvas no mercado interno. **Hortifruti Brasil**, 2020. Disponível em: <<https://www.hfbrasil.org.br/br/uva-cepea-pedidos-externos-aumentam-no-vale.aspx>>. Acesso em: 15 de dez. de 2021.

CEPEA/ESALQ/USP. Consultas ao Banco de Dados do Site - Centro de Estudos Avançados em Economia Aplicada - CEPEA-Esalq/USP. 2021 Disponível em: <<https://www.cepea.esalq.usp.br/br/consultas-ao-banco-de-dados-do-site.aspx>>. Acesso em: 16 de ago. 2021.

CHEN, Xing; WEN, Paul. A Novel Real-time Depth of Anaesthesia Monitoring Method using Detrended Fluctuation Analysis and ANN. In: **Proceedings of the 2020 5th International Conference on Biomedical Signal and Image Processing**. 2020. p. 86-92.

CHEN, Yingyuan et al. DCCA cross-correlation coefficients reveals the change of both synchronization and oscillation in EEG of Alzheimer disease patients. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 490, p. 171-184, 2018.

CHENG, Qing; LIU, Xinyuan; ZHU, Xiaowu. Cryptocurrency momentum effect: DFA and MF-DFA analysis. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 526, p. 120847, 2019.

CNA; CEPEA. PIB do Agronegócio alcança participação de 26,6% no PIB brasileiro em 2020 **PIB do agronegócio**. [s.l.: s.n.]. Disponível em:

<https://www.cnabrazil.org.br/assets/arquivos/boletins/sut.pib_dez_2020.9mar2021.pdf>. Acesso em 20 out 2021.

DE NICOLA, Francesca; DE PACE, Pierangelo; HERNANDEZ, Manuel A. Co-movement of major energy, agricultural, and food commodity price returns: A time-series assessment. **Energy Economics**, v. 57, p. 28-41, 2016.

DE OLIVEIRA ARAÚJO, Diogo; MORAES, João Artur Alves; DE CARVALHO, José Luiz Moreira. Fatores determinantes na mudança do padrão de produção e consumo da manga no mercado nacional. **Revista em Agronegócio e Meio Ambiente**, v. 10, p. 51-73, 2017.

DEY, Pankaj; MUJUMDAR, P. P. Multiscale evolution of persistence of rainfall and streamflow. **Advances in water resources**, v. 121, p. 285-303, 2018.

FACHINELLO, JC; NACHTIGAL, JC; KERSTEN, E. Fruticultura: fundamentos e práticas. Pelotas: **Embrapa Clima Temperado**, p. 93-102, 2008.

FAHRUZI, Iman; PURNAMA, I. Ketut Eddy; PURNOMO, Mauridhi H. An Investigation of Dynamic Features Influence in ECG-Apnea Using Detrended Fluctuation Analysis. In: **2018 International Conference on Intelligent Autonomous Systems (ICoIAS)**. IEEE, 2018. p. 23-27.

FENG, T. et al. A brief description to different multi-fractal behaviors of daily wind speed records over china. **Physics Letters A**, Elsevier, v. 373, n. 45, p. 4134–4141, 2009.

FIGUEIRÉDO, Bárbara Camboim Lopes de. **Análise multifractal da velocidade do vento em Pernambuco**. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal Rural de Pernambuco. 2014.

GONÇALVES, M. Fruticultura. **Brasília: NT Editora**, 2015.

GUEDES, Everaldo et al. DCCA cross-correlation in blue-chips companies: A view of the 2008 financial crisis in the Eurozone. **Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications**, v. 479, p. 38-47, 2017.

HIREKHAN, Sunil R.; MANTHALKAR, Ramchandra R. The detrended fluctuation and cross-correlation analysis of EEG signals. **International Journal of Intelligent Systems Design and Computing**, v. 2, n. 2, p. 139-155, 2018.

HURST, Harold Edwin. Long-term storage capacity of reservoirs. **Transactions of the American society of civil engineers**, v. 116, n. 1, p. 770-799, 1951.

IQBAL, Javid et al. Detrended cross correlation analysis (DCCA) of radon, thoron, temperature and pressure time series data. **Physica Scripta**, v. 95, n. 8, p. 085213, 2020.

LEÃO, P. C. S. "Benitaka". **Agência Embrapa de Informação Tecnológica**. 2010. Disponível em https://www.agencia.cnptia.embrapa.br/gestor/uva_de_mesa/arvore/CONT000gn07kysc02wx5ok0liq1mqgojtn5e.html>. Acesso em: 16 de dez. de 2021.

LEÃO, Patrícia Coelho de Souza. Breve histórico da vitivinicultura e a sua evolução na região semiárida brasileira. **Anais da Academia Pernambucana de Ciência Agrônômica**, v. 7, p. 81-85, 2010.

LIMA, Cristiane Rocha Albuquerque et al. Cross-correlations between Brazilian biofuel and food market: Ethanol versus sugar. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 513, p. 687-693, 2019.

LIMA, Cristiane Rocha Albuquerque. **Correlações Cruzadas Entre Os Mercados Brasileiros De Energia e Alimentos**. Tese de Doutorado. Universidade Federal Rural de Pernambuco. 2017.

LIMA, João Ricardo; SILVA, Juliana de Sales; SANTOS, Ramon K. Barbosa. Comportamento dos preços da manga exportada do Brasil: 2004-2012. **Organizações Rurais & Agroindustriais**, v. 15, n. 3, 2013.

LIMA, Taise Alves et al. A fruticultura como vetor do crescimento populacional do polo Petrolina-PE/Juazeiro-BA. **Desenvolvimento do semiárido: Organizações, gestão, inovação & empreendedorismo Volume 2**, p. 73, 2021.

MACHADO FILHO, A.; DA SILVA, M. F.; ZEBENDE, G. F. Autocorrelation and cross-correlation in time series of homicide and attempted homicide. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 400, p. 12-19, 2014.

MELLO, L. M. R. de; MACHADO, C. A. E. Vitivinicultura brasileira: Panorama 2020. **Comunicado Técnico**, v. 223, n. 1, 2021.

MORETTIN, Pedro A.; TOLOI, Clélia MC. Análise de séries temporais: modelos lineares univariados. Editora Blucher, 2018.

PAL, Debdatta; MITRA, Subrata K. Interdependence between crude oil and world food prices: A detrended cross correlation analysis. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 492, p. 1032-1044, 2018.

PALHINHAS, Beatriz de Sousa. **Correlação entre Séries Temporais: Método DCCA**. Tese de Doutorado. Universidade de Coimbra. 2021.

PENG, C.-K. et al. Mosaic organization of DNA nucleotides. **Physical review e**, v. 49, n. 2, p. 1685, 1994.

PESSOA, Ruben Vivaldi Silva et al. Correlações em séries temporais de preços de frango, soja e milho. **Research, Society and Development**, v. 10, n. 4, p. e20610414019-e20610414019, 2021.

PODOBNIK, Boris; STANLEY, H. Eugene. Detrended cross-correlation analysis: a new method for analyzing two nonstationary time series. **Physical review letters**, v. 100, n. 8, p. 084102, 2008.

RANGARAJAN, G.; DING, M. Integrated approach to the assessment of long-range correlations in time series data. **Physical Review E**, v.61, pp. 4991 - 5001, 2000.

ROCHA, Ana Clara; PAGLIUCA, Larissa. No Vale, falta manga e preço continua nas alturas, cotações são as maiores desde 2001. **Hortifruti/Cepea**, 2016. Disponível em: <<https://www.hfbrasil.org.br/br/no-vale-falta-manga-e-preco-continua-nas-alturas.aspx>>.

Acesso em: 20 de set. de 2021.

ROCHA, Ana Clara; PAGLIUCA, Larissa. Preços da manga despencam no VSF, oferta nacional está aumentando e demanda segue fraca. **Hortifruti/Cepea**, 2016. Disponível em: <<https://www.hfbrasil.org.br/br/precos-da-manga-despencam-no-vsff.aspx>>. Acesso em: 20 de set. de 2021.

ROCHA, Clarice; BIROLO, Fernanda. Exportação de manga brasileira bate recorde em 2020, totalizando US\$ 246 milhões. **Embrapa**, 2021. Disponível em: <<https://www.embrapa.br/busca-de-noticias/-/noticia/60585117/exportacao-de-manga-brasileira-bate-recorde-em-2020-totalizando-us-246-milhoes>>. Acesso em: 10 de ago. de 2021.

SENAR. Serviço Nacional de Aprendizagem Rural. Fruticultura: colheita, pós colheita e comercialização. **Coleção Senar**: Brasília. Coleção Senar n 162, 76 p., 2017.

SHIN, Ki-Hong; LIM, Gyuchang; MIN, Seungsik. Dynamics of the Global Stock Market Networks Generated by DCCA Methodology. **Applied Sciences**, v. 10, n. 6, p. 2171, 2020.

SILVA FILHO, Aloisio Machado da et al. Modelagem do teste estatístico do coeficiente de correlação cruzada sem tendência pDCCA: teoria e aplicação. In: Workshop de Pesquisa Tecnologia e Inovação - Pti., Salvador. **Anais**. Salvador: SENAI/CIMATEC, p. 112-120, 2014.

SIMÃO, S. Tratado de Fruticultura. Piracicaba: **Editora Fealq**, 1998.

SIQUEIRA JR, Erinaldo Leite et al. Correlations and cross-correlations in the Brazilian agrarian commodities and stocks. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 389, n. 14, p. 2739-2743, 2010.

SOUZA, José da Silva et al. Aspectos socioeconômicos. **Embrapa Semiárido-Capítulo em livro técnico**.(INFOTECA-E), 2002.

SOUZA, JSI de et al. Uvas para o Brasil. **Piracicaba: Fealq**, v. 1, 1996.

SOUZA, S. F. et al. Transmissão de preços da manga brasileira entre os mercados interno, americano e europeu. In: **Embrapa Semiárido-Artigo em anais de congresso (ALICE)**. In: CONGRESSO DA

SOCIEDADE BRASILEIRA DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E SOCIOLOGIA RURAL, 56., 2018, Campinas. Transformação recentes na agropecuária brasileira: desafios em gestão, inovação, sustentabilidade e inclusão social. Campinas: UNICAMP, 2018.

SPESSOTTO, Felipe; GERALDINI, Fernanda. Manga/Cepea: Preços sobem mais de 50% no vale, oferta nacional é baixa. **Hortifruti/Cepea**, 2020. Disponível em: < <https://www.hfbrasil.org.br/br/manga-cepea-precos-sobem-mais-de-50-no-vale.aspx>>. Acesso em 20 de set. de 2021.

THAXTON, Christopher S. et al. Detrended fluctuation analysis and entropy-complexity causality analysis of temperatures in an urbanized mountain stream. **Stochastic environmental research and risk assessment**, v. 32, n. 3, p. 843-858, 2018.

THIS, Patrice; LACOMBE, Thierry; THOMAS, Mark R. Historical origins and genetic diversity of wine grapes. **TRENDS in Genetics**, v. 22, n. 9, p. 511-519, 2006.

VALADARES, Gabriele Moreira; LANDAU, Elena Charlotte. Evolução da produção de manga (*Mangifera indica*, Anacardiaceae). **Embrapa Milho e Sorgo-Capítulo em livro científico (ALICE)**, 2020.

VASSOLER, R. T.; ZEBENDE, G. F. DCCA cross-correlation coefficient apply in time series of air temperature and air relative humidity. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 391, n. 7, p. 2438-2443, 2012.

ZEBENDE, G. F. et al. pDCCA applied between air temperature and relative humidity: An hour/hour view. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 494, p. 17-26, 2018.

ZEBENDE, G. F.; DA SILVA, M. F.; MACHADO FILHO, A. DCCA cross-correlation coefficient differentiation: Theoretical and practical approaches. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 392, n. 8, p. 1756-1761, 2013.

ZEBENDE, Gillney Figueira. DCCA cross-correlation coefficient: Quantifying level of cross-correlation. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 390, n. 4, p. 614-618, 2011.