

## Mercado de pera no Brasil: análise de transmissão de preços entre os mercados de São Paulo-SP, Porto Alegre-RS e Recife-PE

Lucas David Ribeiro Reis<sup>i</sup> 

Universidade Federal de Pernambuco, Recife, PE, Brasil

João Ricardo Ferreira de Lima<sup>ii</sup> 

Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária, Petrolina, PE, Brasil

Caliane Borges Ferreira<sup>iii</sup> 

Faculdade de Ciências Aplicadas e Sociais de Petrolina, Petrolina, PE, Brasil

Alan Francisco Carvalho Pereira<sup>iv</sup> 

Universidade Federal do Vale do São Francisco, Petrolina, PE, País

### Resumo

Objetiva analisar as transmissões de preços entre o mercado da pera no Brasil. Especificamente, os mercados escolhidos foram Porto Alegre-RS, São Paulo-SP e Recife-PE, sendo as séries de periodicidade mensal no período de junho de 2009 a dezembro de 2015. O teste de causalidade de Granger mostrou que o mercado de São Paulo causa os demais, porém o inverso não é verdadeiro. O teste de cointegração de Johansen mostrou que a matriz de interesse tem posto completo ( $r = n$ ), o que indica que as colunas da matriz são linearmente independentes e, assim, não é necessário estimar um VEC, e sim, um VAR em nível. A elasticidade de transmissão de preços conforme o modelo VAR estimado mostra que o aumento de preço em São Paulo é repassado em maior magnitude para Porto Alegre do que para o Recife. O aumento de 10% do preço da pera no período  $t - 1$ , *ceteris paribus*, fará com que Porto Alegre e Recife aumentem em 3,5% e 1,7%, respectivamente, no período  $t$ . A decomposição de variância confirma o que o teste de causalidade de Granger mostrou, ou seja, que o mercado de São Paulo é o mercado central e é este que determina os preços, enquanto os outros são tomadores de preços.

**Palavras-chave:** Transmissão de preços. Causalidade de Granger. Cointegração de Johansen. Elasticidade.

### Pear market in Brazil: analysis of price transmission between the markets of São Paulo-SP, Porto Alegre-RS and Recife-PE

#### Abstract

The present work had the objective of analyzing the transmission of prices between pear market in Brazil. Specifically, the markets chosen were Porto Alegre-RS, São Paulo-SP and Recife-PE, with monthly series between June 2009 and December 2015. Granger's causality test showed that the São Paulo market causes the others, but the reverse is not true. The Johansen cointegration test showed that



the matrix of interest has a complete rank ( $r = n$ ), which indicates that the columns of the matrix are linearly independent, so it is not necessary to estimate a VEC, but a level VAR. The price elasticity of transmission according to the estimated VAR model shows that the price increase in São Paulo is passed on in greater magnitude to Porto Alegre than to Recife. The 10% increase in the pear price in period  $t - 1$ , ceteris paribus, will increase Porto Alegre and Recife by 3.5% and 1.7%, respectively, in period  $t$ . The variance decomposition confirms what Granger's causality test showed, that is, the São Paulo market is the central market, it is this market that determines prices, while the others are price takers.

**Keywords:** Transmission of prices. Granger causality. Johansen cointegration. Elasticity.

## 1 Introdução

A pera (do gênero *Pyrus*) é o fruto comestível da pereira, pertence à família Rosaceae e é uma das mais importantes frutas de regiões temperadas. A pera, assim como a maçã, tem origem na Ásia, provavelmente na China, tendo sido introduzida na Europa, onde nos dias de hoje também há uma expressiva produção (NEVES, 2015).

A pera é cultivada em muitos países, o que torna uma fruta de grande aceitação e importância no mercado internacional. No Brasil, porém a pereira não se destaca entre as frutíferas de maior expressão. Dentre as fruteiras de clima temperado, possui a menor expressão em termos de produção, área plantada e valor da produção (FIORAVANÇO, 2007).

O maior produtor mundial da pereira é a China, seguida de Estados Unidos e Argentina. A produção da China em 2013 foi de 17,44 milhões de toneladas, o que equivale a 69,2% da produção mundial (25,2 milhões de toneladas). Já a produção dos Estados Unidos e Argentina para o mesmo ano de 2013 foi de 795,56 mil toneladas (3,16% da produção mundial) e 722,32 mil toneladas (2,87% da produção mundial), respectivamente (FAO, 2016). No período de 2005 a 2012, as taxas de crescimento anual da produção da China, Estados Unidos e Argentina foram de 5,32%, 1% e -1,18%, respectivamente. A taxa de 1% a.a. para os Estados Unidos, porém, não se mostrou estatisticamente significativa, sequer ao nível de 10% de significância, evidenciando assim, que não houve aumento de produção para tal país nesse período (RIBEIRO REIS *et al.*, 2015).



O Brasil é um grande importador dessa fruta, importando de 2001 a 2012 a média de 117.973 toneladas, sendo que, desta importação, a maioria vem da Argentina, chegando a importar 96.606,9 toneladas (81,89%). O segundo país de onde o Brasil mais importa a fruta é Portugal, chegando a receber dele 9853.9 toneladas, o que representa 8,35% das importações brasileiras da fruta (ALICEWEB, 2014).

3

Segundo dados do IBGE (2014), em 2001, a produção de pera no Brasil foi de 21.522 toneladas, passando em 2012 para 22.078 toneladas, o que mostra uma taxa<sup>1</sup> de crescimento geométrica de 0,196% a.a. A produção brasileira está concentrada nas regiões Sudeste e Sul, especificamente nesta última, que responde por mais de 79% da produção nacional, considerando o período de 2001 a 2012 (IBGE, 2014).

Sendo essa fruta de grande importância, dado que seu consumo aparente (produção + importação - exportação) no Brasil conforme Ribeiro Reis e Lima (2015), foi de 139 mil toneladas em 2001, passando para 230 mil toneladas em 2012.

Assim, buscou-se analisar se existem transmissões de preços entre alguns mercados brasileiros e qual mercado é o responsável pela formação de preços (mercado central). Especificamente, os mercados escolhidos foram: Recife-PE, São Paulo-SP e Porto Alegre-RS. O estudo dar-se-á por meio de um Modelo Vetorial Autorregressivo (VAR), bem como do teste de causalidade de Granger e do teste de cointegração de Johansen.

## 2 Revisão de literatura

A metodologia VAR (*vector Autoregressive*) difundiu-se rapidamente a partir do estudo de Sims (1980), sendo hoje um dos modelos mais usados no ramo da macroeconomia. Ao contrário do modelo de equações simultâneas, no VAR não se tem o problema de definir quais variáveis serão endógenas. Nele, todas as variáveis são

---

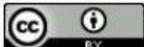
<sup>1</sup> A fórmula utilizada para o cálculo foi a de juros compostos dada por:  $Y_t = Y_0(1 + i)^t$ . O que fazendo manipulações matemáticas chega-se a:  $i = \left(\sqrt[t]{Y_t/Y_0}\right) - 1$ .



endógenas, sendo que também podem ser inseridas variáveis exógenas como tendência, *dummies* etc. No VAR, pode-se trabalhar com variáveis idênticas em mercados diferentes (preços de um tipo de bem ou serviço idênticos em mercados diferentes), bem como distintas variáveis no mesmo mercado ou mercados distintos.

4 Mayorga *et al.* (2007) estimaram um modelo VAR(2) no período de janeiro de 2001 a dezembro de 2005, buscando examinar a relação de transmissão de preços e causalidade entre os mercados atacadistas de melão amarelo no Brasil. Os mercados analisados pelos autores foram: São Paulo-SP, Natal-RN, Fortaleza-CE, Salvador-BA, Recife-PE, Curitiba-PR, Belo Horizonte-MG e Brasília-DF. Os autores concluíram que, apesar dos polos Açu/Mossoró-RN e Baixo Jaguaribe-CE representarem as maiores áreas produtoras nacionais de melão, variações nos preços de atacado de melão amarelo das centrais de abastecimento de Natal e Fortaleza não afetam de maneira significativa os preços dos outros mercados estudados e que variações nas centrais de distribuição de São Paulo têm impacto sobre todos os mercados atacadistas analisados, chegando a explicar pela análise de decomposição de variância todas as variáveis mais do que as próprias variáveis explicavam-se. Assim, as centrais de distribuição de São Paulo mostram-se como um mercado que define os preços, características de mercado oligopolista.

Indagando sobre os resultados que oscilações no preço do milho e da soja têm sobre o preço da carne de frango no estado de Pernambuco, de janeiro de 2005 a dezembro de 2015, Melo *et al.* (2016) estimaram um VAR(1) com os preços da soja, do milho e da carne de frango, todas R\$/Kg como unidade de medida. Concluíram que os efeitos no preço da carne de frango, em virtude de choques exógenos nos preços do milho e da soja são similares. Inicialmente, impactam de modo positivo, indicando uma tentativa dos produtores em repassar o aumento nos custos de produção para o preço de seus produtos, mas, provavelmente, em função da concorrência do frango produzido em outras regiões, têm que ajustar às condições de mercado. O efeito dos choques estabiliza-se após quatro períodos.



Buscando analisar as relações entre os preços da borracha natural entre o mercado doméstico (Brasil) e internacional (Malásia), Soares *et al.* (2008) modelaram um VEC para o período de janeiro de 2000 a maio de 2007. Os resultados mostraram que grande percentual das variações nos preços da borracha natural na Malásia, em longo prazo, foi repassado para o mercado doméstico no período estudado e que a Lei do Preço Único (LPU) não é verificada perfeitamente para tal mercado, e assim, não existe perfeita integração. Os autores concluíram também que os preços no Brasil são influenciados pelos preços na Malásia, porém o contrário não é verídico.

Carneiro e Parré (2005) analisaram as transmissões de preços entre produtor, atacado e varejo da cadeia produtiva do feijão no Estado do Paraná, no período de 1995 a 2003. A margem de comercialização, segundo os autores, no preço ao consumidor final foi de, 49,6%, 24,0% e 26,4%, respectivamente, para o segmento de produtor, atacado e varejo. Os autores concluíram que, pelo teste de causalidade de Granger, é o varejo o setor que dita o mercado, isto é, que comanda os preços. Alterações nesse setor refletem o nível de produtor e atacado. Os resultados, de acordo com os autores, esperavam que a variável independente fosse o atacado, ou seja, seria de se esperar que o atacado fosse o líder de mercado. Isso porque, segundo Barros (1990) *apud* Carneiro e Parré (2005), os preços no mercado atacadista ajustam-se instantaneamente e com baixo custo, além das vendas serem centralizadas, de curto prazo e possuírem maior especialização com acesso facilitado às informações.

### 3 Metodologia

Nesta seção, serão mostrados os procedimentos utilizados no trabalho, bem como a fonte de dados utilizada.

#### 3.1 Teste de raiz unitária

Para se trabalhar com séries temporais, é preciso que estas sejam estacionárias no tempo. Uma série temporal (processo estocástico) é dita estacionária se demonstrar média e variância constantes no tempo e o valor da covariância entre dois períodos

depender apenas da distância entre os dois períodos e não o tempo real em que a covariância é computada. Isso pode ser representado, segundo Gujarati e Porter (2011, p. 734), da seguinte maneira:

- Média:  $E(Y_t) = \mu$  (1)
- Variância:  $\text{Var}(Y_t) = E(Y_t - \mu)^2 = \sigma^2$  (2)
- Covariância:  $\text{Cov}(Y_t) = E[(Y_t - \mu)(Y_{t+k} - \mu)] = \gamma_k$  (3)

em que  $\gamma_k$ , a covariância (ou autocovariância) na defasagem  $k$ , é a covariância entre os valores de  $Y_t$  e  $Y_{t+k}$ , isto é, entre os valores de  $Y$  separados por  $k$ . Se  $k = 0$ , obtemos  $\gamma_0$ , que é simplesmente a variância de  $Y$  ( $= \sigma^2$ );  $k = 1$ ,  $\gamma_1$  é a covariância entre os valores adjacentes de  $Y$  (GUJARATI; PORTER, 2011, p. 734).

Caso uma série não se mostre de modo estacionário, seu comportamento só poderá ser estudado para o período considerado, isto é, não se pode inferir para passos à frente (OZAKI *et al.*, 2016). Caso a série não seja estacionária, é preciso  $d$  diferenciações até que essa se torne estacionária (integrada de ordem  $d$ ). Assim, uma série estacionária em nível é chamada  $I(0)$ . Se a primeira diferença a tornar estacionária, diz-se que é integrada de ordem 1, isto é  $I(1)$ , e assim por diante (SILVA FILHO *et al.*, 2005).

Existem na literatura vários testes para a detecção de estacionariedade de uma série, tais como o teste *Phillips-Perron*; *Augmented Dickey-Fuller* (ADF); *Dickey-Fuller – GLS*, desenvolvido por Elliot *et al.* (1996), KPSS, dentre outros. Com exceção do teste KPSS, a hipótese nula ( $H_0$ ) dos outros testes é que a série possui raiz unitária (ALMEIDA *et al.*, 2015). O teste KPSS supõe que a série não possui raiz unitária, sendo assim, estacionária (MAYORGA *et al.*, 2007).

Neste estudo, o teste de raiz unitária utilizado foi de *Augmented Dickey-Fuller* (ADF), em torno de intercepto e tendência, que tem a seguinte forma:

$$\Delta Y_t = \beta_0 + \beta_1 t + \phi Y_{t-1} + \sum_{i=1}^{m-1} \lambda \Delta Y_{t-1} + \epsilon_t \quad (4)$$

em que:  $\Delta Y_t$  é a primeira diferença de  $Y_t$ ;  $t$  é uma serie de tempo;

A variável  $\Delta Y_t$  entra defasada no modelo para evitar a autocorrelação serial dos resíduos, obtendo assim, uma estimativa não viesada de  $\phi$ , coeficiente de  $Y_{t-1}$  (GUJARATI; PORTER, 2011, p. 751). Um grande problema para se estimar o ADF mostrado na equação (4) é definir o número de *lags* (defasagens) da variável endógena ( $\Delta Y_t$ ). Se, por um lado, quanto mais defasagem melhora a possibilidade de análise das características intertemporais, por outro, isso implica redução de graus de liberdade, algo que pode-se tornar um grave problema condicionado ao tamanho da base de dados.

Como mostra a literatura, a escolha do número de *lags* pode ser feita de acordo com os critérios de informação de AIC (Akaike), SBC (Schwarz) e HIQ (Hannan-Quinn), escolhendo-se o *lag* que indicam menores valores para esses critérios (MORETTIN, 2006). Neste estudo, o critério de informação escolhido foi o de Akaike. Na equação (4), se o valor da estatística *t* calculada for maior do que os valores críticos tabelados, então se rejeita a hipótese nula de que a série é não estacionária.

A primeira diferença de uma série é dada por:  $\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$ . A segunda diferença é  $\Delta^2 Y_t = \Delta(\Delta Y_t) = \Delta(Y_t - Y_{t-1}) = \Delta Y_t - \Delta Y_{t-1}$ . Dessa maneira, a *d*-ésima diferença de *Y* é  $\Delta^d Y_t = \Delta(\Delta^{d-1} Y_t)$  (FARIAS, 2008).

### 3.2 Teste de Causalidade de Granger

O teste de causalidade de Granger, para duas séries de dados, tem como finalidade mostrar se uma série de dados  $X_t$  tem efeito na determinação de previsão de outra série  $Y_t$  (MELO *et al.*, 2016; CAVALCANTI, 2010).

De acordo com Farias (2008), considere duas séries temporais ( $X_t$  e  $Y_t$ ) estacionárias:

- $X_t \rightarrow Y_t$ :  $X_t$  causa  $Y_t$  no sentido de Granger, se  $Y_t$  pode ser melhor prevista com toda informação disponível, incluindo os valores passados de  $Y_t$  e  $X_t$ , nesse caso diz-se que  $X_t$  é exógena ou antecedente de  $Y_t$ . O inverso ocorre para  $Y_t \rightarrow X_t$ . Nesse caso, tem-se uma causalidade unidirecional de  $X_t$  para  $Y_t$ , ou de  $Y_t$  para  $X_t$ , inexistindo assim *feedback* entre as variáveis.
- Há *feedback* quando  $X_t \leftrightarrow Y_t$ , isto é,  $X_t$  Granger causa a  $Y_t$  e  $Y_t$ , Granger causa a  $X_t$ .

O teste de causalidade de Granger para duas séries de dados é feito estimando ambas as variáveis na posição de variável dependente, como exposto abaixo (FARIAS, 2008; SILVA FILHO *et al.*, 2005; BUENO, 2011; SOUZA *et al.*, 2013):

$$Y_t = \varphi + \sum_{i=1}^n \delta_i X_{t-i} + \sum_{i=1}^n \rho_i Y_{t-i} + \varepsilon_{yt} \quad (5)$$

$$X_t = \varphi + \sum_{i=1}^n \alpha_i X_{t-i} + \sum_{i=1}^n \beta_i Y_{t-i} + \varepsilon_{xt} \quad (6)$$

A hipótese nula é que não existe causalidade, nem  $X$  causa  $Y$  e nem  $Y$  causa  $X$ . Isto é, a hipótese nula é que os coeficientes  $\delta_i$  em (5) e  $\beta_i$  em (6) são iguais a zero, sendo descritas da seguinte maneira:  $\begin{cases} H_0: \delta_i = 0 \\ H_0: \beta_i = 0 \end{cases}$ .

Se  $\delta_i$  e  $\beta_i$  forem nulos, não se rejeitam as hipóteses nulas, logo, a consequência é que  $X_t$  não causa Granger a  $Y_t$ , e que  $Y_t$  Granger não causa a  $X_t$ , isto é,  $X_t$  em (5) e  $Y_t$  em (6) não influenciam no modelo. Obviamente, se as hipóteses nulas forem rejeitadas, têm-se uma relação de causalidade e pode-se observar como os preços dos mercados ajustam-se (SILVA FILHO *et al.*, 2005).

Conforme Farias (2008), o próximo passo é fazer uma regressão restrita para (5) e (6), ou seja, retira-se  $X_{t-i}$  de (5) e  $Y_{t-i}$  em (6), conforme abaixo:

$$Y_t = \varphi + \sum_{i=1}^n \rho_i Y_{t-i} + \varepsilon_{yt} \quad (7)$$

$$X_t = \varphi + \sum_{i=1}^n \alpha_i X_{t-i} + \varepsilon_{xt} \quad (8)$$

Depois de estimadas as regressões restritas (7) e (8), faz-se o cálculo da estatística  $F$ ,

$$F = \frac{(SQR_R - SQR_{IR})/q}{SQR_{IR}/(N - K)} \quad (9)$$

em que:  $SQR_R$  é a soma de quadrados dos resíduos da regressão restrita dada por (7) e (8);  $SQR_{IR}$  é a soma de quadrados dos resíduos da regressão irrestrita dada por (5) e (6);  $q$  é o número de restrições de parâmetros em (7) e (8); e  $K$  é o número de parâmetros em (5) e (6). Essa estatística segue uma distribuição  $F(q, N - K)$ .

Se o valor da estatística  $F$  for superior ao valor crítico tabelado de  $F(q, N - K)$  no nível de significância escolhido, rejeita-se a hipótese nula, e assim  $X$  causa  $Y$  e/ou  $Y$  causa  $X$  (BUENO, 2011; FARIAS, 2008).

### 3.3 Modelo VAR, VEC e teste cointegração de Johansen

O VAR é um modelo em que todas as séries de dados do sistema são consideradas endógenas. Assim, não se tem aquele problema que as equações simultâneas expressam, que é definir qual variável será exógena (CARNEIRO; PARRÉ, 2005; MUSSOLINI; TELES, 2010). Considere-se um VAR (1) bivariado estacionário na sua forma estrutural (BUENO, 2011, p. 196).

$$Y_t = b_{10} + a_{12}X_t + b_{11}Y_{t-1} + b_{12}X_{t-1} + \varepsilon_{yt} \quad (10)$$

$$X_t = b_{20} + a_{21}Y_t + b_{21}Y_{t-1} + b_{22}X_{t-1} + \varepsilon_{xt} \quad (11)$$

Com um pouco de álgebra matricial, pode-se escrever o sistema de equações (10) e (11), na forma matricial (SILVA FILHO *et al.*, 2005; CAVALCANTI, 2010).

$$\begin{bmatrix} 1 & -a_{12} \\ -a_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_t \\ X_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{10} \\ b_{20} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_{t-1} \\ X_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{yt} \\ \varepsilon_{xt} \end{bmatrix} \quad (12)$$

De modo mais compacto, tem-se:

$$BZ_t = A_0 + A_1Z_{t-1} + \varepsilon_t \quad (13)$$

em que:

$$B = \begin{bmatrix} 1 & -a_{12} \\ -a_{21} & 1 \end{bmatrix}; A_0 = \begin{bmatrix} b_{10} \\ b_{20} \end{bmatrix}; A_1 = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix}; Z_t = \begin{bmatrix} Y_t \\ X_t \end{bmatrix}; \varepsilon_t = \begin{bmatrix} \varepsilon_{yt} \\ \varepsilon_{xt} \end{bmatrix}$$

**10**  $B$  é conhecido como a matriz de relações contemporâneas. Se multiplicar (13) por  $B^{-1}$  (a inversa de  $B$ ), chega-se ao VAR padrão na forma reduzido dado em (14).

Estima-se o VAR na forma reduzida, porque na forma estrutural, é impossível estimá-lo diretamente, pois as variáveis na forma estrutural são influenciadas contemporaneamente. E, assim,  $Y_t$  e  $X_t$  são individualmente correlacionadas aos erros  $\varepsilon_{yt}$  ou  $\varepsilon_{xt}$ , respectivamente (BUENO, 2011).

$$Z_t = C_0 + \Phi_1 Z_{t-1} + e_t \quad (14)$$

em que:

$$C_0 = B^{-1}A_0; \Phi_1 = B^{-1}A_1; e_t = B^{-1}\varepsilon_t$$

O que pode ser generalizado para um VAR(p),

$$Z_t = C_0 + \sum_{i=1}^p \Phi_i Z_{t-i} + e_t \quad (15)$$

O VAR somente será confiável se for estável. A condição de estabilidade é ter todos os autovalores (raízes do polinômio característico) de

$$|I - \Phi_i L| \quad (16)$$

fora do círculo unitário (BUENO, 2011; MORETTIN, 2011).

Como as soluções de (16) são inversas das raízes de  $\Phi_i$ , uma condição para a estacionariedade do VAR é ter todos os autovalores de  $\Phi_i$  menores do que um, em módulo (MORETTIN, 2011). De acordo com Souza *et al.*, (2013), o número de autovalores é dado

por:  $p \times n$ , em que  $p$  é a ordem do VAR e  $n$  é o número de variáveis endógenas do sistema. Dessa maneira, um VAR(2) bivariado possui 4 raízes características.

O modelo vetorial com correções de erros (VEC) é uma maneira parametrizada do VAR dado em (15), sendo estimado conforme a equação (17) (SOARES *et al.*, 2008; SOUZA; CAMPOS, 2008). O VEC analisa se existe alguma relação de longo prazo entre as variáveis (CHAGAS *et al.*, 2008).

$$\Delta Z_t = C_0 + \sum_{i=1}^{p-1} \Phi_i \Delta Z_{t-i} + \Pi Z_{t-1} + e_t \quad (17)$$

O teste de cointegração de Johansen permite analisar o *rank* (posto) de  $\Pi$ , podendo ter as seguintes situações (MAYORGA *et al.*, 2007; OZAKI *et al.*, 2016):

- i. Se a matriz  $\Pi$  apresentar todos os autovalores diferentes de zero, essa terá *rank* completo ( $r = n$ ), o que sugere que todas as variáveis  $Z_t$  são estacionárias e sua representação poderá ser o VAR em nível dado em (15) não cabendo nenhuma análise de cointegração;
- ii. Se todos os autovalores de  $\Pi$  são nulos ( $r = 0$ ) esta matriz é, portanto, indistinguível da matriz nula. Inexiste, portanto, combinações lineares concluindo que as séries não são cointegradas. Caso isso ocorra, sugere modelar o VAR em primeira diferença, sem as variáveis em níveis defasadas, isto é, estimar a equação (17) sem o termo  $Z_{t-1}$ .
- iii. Se o *rank* de  $\Pi$  for reduzido ( $0 < r < n$ ), existe nesse caso  $r$  vetores de cointegração não nulos.

Caso em que a suposição (iii) ocorre, diz-se que existe pelo menos um vetor de cointegração, e assim a matriz  $\Pi$  pode ser representada (CHAGAS *et al.*, 2008; MAYORGA *et al.*, 2007; SOUZA; CAMPOS, 2008) por  $\Pi = \alpha\beta'$ , sendo  $\alpha$  os coeficientes de ajustamento de longo prazo e  $\beta$  a matriz cujas colunas são os vetores de cointegração. Os parâmetros  $\alpha$  e  $\beta$  são matrizes de dimensão  $n \times r$ , em que  $n$  é o número de variáveis incluídas no modelo e  $r$  é o número de vetores de cointegração da matriz  $\Pi$  (MAYORGA *et al.*, 2007).

Enders (1995) *apud* Souza e Campos (2008) descreve que o *rank* de uma matriz é igual ao número de raízes características não nulas dessa matriz. Para testar o *rank* de  $\Pi$ , usam-se, conforme mostrado na literatura, dois testes, desenvolvidos por Johansen (1988). O primeiro é o teste do traço, em que testa a hipótese nula de, no máximo,  $r^*$  vetores de cointegração ( $H_0: r = r^*$ ), contra a hipótese alternativa de que o número de vetores é maior do que  $r^*$ , ( $H_1: r > r^*$ ). O segundo teste é o do máximo autovalor. A hipótese nula desse teste é que existem  $r^*$  vetores cointegração ( $H_0: r = r^*$ ); a hipótese alternativa é que existe  $r + 1$  vetores de cointegração ( $H_1: r = r^* + 1$ ) (SOARES *et al.*, 2008).

Os testes do traço e do máximo autovalor estão representados nas equações (18) e (19), respectivamente, (SOARES *et al.*, 2008; SOUZA; CAMPOS, 2008; BUENO, 2011; MORETTIN, 2011).

$$\lambda_{tr}(r) = -N \sum_{i=r+1}^n \ln(1 - \hat{\lambda}_i) \quad (18)$$

$$\lambda_{máx}(r, r + 1) = -N \ln(1 - \hat{\lambda}_{r+1}) \quad (19)$$

em que  $\hat{\lambda}$ 's são valores estimados das raízes características obtidos da matriz  $\Pi$ , e  $N$  é o número de observações.

### 3.4 Fonte de Dados

Os dados foram obtidos no site do Programa Brasileiro de Modernização do Mercado Hortigranjeiro (PROHORT, 2016) no âmbito da Companhia Nacional de Abastecimento (Conab). A periodicidade dos dados é mensal e compreende os preços da pera, praticados em: Recife-PE (Ceasa-PE); São Paulo-SP (Ceagesp – SP); e Porto Alegre-RS (Ceasa-RS). O período estudado está no intervalo de junho de 2009 a dezembro de 2015, compreendendo assim, 79 observações. Os preços foram deflacionados pelo Índice Geral de Preços – Disponibilidade Interna (IGP-DI) da Fundação



Getúlio Vargas, disponível no Ipeadata (IPEA, 2016), sendo dezembro de 2015, o mês usado como referência para o deflacionamento dos preços.

As estimações foram feitas utilizando o ambiente “R” (R Core Team, 2018). Usou-se como pacote adicional o “vars” (PFAFF, 2015). Para facilitar nas interpretações, as séries foram logaritmizadas pelo logaritmo natural de Euler (logaritmo neperiano), para que assim os coeficientes estimados possam ser interpretados como elasticidades (MARGARIDO, 2004). As séries de Recife, São Paulo e Porto Alegre foram denominadas de LRECIFE, LSP e LPALEGRE, respectivamente.

## 4 Resultados e Discussão

### 4.1 Análises descritivas dos preços

Como se vê na Tabela 1, o mercado que denotou menor preço foi o de Porto Alegre, um preço médio de 4,42 R\$/Kg. Nesse mercado, os preços (R\$/kg) oscilaram de 3,32 a 6,19, uma diferença de R\$ 2,87. Enquanto isso, no Recife e em São Paulo essa diferença entre o maior e o menor preço, em R\$/kg, foi de 4,92 e 3,68, respectivamente. Recife foi o mercado que apontou o preço máximo mais elevado, pois, em fevereiro de 2010, esse chegou a 9,00 reais o quilo da pera, conforme mostra a Tabela 1.

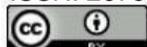
O mercado que apresentou maior variabilidade dos preços foi o de São Paulo, com um coeficiente de variação de 16,58%, maior do que os demais mercados, ou seja, os preços da pera no mercado de São Paulo são mais heterogêneos.

**Tabela 1: Estatísticas das séries de preços da pera (jun/2009 – dez/2015)**

	RECIFE-PE	SÃO PAULO-SP	PORTO ALEGRE-RS
Média	5,38	4,93	4,42
Mediana	5,36	4,73	4,51
Máximo	9,00	7,18	6,19
Mínimo	4,08	3,50	3,32
Desvio-Padrão	0,86	0,82	0,68
Coeficiente de Variação (%)	15,99	16,58	15,28

Fonte: Elaboração própria, com base nos dados da Conab.

Nota: *p-values* entre parênteses.

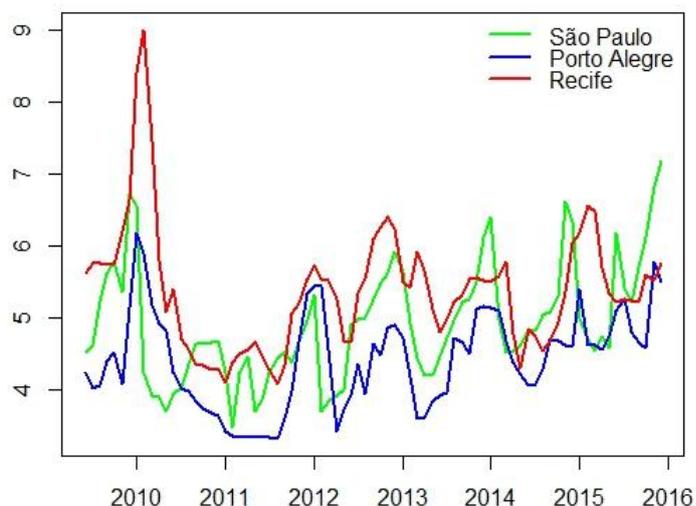


Analisando a Tabela 1, nota-se que os preços em Porto Alegre são os menores, ficando durante quase todo o período analisado abaixo dos preços de Recife e, na maioria dos meses, abaixo dos preços de São Paulo. Isso talvez decorra do fato de a região Sul ser a maior produtora de pera do País, pois sozinha responde por mais de 79% (média de 2001 a 2002) da produção, conforme dados do IBGE-PAM (2014). Considerando o ano de 2012, 94% da produção brasileira são representados pela região Sul.

Ainda de acordo com o IBGE-PAM (2014), cerca de 81% da área de pera colhida no Brasil encontra-se na Região Sul. Como a fruta é produzida mais no Sul, os custos de transação de levá-las das fazendas até o Ceasa são menores do que os demais. Como no Nordeste ainda não se tem produção de pera, o consumo decorre de importações seja do Exterior ou do Sul e do Sudeste. Isso explica o fato de os preços no Recife serem mais elevados do que os dos demais mercados.

De 2001 a 2015, a área colhida e a produção da pera na região Sudeste decresceram cerca de 11,93% a.a. e 13,69% a.a. Enquanto isso, a região Sul, para o mesmo período, o aumento anual da produção foi de 2,45% (IBGE-PAM, 2016). Isso explica o fato de os preços na cidade de São Paulo serem maiores do que os de Porto Alegre.

**Figura 1: Comportamento dos preços deflacionados da pera (jun/2009 – dez/2015)**



Fonte: Elaboração própria com base nos dados da Conab.

## 4.2 Teste de Raiz Unitária

O teste de raiz unitária ADF foi realizado considerando intercepto e tendência, pois como se viu na Figura 1, as séries expressam um comportamento de tendência e, assim, ignorá-la no teste trará interpretações errôneas. Como se pode ver na Tabela 2, o teste de raiz unitária, para as variáveis em nível, rejeitou a hipótese nula de raiz unitária, a estatística  $t$  calculada foi maior do que o valor crítico de até 1%, evidenciando que as séries são todas estacionárias em nível.

**Tabela 2: Teste de raiz unitária ADF**

Série	$t_{calc}$	Valor crítico		
		1%	5%	10%
LRECIFE	-5,70	-4,04	3,45	3,15
LPALEGRE	-4,07	-4,04	3,45	3,15
LSP	-4,67	-4,04	3,45	3,15

Fonte: Resultados da pesquisa.

## 4.3 Teste de Causalidade de Granger

Como se pode ver na Tabela 3, o teste de causalidade de Granger mostra que os preços em São Paulo causam os preços no Recife, dado que o valor da estatística  $F$  calculada de 10,70 tem um  $p$ -valor menor do que até 1%. Assim, oscilações de preços em São Paulo têm efeito nos preços do Recife. O inverso não ocorre, isto é, os preços do Recife não têm efeito para os preços de São Paulo sequer ao nível de 10% de significância ( $p$ -valor maior que 0,10).

A hipótese nula de que os preços na cidade de Porto Alegre não causam no sentido de Granger os preços no Recife foi rejeitada ao nível de 1%. Dessa maneira, os preços em Porto Alegre (assim como os preços de São Paulo) causam os preços do Recife. Por outro lado, os preços do Recife, considerando um nível de significância de 10%, não causam os preços de Porto Alegre.

Analisando o teste de causalidade de Granger entre os mercados de Porto Alegre e São Paulo, rejeitou-se a hipótese nula de que os preços em São Paulo não causam os

preços em Porto Alegre. A reciprocidade, porém não foi rejeitada, isto é, os preços em Porto Alegre não causam Granger nos preços de São Paulo. Assim, os resultados mostraram que Recife é a cidade tomadora de preços (não tem poder de mercado). Enquanto isso, São Paulo é o mercado central (quem determina os preços). Alterações nesse mercado influenciam tanto nos preços de Porto Alegre, como também nos preços do Recife.

**Tabela 3: Teste de causalidade de Granger**

Hipótese nula	Estatística F	Prob.
LSP não causa no sentido de Granger LRECIFE	10,7073	(0,0000)
LRECIFE não causa no sentido de Granger LSP	0,2855	(0,7524)
LPALEGRE não causa no sentido de Granger LRECIFE	7,6215	(0,0007)
LRECIFE não causa no sentido de Granger LPALEGRE	2,6976	(0,0701)
LPALEGRE não causa no sentido de Granger LSP	0,4380	(0,6462)
LSP não causa no sentido de Granger LPALEGRE	8,1922	(0,0004)

Fonte: Resultados da pesquisa.

#### 4.4 Teste de Cointegração de Johansen

Antes de realizar o teste de cointegração de Johansen, é necessário definir o número de defasagens (*lags*) a empregar-se no modelo VAR (SOARES *et al.*, 2008). Esse número de *lags* é definido pelo critério de informação. Neste estudo, o critério de informação escolhido foi o de Akaike (AIC) e este mostrou que o melhor modelo é aquele que tem duas defasagens, pois 2 *lags* foi o que exprimiu menor valor desse critério de informação. Em outras palavras, o *lag* que apresentar menor valor para o critério de informação deve ser escolhido (CASTRO; SILVA NETO, 2016; ALMEIDA *et al.*, 2015). Como o VAR tem duas defasagens, para estimação do VEC, deve-se colocar um *lag*, ou seja, se um VAR tiver *k* defasagens, o VEC terá *k* – 1.

O teste de cointegração de Johansen, na Tabela 5, mostra que a hipótese nula de nenhum vetor de cointegração foi rejeitada. Pelo teste do traço, rejeita-se a hipótese nula de nenhum vetor de cointegração, dado que a estatística calculada de 51,18 é maior do que o valor crítico de 5% (31,52). O teste do máximo autovalor também se mostrou



significativo a 5%. A estatística calculada de 23,16 é maior do que o seu valor crítico de 21,07. Esses resultados mostram que há pelo menos um vetor de cointegração e o teste deve continuar até não se rejeitar a hipótese nula.

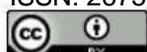
Conclui-se que há três vetores de cointegração, já que a hipótese nula de até 2 vetores de cointegração foi rejeitada. Os valores calculados foram maiores do que os valores críticos a 5%, tanto no teste do traço como no do máximo autovalor. Assim, o teste de Johansen sugere que deve ser modelado um VAR em nível, pois o número de vetores de cointegração é igual ao número de variáveis, isto é, a matriz  $\Pi$  da equação (17) possui *rank* pleno (posto completo). O teste de Johansen supõe, portanto, que colocando todas as variáveis em nível no VAR, a combinação entre elas produzirá um relacionamento estável.

**Tabela 4: Teste de cointegração de Johansen**

Teste do traço				
$H_0$	$H_1$	<i>Eigenvalue</i>	Estatística calculada	Valor Crítico a 5%
$r = 0$	$r > 0$	0,2597	51,18	31,52
$r \leq 1$	$r > 1$	0,2143	28,02	17,95
$r \leq 2$	$r > 2$	0,1154	9,45	8,18
Teste do máximo autovalor				
$H_0$	$H_1$	<i>Eigenvalue</i>	Estatística calculada	Valor Crítico a 5%
$r = 0$	$r = 1$	0,2597	23,16	21,07
$r = 1$	$r = 2$	0,2143	18,58	14,90
$r = 2$	$r = 3$	0,1154	9,45	8,18

Fonte: Resultados da pesquisa.

O VAR em nível foi realizado considerando-se dois *lags*, pois o critério de informação escolhido, Akaike, mostrou menor valor para duas defasagens. Os resultados do VAR(2) trivariado são mostrados na Tabela 5. Como se pode ver, os coeficientes de LRECIFE e LPALEGRE não foram significativos. Assim, variações de LRECIFE e LPALEGRE não possuem efeitos para os mercados de São Paulo. Pelo menos um coeficiente defasado de LSP foi significativo em todas as regressões, indicando que eles possuem efeito em todos os mercados, corroborando com o teste de causalidade de Granger, na Tabela 3. LRECIFE não possui influência a nenhum dos outros dois





mercados, já que seus coeficientes não se mostraram significativos nas regressões de São Paulo e Porto Alegre. Por outro lado, esses mercados tiveram coeficientes significativos no modelo de LRECIFE, apontando que o mercado da pera no Recife comporta-se como um tomador de preço. LSP somente é influenciada por ela mesma no período  $t - 1$ . O coeficiente 0,8835 mostra que um aumento de 10% no preço no período  $t - 1$  faz com que o preço no período  $t$  aumente em 8,835%.

Analisando a regressão LPALEGRE, nota-se que se o preço em LSP aumentar 1% no período  $t - 1$ , LPALEGRE aumentará 0,356% no período  $t$ . Isto é, o repasse de preços não é pleno, na totalidade do aumento de LSP. Na regressão de LRECIFE, se os preços em São Paulo ou Porto Alegre aumentarem em 10% no período anterior, isso acarretará num aumento de, respectivamente, 1,715% e 1,846%, em LRECIFE. O mesmo aumento para LRECIFE no período  $t - 1$  fará com que LRECIFE eleve-se em 10,116% no período  $t$ .

**Tabela 5: Estimação do VAR (2) para as variáveis em nível**

	$LSP_t$	$LPALEGRE_t$	$LRECIFE_t$
$LSP_{t-1}$	0,8835***	0,3560***	0,1715**
$LPALEGRE_{t-1}$	0,1147	0,7317***	0,1846*
$LRECIFE_{t-1}$	-0,1196	0,2301	1,0116***
$LSP_{t-2}$	-0,1500	-0,1592	0,0389
$LPALEGRE_{t-2}$	-0,1366	-0,1657	0,2114**
$LRECIFE_{t-2}$	0,0667	-0,0196	-0,2527**
Constante	0,5455***	-0,0209	0,1096
$R^2$	0,5757	0,7758	0,8559
$R^2$ ajustado	0,5393	0,7565	0,8436
Estatística F	15,83***	40,36***	69,31***

Fonte: Resultados da pesquisa.

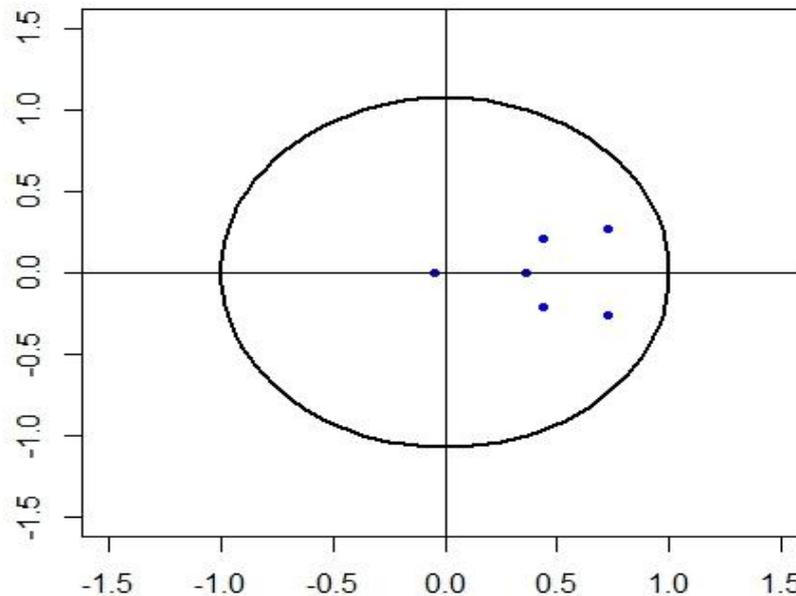
Nota: \*\*\*, \*\* e \* correspondem, respectivamente, a 1, 5, e 10% de significância.

A análise do VAR estimado somente será confiável se a condição de estabilidade for satisfeita, isto é, ter todos os autovalores da matriz de coeficientes de A, em módulo,



menores que 1, ficando assim dentro do círculo. Como neste estudo tem-se 3 variáveis ( $n = 3$ ) e a ordem do VAR( $p$ ) foi 2 ( $p = 2$ ), tem-se, portanto, 6 autovalores ( $n \times p$ ).

**Figura 2: Raízes características do VAR estimado**



Fonte: Resultados da pesquisa.

A análise da estabilidade do VAR mostrou que ele é estável. Os 6 autovalores (raízes características) apresentaram-se menores do que 1, caindo assim, dentro do círculo unitário, como mostra a Figura 2.

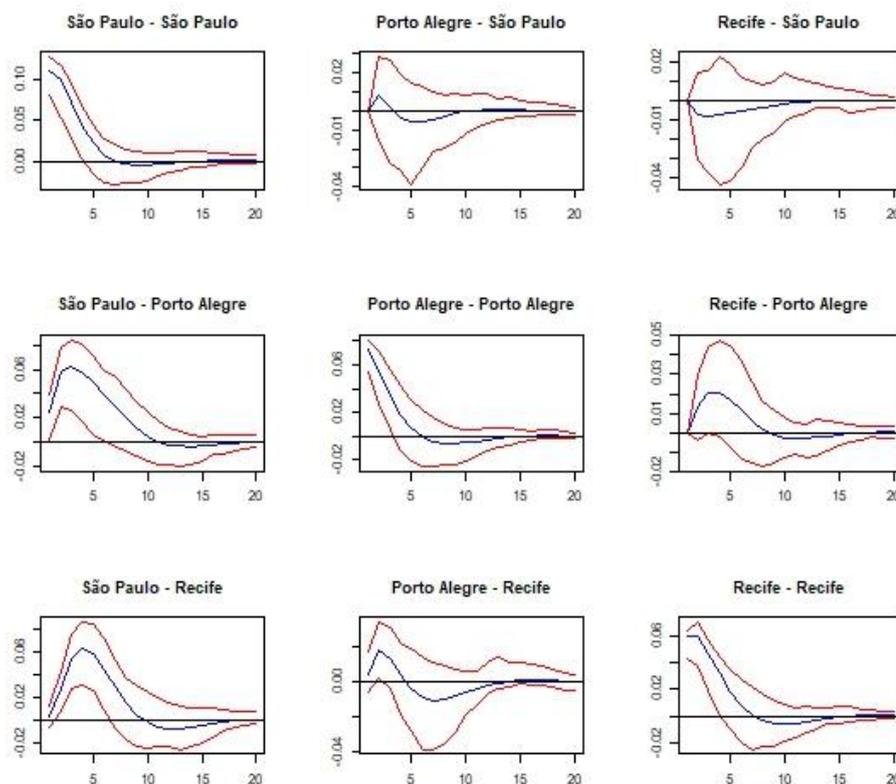
Dada a estabilidade do VAR, prossegue-se para a análise da decomposição de variância do erro de previsão e da função de impulso-resposta. A primeira mostra o quanto o erro de previsão de uma variável é influenciado por ela mesma no passado e pelas outras variáveis. Já a função impulso-resposta mostra o efeito que um choque (uma inovação) tem sobre cada variável do sistema (MELO *et al.*, 2016).

Na Figura 3, estão demonstradas as funções de impulso de resposta. A primeira linha mostra a resposta de LSP dado um choque nela própria e em LPALEGRE e LRECIFE. Na segunda e terceira linhas, estão representadas as respostas dos preços em Porto Alegre e no Recife, respectivamente, para choques nas variáveis endógenas.

Como se pode ver, choque não antecipado nos preços de São Paulo faz com que seu preço denote uma tendência de queda, estabilizando-se no 15º período. Isso mostra que após 15 meses, o choque anula-se. Choques em LPALEGRE fazem com que LSP tenha uma pequena oscilação, estabilizando-se no décimo mês. A resposta de LSP para impulsos em LRECIFE é uma tendência de queda, em que o efeito do choque anular-se-á no décimo segundo mês.

A resposta de LPALEGRE para um choque em LSP é de um aumento até o 3º mês, caindo desde esse ponto, anulando-se no 18º mês. Uma inovação nos seus próprios preços faz com que LPALEGRE tenha uma tendência de queda, eliminando-se no 14º mês. LRECIFE sofrendo um impulso fará com que LPALEGRE tenha impactos positivos até o 4º mês, passando a partir desse ponto, ter impactos negativos, estabilizando-se no 16º mês.

Figura 3: Funções de impulso resposta



Fonte: Resultados da pesquisa.

Por fim, têm-se os efeitos de choques exógenos nas variáveis do modelo para os preços no Recife. O impacto que LSP tem sobre LRECIFE é positivo até o terceiro mês e, depois desse ponto, apresenta tendência de queda, com efeitos negativos a partir do 12º mês, anulando-se decorridos 17 meses. Choques em LPALEGRE geram pequena oscilação em LRECIFE, estabilizando-se no 14º mês. Os efeitos que choque em LRECIFE têm sobre ela própria é de uma tendência de queda a partir do segundo mês. O aumento do preço faz com que a demanda caia e, assim, o preço tem que se reduzir também para níveis que façam o consumidor ver-se atraído a comprar. O efeito do choque dura até o 16º mês. Na análise, vê-se ainda, que São Paulo é o mercado que tem efeitos positivos mais duradouros para o mercado de Porto Alegre e de Recife, o que caracteriza a região paulista como o mercado central.

A decomposição do erro de previsão para LSP mostra que, decorridos 20 meses, 98,54% do seu comportamento é atribuído a ela mesma, restando 1,46% às outras variáveis, sendo que destes, 1,46%, 0,9% correspondem a LRECIFE, conforme mostra a Tabela 6. A série que menos impacta no erro de previsão de LSP é, portanto LPALEGRE com cerca de apenas 0,56%.

**Tabela 6: Decomposição de variância de LSP**

Período	LSP	LPALEGRE	LRECIFE
1	100,00	0,00	0,00
2	99,50	0,27	0,23
3	99,37	0,22	0,41
4	99,19	0,26	0,55
5	98,96	0,37	0,67
6	98,77	0,47	0,76
7	98,65	0,53	0,82
8	98,59	0,55	0,86
9	98,56	0,55	0,89
10	98,55	0,55	0,89
11	98,55	0,55	0,90
12	98,55	0,55	0,90
13	98,55	0,56	0,90
14	98,54	0,56	0,90
15	98,54	0,56	0,90

16	98,54	0,56	0,90
17	98,54	0,56	0,90
18	98,54	0,56	0,90
19	98,54	0,56	0,90
20	98,54	0,56	0,90

Fonte: Resultados da pesquisa.

Relativamente à decomposição de variância de LPALEGRE, conforme mostrado na Tabela 7, o valor de seu próprio erro de previsão vai caindo ao longo dos meses. No primeiro mês, 89,89% de seu erro de previsão é explicado por ela mesma, restando 10,11% de LSP e 0% de LRECIFE. A partir do quarto mês, o erro de previsão atribuído de LSP (51,18%) já é maior do que o do seu próprio (44,23%). Decorridos 20 meses, apenas 35,30% são atribuídos a si própria, 59,38% a LSP e 5,32% a LRECIFE.

**Tabela 7: Decomposição de variância de LPALEGRE**

Período	LSP	LPALEGRE	LRECIFE
1	10,11	89,89	0,00
2	32,11	66,38	1,51
3	44,18	52,51	3,31
4	51,18	44,23	4,59
5	55,32	39,48	5,20
6	57,67	36,97	5,36
7	58,87	35,82	5,31
8	59,35	35,41	5,24
9	59,45	35,33	5,22
10	59,41	35,36	5,23
11	59,35	35,38	5,26
12	59,33	35,38	5,29
13	59,33	35,36	5,31
14	59,35	35,33	5,32
15	59,36	35,32	5,32
16	59,37	35,31	5,32
17	59,38	35,30	5,32
18	59,38	35,30	5,32
19	59,38	35,30	5,32
20	59,38	35,30	5,32

Fonte: Resultados da pesquisa.

Analisando a Tabela 8, percebe-se que a decomposição de variância de LRECIFE, o valor do seu erro de previsão atribuído de si própria, vai despencando no tempo. É semelhante ao comportamento do erro de previsão de LPALEGRE atribuído da própria LPALEGRE, mostrado na Tabela 7.

Cerca de, 99% do erro de previsão de LRECIFE no primeiro mês decorre dela própria, 0,6% de LPALEGRE e 0,4% de LSP. No 5º mês, isso já se inverte, ou seja, a maior porcentagem do erro de previsão de LRECIFE decorre de LSP (49,42%), contra 48,09% de LRECIFE e 2,48% de LPALEGRE.

**Tabela 8: Decomposição de variância de LRECIFE**

Período	LSP	LPALEGRE	LRECIFE
1	0,40	0,60	98,99
2	9,23	4,23	86,54
3	26,99	3,85	69,16
4	41,18	2,91	55,91
5	49,42	2,48	48,09
6	53,34	2,56	44,10
7	54,74	2,89	42,37
8	54,96	3,23	41,81
9	54,80	3,48	41,72
10	54,66	3,61	41,73
11	54,63	3,66	41,72
12	54,67	3,66	41,67
13	54,74	3,65	41,61
14	54,79	3,65	41,56
15	54,82	3,65	41,53
16	54,83	3,65	41,52
17	54,83	3,66	41,52
18	54,83	3,66	41,52
19	54,82	3,66	41,52
20	54,82	3,66	41,52

Fonte: Resultados da pesquisa.

Chegado ao vigésimo mês, LSP e LRECIFE representam, respectivamente, 54,82% e 41,52% do erro de previsão de LRECIFE, restando apenas 3,66% de LPALEGRE. Isso mostra que os preços em Porto Alegre não têm grande influência na



explicação nos preços no Recife. De modo análogo, a Tabela 7 mostrou que os preços no Recife também não influenciam significativamente (grande explicação) os preços em Porto Alegre.

## 5 Considerações finais

24

O estudo do comportamento dos preços da pera de junho de 2009 a dezembro de 2015 mostrou que o mercado onde os preços são mais elevados é o do Recife, chegando a custar R\$ 5,38 o quilo. Uma das hipóteses para o preço desse mercado ser mais alto do que os dos demais (São Paulo e Porto Alegre), deve-se ao fato de que no Nordeste não se tem ainda produção dessa fruta para atender o mercado local (IBGE, 2016). E assim, fica dependente de importações diretas ou indiretas para o consumo. Por outro lado, o mercado da fruta em Porto Alegre é o que exprime o menor preço, o que pode decorrer do fato de a região Sul ser o maior Estado produtor do Brasil.

A elasticidade de transmissão de preços de São Paulo para os outros mercados é maior para Porto Alegre do que para o Recife. O aumento de 10% do preço da pera no período  $t - 1$  faz com que Porto Alegre e Recife aumentem em 3,5% e 1,7%, respectivamente, no período  $t$ .

A função de resposta do impulso dado um choque em LPALEGRE mostra que os preços em LSP e LRECIFE elevam-se até o 5º e o 3º mês, respectivamente, caindo a partir desse ponto. Choque em LRECIFE tem uma tendência de queda sobre ela mesma e aumenta LSP até o quinto mês. A resposta de LPALEGRE dado um impulso (inovação) em LSP LRECIFE é quase nula.

Pela decomposição de variância do erro de previsão, percebe-se que a maior parte do percentual dos erros para todas as variáveis é atribuída à LSP. Vinte meses à frente, o erro de previsão de LSP para si própria representa 98,54%. Para LPALEGRE, esse valor é de cerca de 59,38%, e para LRECIFE, 54,82%. Assim, percebe-se a grande influência que o mercado de São Paulo tem sobre os demais, o qual tem o poder de monopólio de





determinar os preços, o que deixa a competição vulnerável, isto é, para esse mercado, a concorrência não é perfeita.

O estudo mostrou que a pera comercializada no Recife e em Porto Alegre recebe influência dos preços da pera de São Paulo. Dessa maneira, a produção dessa fruta no Vale do Submédio São Francisco (que em breve deve estar no mercado) terá que ser programada, para que assim, os produtores não fiquem à mercê da pera importada, isto é, que esses produtores consigam ofertar a fruta a preços consideráveis a não ter prejuízos.

## Referências

- ALMEIDA, E. T.; SILVA, C. C.; SILVA, A. S. Impulsos de política fiscal: uma análise para o caso brasileiro via modelos *vector autoregressive*. In: **IV Encontro Pernambucano de Economia**, 2015, Recife. IV Encontro pernambucano de Economia, 2015.
- BARROS, G. S. A. C. Transmissão de Preços pela Central de Abastecimento de São Paulo, Brasil. **Revista Brasileira Econômica**, v. 44, n. 1, p.5-20, 1990.
- BRASIL. Ministério do Desenvolvimento, Indústria e Comércio Exterior. **Aliceweb**. Disponível em: <<http://alicesweb.mdic.gov.br/>>. Acesso em: 25 dez. 2014.
- BUENO, R. L. da S. **Econometria de Séries Temporais**. Ed. Cengage Learning, 2ª ed. (revista e atualizada), 2011. 360p.
- CARNEIRO, T. P.; PARRÉ J. L. Análise da transmissão de preços na comercialização de feijão no estado do Paraná, no período de 1995 a 2003. In: **43º Congresso da Sociedade Brasileira de Economia, Administração e Sociologia Rural (Sober)**, 2006.
- CASTRO, A. C.; SILVA NETO, W. A. Análise de Transmissão Assimétrica de Preços no Mercado da Carne Suína em Goiás: 2006 A 2015. In: **54º Congresso da Sociedade Brasileira de Economia, Administração e Sociologia Rural (Sober)**, Maceió-Al, 2016.
- CAVALCANTI, M. A. F. H. Identificação de modelos VAR e causalidade de Granger: uma nota de advertência. **Economia Aplicada**, v. 14, n. 2, p. 251-260, 2010.





CHAGAS, A. L. S.; TONETO JÚNIOR, R.; AZZONI, C. R. Teremos que trocar energia por comida? Análise do impacto da expansão da produção de cana-de-açúcar sobre o preço da terra e dos alimentos. **Revista Economia, Selecta**, v. 9, n.4, p.39–61, 2008.

COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO (Conab). **Programa brasileiro de Modernização do Mercado Hortigranjeiro (Prohort)**. Disponível em: <<http://www3.ceasa.gov.br/prohortweb>>. Acesso em: 25 ago. 2016.

26

ELLIOT, G.; ROTHENBERG, T. J.; STOCK, J. H. Efficient test for an Autoregressive Unit Root, **Econometrica**, v. 64, , p. 813-836, jul. 1996.

ENDERS, W. **Applied econometric time series**. Nova York: John Wiley & Sons, 1995. 433 p.

FAO. **FAOSTAT**. Disponível em: <<http://faostat3.fao.org/home/E>>. Acesso em: 27 out. 2016.

FARIAS, H. P. **Função resposta a impulso e decomposição da variância do erro de previsão aplicados às principais bolsas de valores**, 2014. Lavras: Universidade Federal de Lavras, 2008. (Dissertação de Mestrado).

FIORAVANÇO, J. C. A Cultura da Pereira no Brasil: situação econômica e entraves para o seu crescimento. **Informações Econômicas**. Instituto de Economia Agrícola, v 37, p. 52-60, 2007.

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Sistema IBGE de recuperação automática – Sidra**. Disponível em: <<http://www.sidra.ibge.gov.br>>. Acesso em: 10 dez. 2014.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Sistema IBGE de recuperação automática – Sidra**. Disponível em: <<http://www.sidra.ibge.gov.br>>. Acesso em: 27 out. 2016.

IPEADATA – **Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada**. Disponível: <<http://www.ipeadata.gov.br/>>. Acesso em: 25 ago. 2016.

JOHANSEN, S. Statistical analysis of cointegrating vectors. **Journal of Economic Dynamics and Control**, Amsterdam, v. 12, n. 2-3, p. 231-254, 1988.

MARGARIDO, M. A. Teste de co-integração de Johansen utilizando o SAS. **Agricultura em São Paulo**, v. 51, n. 1, p. 87-101, 2004.





MAYORGA, R. O.; KHAN A. S.; MAYORGA, R. D.; SALES LIMA, P. V. P.; MARGARIDO, M. A. Análise de transmissão de preços do mercado atacadista de melão do Brasil. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, v. 45, n. 3, p. 675-704, 2007.

MELO, A. F.; JUSTO W. R.; PEREIRA, A. F. C.; SILVA MELO, S. R. Cointegração e Transmissão de Preços na Avicultura em Pernambuco: Milho, Soja e Preço da Carne de Frango. **Informe Gepec**, v. 20, n. 1, p. 129-147, 2016.

27 MORETTIN, P. A. **Econometria Financeira: um curso de séries temporais financeiras**. 2 ed. São Paulo: Editora Blucher, 2011.

MUSSOLINI, C.; TELES, V. K. Infraestrutura e produtividade no Brasil. **Revista de Economia Política**, v. 30, n. 4, p. 645-662, 2010.

NEVES, P. D. O. **Importância dos compostos fenólicos dos frutos na promoção da saúde**. 2015. Dissertação (Mestrado em Ciências Farmacêuticas) - Universidade Fernando Pessoa, 2015.

OZAKI, P. M.; FIGUEIREDO, M. G.; OZELAME, A. G.; TIBALDI FRANÇA, T. H. **Análise da transmissão de preços da carne bovina no estado de Mato Grosso**. In: **54º Congresso da Sociedade Brasileira de Economia, Administração e Sociologia Rural (Sober)**, 2016.

PFUFF, B. **Vars: Var Modelling**. 2015. R package version 1.5-2. Disponível em: <<https://CRAN.R-project.org/package=vars>>.

R CORE TEAM. **R: A Language and Environment for Statistical Computing**. Vienna, Áustria, 2018. Disponível em: <<https://www.R-project.org/>>.

RIBEIRO REIS, L. D.; LIMA, J. R. F. Diversificação da fruticultura irrigada no semiárido: Análises econômicas da pera produzida no Vale do Submédio São Francisco. In: **19ª Jornada de Iniciação Científica da Fundação de Amparo à Ciência e Tecnologia do Estado de Pernambuco (Facepe)**, Recife-PE, 2015.

RIBEIRO REIS, L. D.; LIMA, J. R. F.; ARAÚJO, J. L. P.; LOPES, P. R. C. **Previsão de preços da pera estrangeira no Mercado do Produtor de Juazeiro-BA**. In: **X Congresso da Sociedade Brasileira de Economia, Administração e Sociologia Rural (Sober Nordeste)**. Arapiraca-AL, 2015.

SILVA FILHO, O. C.; FRASCAROLI, B. F.; MAIA, S. F. Transmissão de preços no mercado internacional da soja: uma abordagem pelos modelos ARMAX e VAR. In: **Anais do XXXIII Encontro Nacional de Economia**. Associação Nacional dos Centros de Pós-graduação em Economia (Anpec), 2005.





SIMS, C. A. Macroeconomics and Reality. **Econometrica**, v. 48, n. 1, p. 1-48, 1980.

SOARES, N. S. *et al.* Relação entre os preços da borracha natural nos mercados doméstico e internacional. **Revista de política agrícola**, v. 17, n. 3, p. 51-63, 2008.

SOUZA, E. P.; CAMPOS, A. C. Transmissão de preços do algodão nos mercados interno e externo. **Revista de política agrícola**, v. 17, n. 3, p. 5-16, 2008.

SOUZA, S. F.; ALVES, J. S.; LIMA, J. R. F.; PEREIRA, A. F. C. Análise dos preços da manga do Vale do São Francisco nos mercados interno e externo: um estudo de séries temporais para o Brasil, Estados Unidos e União Européia (2003 2013). In: **VIII Congresso da Sociedade Brasileira de Economia, Administração e Sociologia Rural (Sober Nordeste)**. Parnaíba-PI, 2013.

<sup>i</sup> **Lucas Ribeiro Reis**, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8602-094X>

Programa de Pós-Graduação em Estatística, Centro de Ciências Sociais e da Natureza, Universidade Federal de Pernambuco.

Possui graduação em Economia pela Faculdade de Ciências Aplicadas e Sociais de Petrolina - FACAPE (2017). Mestre em Economia Rural pelo Programa de Pós-Graduação em Economia Rural da Universidade Federal do Ceará - UFC/PPGER (2019).

Contribuição de autoria: escrita do artigo.

Lattes: <http://lattes.cnpq.br/2367763723466565>.

E-mail: [econ.lucasdavid@gmail.com](mailto:econ.lucasdavid@gmail.com)

<sup>ii</sup> **João Ricardo Ferreira de Lima**, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6045-9794>

Núcleo de Apoio a Programação (NAP), Centro de Pesquisa Agropecuária do Trópico Semiárido, Embrapa Semiárido.

Possui graduação em Ciências Econômicas pela Universidade Federal da Paraíba (1999), mestrado em Economia Rural [C. Grande] pela Universidade Federal da Paraíba (2002) e Doutorado em Economia Aplicada pela Universidade Federal de Viçosa (2008).

Contribuição de autoria: orientação e supervisão do artigo.

Lattes: <http://lattes.cnpq.br/9280221523607034>.

E-mail: [joao.ricardo@embrapa.br](mailto:joao.ricardo@embrapa.br)

<sup>iii</sup> **Caliane Borges Ferreira**, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3235-9566>

Curso de Economia e Contabilidade, Departamento de Economia e Contabilidade, Facape. Graduação em Ciências Econômicas. Universidade Regional do Cariri, URCA; Mestre pelo Programa de Pós-graduação em Economia Rural na Universidade Federal do Ceará – UFC; Doutoranda (2017-2021) pelo Programa de Pós-graduação em Economia Aplicada na Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz da Universidade de São Paulo (Esalq/USP).

Contribuição de autoria: orientação e supervisão do artigo.

Lattes: <http://lattes.cnpq.br/6272641432178546>.

E-mail: [caliane.borges@facape.br](mailto:caliane.borges@facape.br)





<sup>iv</sup> **Alan Francisco Carvalho Pereira**, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2506-4265>

Curso de Engenharia de Produção, Departamento de Engenharia de Produção, Universidade Federal do Vale do São Francisco (Univasf).

Possui Mestrado em Ciências Econômicas, com ênfase em Economia Agrícola, pelo Programa de Pós-Graduação em Economia (PPGECON) da Universidade Federal de Pernambuco (UFPE). É Bacharel em Ciências Econômicas pela Faculdade de Ciências Aplicadas e Sociais de Petrolina (FACAPE). Atualmente é Professor Assistente A, com dedicação exclusiva, na Universidade Federal do Vale do São Francisco (Univasf) e Professor Formador II na Secretaria de Educação a Distância da Universidade Federal do Vale do São Francisco (SEaD/Univasf).

Contribuição de autoria: orientação e supervisão do artigo.

Lattes: <http://lattes.cnpq.br/7249574348746730>.

E-mail: [alanpereira1993@hotmail.com](mailto:alanpereira1993@hotmail.com)

**Editora responsável:** Cristine Brandenburg

**Especialista *ad hoc*:** Lia Ciomar Macedo de Faria

## Como citar este artigo (ABNT):

REIS, Lucas Ribeiro et al. Mercado de pera no Brasil: análise de transmissão de preços entre os mercados de São Paulo-SP, Porto Alegre-RS e Recife-PE. **Rev. Pemo**, Fortaleza, v. 3, n. 3, e337173, 2021. Disponível em:

<https://doi.org/10.47149/pemo.v3i3.7173>

Recebido em 10 de julho de 2021.

Aceito em 03 de outubro de 2021.

Publicado em 09 de outubro de 2021.

