

ANÁLISE DO COMPORTAMENTO DA PRODUÇÃO INDUSTRIAL DE ALIMENTOS NO BRASIL

ANALYSIS OF THE BEHAVIOR OF INDUSTRIAL FOOD PRODUCTION IN BRAZIL

Daniela S. C. Soares
Florêncio Mendes Oliveira Filho
Everaldo F. Guedes

RESUMO

Neste artigo, analisamos os indicadores de produção física da indústria de alimentos do Brasil na forma de séries temporais a fim de identificar o comportamento exibido ao longo do tempo, tendo como base metodológica o método DFA. Como veremos, os resultados encontrados foram bastante significativos e indicaram correlação de longo alcance na produção de alimentos industrializados.

ABSTRACT

In this article, we analyze the physical production indicators of the Brazilian food industry in the form of time series in order to identify the behavior exhibited over time, based on the DFA method. As we will see, the results were very significant and indicated a long-term correlation in the production of processed foods.

INTRODUÇÃO

O Brasil é um dos maiores fornecedores de alimentos¹ do mundo. Segundo a FAO (2015), o país é o segundo maior exportador agrícola mundial e o maior fornecedor de açúcar, café, suco de laranja, soja e carne de aves e segundo maior produtor de soja e carne bovina além de ser um grande produtor de milho e um importante exportador de tabaco.

¹ Alimento é toda substância ou mistura de substâncias, no estado sólido, líquido, pastoso ou qualquer outra forma adequada, destinada a fornecer ao organismo vivo, os elementos à sua formação, manutenção e desenvolvimento (SILVA, 2000).

Segundo Gouveia (2006), a produção de alimentos é um dos pilares de qualquer economia. Nesse sentido, a indústria de alimentos^{2,3} se apresenta como um dos vetores responsáveis pela industrialização brasileira, devido principalmente à combinação de fatores como condições climáticas favoráveis, disponibilidade de recursos naturais e grande mercado consumidor⁴.

Além disso, exerce um papel essencial no fornecimento de alimentos e na geração de emprego e renda para população. De acordo com dados do Ministério do Trabalho e Previdência Social - MTPS contidos na Relação Anual de Informações Sociais - RAIS (BRASIL, 2017), entre 2007 e 2015, a indústria de alimentos foi responsável pela geração de mais de 254,7 mil empregos diretos, passando de 1,275 milhão em 2007 para 1,529 milhão em 2015, um crescimento de 19,98%. Por outro lado, o faturamento da indústria alimentícia representou 10,1% do PIB do Brasil em 2016, segundo a Associação Brasileira das Indústrias de Alimentação (ABIA, 2017).

A indústria alimentícia é um importante segmento da indústria de transformação⁵, que possui dinamismo em sua produção, potencial para exportação, elevado nível de inovação tecnológica e é caracterizado como um sistema complexo⁶, pois apresenta alto

² A indústria alimentícia é um conjunto de atividades industriais em que se produzem alimentos ou ingredientes, para fabricação de alimentos, em larga escala (CUNHA; DIAS; GOMES, 2006).

³ Os alimentos industrializados podem ser: (i) minimamente processados - quando passam apenas por processos simples, como: lavagem, moagem, pasteurização, esses processos não agregam substâncias aos alimentos. Ex.: arroz, lentilha, feijão, farinha de mandioca, massas frescas e cogumelos; (ii) processados - quando recebem adição de sal ou açúcar tornando-se mais duráveis e mais atraentes tanto visualmente quanto em sabor, a exemplo de conservas em salmoura, carnes salgadas e defumadas, compotas de frutas, pães, queijos, enlatados como sardinhas e atum; (iii) ultraprocessados - estes contém pouco ou nenhum alimento inteiro e uma elevada quantidade de aditivos, para melhorar as características organolépticas, como conservantes e corantes. Ex: biscoitos, salgadinhos, sorvetes, bebidas lácteas adoçadas e aromatizadas e macarrão instantâneo (FREITAS; FIGUEIREDO, 2000).

⁴ A população brasileira apresentou crescimento de 29,84% (1,4% ao ano) entre 1991 e 2010, passando de 146,92 milhões de habitantes para 190,76 milhões, de acordo com os dados do censo demográfico (IBGE, 2017a).

⁵ Setor da produção industrial voltado para a transformação de matérias-primas em bens, distinguindo-se, portanto, da produção agrícola e da indústria extrativa vegetal e mineral. Abrange todos os momentos da produção industrial: matérias-primas elaboradas (aço), bens de capital (máquinas-ferramentas, autopeças) e bens de consumo (automóveis, roupas e etc). Inclui-se nessa categoria a produção agroindustrial, como açúcar, sucos e beneficiamento de produtos agrícolas (SANDRONI, 1999).

⁶ Sistemas complexos são dinâmicos, não lineares, que se modificam, evoluem e geram comportamentos emergentes e não determinísticos com a criticidade auto-organizada (WALLECZEK, 2000). Os sistemas complexos são caracterizados pelas interações entre os agentes heterogêneos e o ambiente que os envolve, a emergência e a auto-organização, a importância da não linearidade e da escala, o uso de regras simples, a ênfase na dinâmica e no *feedback*, além de conceitos de adaptação, aprendizado e evolução (IPEA, 2015).

grau heterogeneidade técnica e econômica, volatilidade, longos ciclos de produção, crescimento lento e cadeias de abastecimento complexas (BOEHLJE; BRORING; ROUCAN-KANE, 2009; FAO, 2004; HAMMONDA; DUBEB, 2012; PEREIRA, 2013; IPEA, 2015; NESHEIM; ORIA; YIH, 2015).

Por causa das interações complexas e da forma não linear com que os seus elementos dão origem a padrões gerais de comportamento, sistemas complexos podem ser muito difíceis de prever, de controlar e de gerenciar (IPEA, 2015).

Uma das possíveis maneiras de estudar o comportamento de sistemas complexos é tentar compreender a autocorrelação de séries temporais. Dessa maneira, é possível verificar se determinadas variáveis têm a propriedade de apresentar correlações entre si, em função de influências do passado que geram consequências em dados futuros (TAQUU; TEVEROVSKY; WILLINGER, 1995; HU et al., 2001; MANTEGNA; STANLEY, 2007).

Nesta perspectiva, visando identificar o comportamento exibido ao longo do tempo neste trabalho, analisamos os indicadores de produção física da indústria de alimentos do Brasil na forma de séries temporais⁷. Com este objetivo, a partir de dados da Pesquisa Industrial Mensal (PIM-PF) do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), aplicamos o método *Detrended Fluctuation Analysis (DFA)*, proposto por Peng et al. (1994), que é muito utilizado para detecção de correlações de longo alcance em séries temporais.

O presente artigo está estruturado em quatro seções: Introdução; Materiais e métodos; Resultados e Discussões e por fim, as Considerações finais.

MATERIAIS E MÉTODOS

Considerando-se que a nossa intenção é identificar o comportamento das flutuações da produção física industrial de alimentos no Brasil ao longo do tempo, o desenvolvimento deste *paper* deu-se através da base de dados da Pesquisa PIM-PF

⁷ Uma série temporal é definida como qualquer conjunto de observações ordenadas no tempo o (MORETTIN; TOLOI, 2006).

(IBGE, 2017c), cujo período compreende os meses de janeiro de 1999 a dezembro de 2013, totalizando 276 observações. Os índices estudados são exibidos no Gráfico 1, na forma de séries temporais.

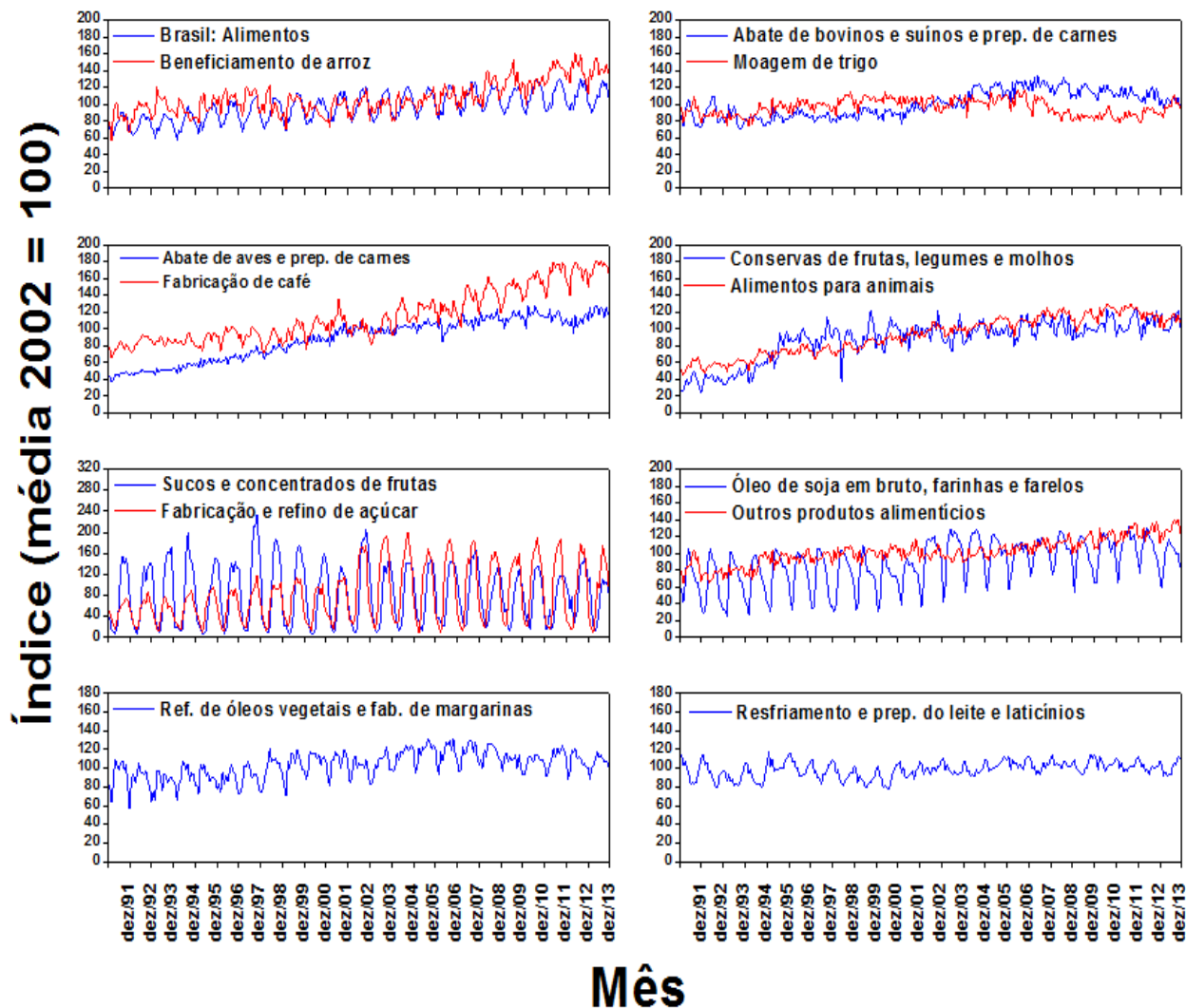


Gráfico 1 - Índices de produção da indústria alimentícia brasileira (jan/91 a dez/13)

Fonte: IBGE (2017c), elaboração própria.

Uma das propriedades mais importantes que se procura determinar ao analisar séries temporais é a denominada persistência, que se refere à memória⁸ ou correlação interna de uma série temporal. Existem vários métodos que visam identificação de

⁸ Uma série temporal apresenta memória de longo alcance quando os valores observados em *lags* distantes são correlacionados entre si, ou ainda, se o efeito de um evento ocorrido em um instante pode ser detectado muitos *lags* depois (SOUZA; TABAK; CAJUEIRO, 2006).

persistência em séries temporais, a exemplo do método R/S (HURST, 1951), método *Detrended Fluctuation Analysis* (PENG et al, 1994), modelo ARFIMA (MORETTIN; TOLOI, 2006) e Regressão GPH (GEWEKE; PORTER-HUDAK, 1983).

Neste artigo, optamos pela utilização do método DFA, pois apresenta vantagens em relação a outros métodos, como por exemplo, a possibilidade de detecção de correlações de longo alcance incorporadas em séries temporais aparentemente não estacionárias (ZEBENDE; FERNANDEZ; PEREIRA, 2017).

O DFA é um método de análise de escala utilizado para estimar expoentes que caracterizam as autocorrelações de longo alcance e auto-afinidade em séries temporais (STANLEY; MANTEGNA, 1995; CHEN et al., 2002). Para proceder à modelagem do DFA, inicialmente considere uma série temporal u_i . O primeiro *step* consiste em calcular a média $\langle u \rangle$ da série u_i e, em seguida, a série integrada $y(k)$ (vide a Equação 1):

$$y(k) = \sum_{i=1}^k u_i - \langle u \rangle; k = 1, 2, \dots, N. \quad (1)$$

No segundo passo, a série integrada $y(k)$ é dividida em janelas de tamanho n . Para cada janela n é ajustado um polinômio de primeiro grau ou superior a $y(k)$, que será denominado $y_n(k)$. Este ajuste representa a tendência local na caixa de tamanho n .

No terceiro passo, efetuamos a subtração entre as séries $y(k)$ e $y_n(k)$ para cada *window* de tamanho n e, por conseguinte, calculamos a raiz quadrática média de $F(n)$ (vide a Equação 2). Deve-se repetir o cálculo apresentado anteriormente para diferentes amplitudes *boxes* de tamanho n ($4 \leq n \leq N/4$).

$$F_{DFA}(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [y(k) - y_n(k)]^2} \quad (2)$$

No *step* quatro, para vários valores de n , verifica-se a função $F(n)$ apresenta comportamento do tipo lei de potência, isto é, $F(n) \approx n^{\alpha_{DFA}}$. O α_{DFA} é o expoente de

escala, um parâmetro de auto-afinidade que representa o coeficiente de autocorrelação de longo alcance e sua interpretação será realizada considerando as situações descritas no Quadro 1, a seguir.

Quadro 1 – Situações para análise do DFA

DFA	Situações
$\alpha_{DFA} < 0,5$	Sinal antipersistente
$\alpha_{DFA} \cong 0,5$	Ruído branco, não apresenta memória
$\alpha_{DFA} > 0,5$	Sinal persistente
$\alpha_{DFA} \cong 1,0$	Ruído rosa (<i>1/f noise</i>)
$\alpha_{DFA} > 1,0$	<i>Random walk</i> , não estacionário
$\alpha_{DFA} \cong 1,5$	Ruído browniano, integração do ruído branco

Fonte: Zebende; Fernandez; Pereira (2017)

Sabendo-se que nossas séries possuem apenas 276 observações e que de acordo com a literatura (ver, por exemplo, CARBONE et al., 2004), a modelagem via DFA exige séries temporais com pelo menos 1.000 observações. Visando contornar esta limitação, nós aplicamos a metodologia utilizada por Kristoufek (2010) para validar os resultados do DFA, α_{DFA} .

A abordagem de Kristoufek (2010) fundamenta-se em séries temporais independentes e identicamente distribuídas (*i.i.d.*) em um processo Gaussiano $N(0,1)$ com $\alpha_{DFA} \cong 0,5$ (segundo o método DFA, séries não correlacionadas ou sem memória), isto é, $x_t \sim N(\mu = 0, \sigma^2 = 1, \alpha_{DFA} = 0,5)$, em que neste caso $t = 1, 2, \dots, N$.

Em seguida, são estimados 10.000 α_{DFA} a partir de simulação de 10.000 séries temporais *i.i.d.* $N(\mu = 0, \sigma^2 = 1, \alpha_{DFA} = 0,5)$ de tamanho $N = 276$. Por conseguinte, verificar-se a hipótese de normalidade dos 10.000 α_{DFA} , isto é, $\alpha_{DFA} \sim N(\mu, \sigma^2)$. Caso a hipótese de normalidade dos 10.000 α_{DFA} seja confirmada, é possível determinar a variação dentro da qual os expoentes de correlação de longo alcance podem ser denotados como estatisticamente significativo ou não, cujas hipóteses a serem testadas são: $H_0: \alpha_{DFA} = 0,5$ (α_{DFA} não possui memória de longo alcance) e $H_1: \alpha_{DFA} \neq 0,5$ (α_{DFA} possui memória de longo alcance). Os resultados encontrados em nossa modelagem são apresentados na próxima Seção.

RESULTADOS

Inicialmente, mostramos a distribuição das séries objetos de estudo no Gráfico 2. As estatísticas que sumarizam as características dos dados são mostradas na Tabela 1.

No Gráfico 2, observamos que as séries analisadas são caracterizadas por distribuições assimétricas e, em alguns casos, exibem *outliers*, a exemplo das séries Conservas de frutas e legumes (legenda (D)), Refino de óleos vegetais e fabricação de margarinas (legenda (G)), Beneficiamento de arroz (legenda (I)) e Outros produtos alimentícios (legenda (O)).

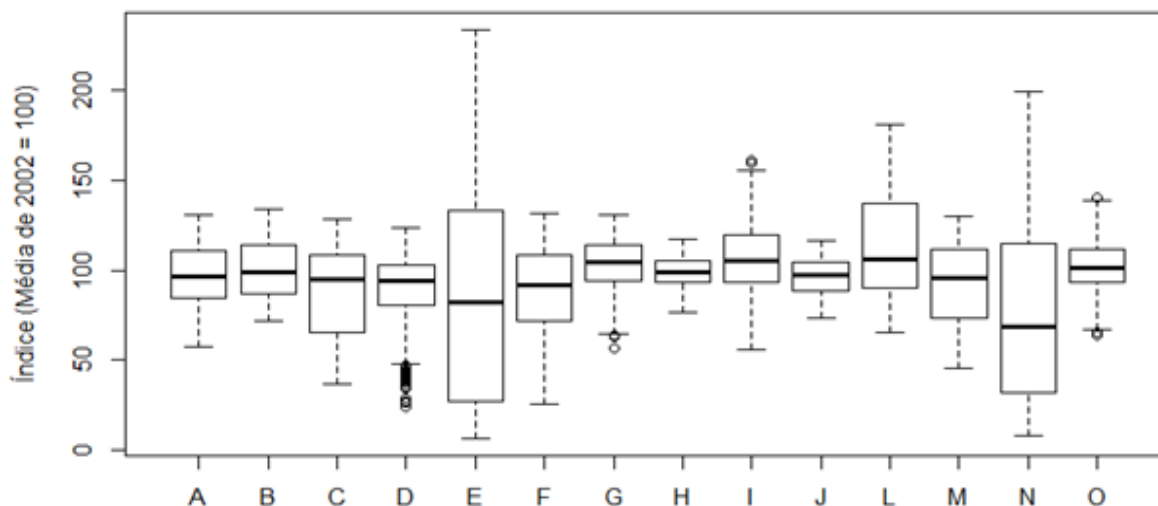


Gráfico 2: Boxplot das séries temporais analisadas (Elaboração própria).

Legenda: (A) Produção de Alimentos - índice agregado; (B) Abate de bovinos e suínos e preparação de carnes; (C) Abate de aves e preparação de carnes; (D) Conservas de frutas e legumes, molhos e condimentos; (E) Sucos e concentrados de frutas; (F) Óleo de soja em bruto, inclusive tortas, farinhas e farelos; (G) Refino de óleos vegetais e fabricação de margarinas, exclusive óleo de milho; (H) Resfriamento e preparação do leite e laticínios; (I) Beneficiamento de arroz; (J) Moagem de trigo; (L) Fabricação de café; (M) Alimentos para animais; (N) Fabricação e refino de açúcar e (O) Outros produtos alimentícios.

Além disso, possuem variabilidade relativa moderada, exceto nas séries sucos e concentrados de frutas (67,35%) e fabricação e refino de açúcar (66,03%) (ver Tabela 1).

Tabela 1 – Resumo estatístico descritivo das séries analisadas⁹.

Séries Estudadas	Média	D.P.	C.V.	C.A.	C.C
Ind. de Alimentos (índice geral)	96,79	16,87	17,43	-0,02	2,18
Abate de bovinos e suínos e prep. de carnes	100,39	15,88	15,82	0,15	1,86
Abate de aves e preparação de carnes	88,36	24,71	27,97	-0,38	1,82
Conservas de frutas e legumes, molhos e condimentos	87,32	23,84	27,30	-0,98	3,04
Sucos e concentrados de frutas	82,88	55,82	67,35	0,22	1,86
Óleo de soja em bruto, inclusive tortas, farinhas e farelos	87,63	26,59	30,34	-0,56	2,42
Refino de óleos vegetais e fabricação de margarinas, exclusive óleo de milho	103,13	14,64	14,20	-0,49	2,89
Resfriamento e preparação do leite e laticínios	98,63	8,73	8,85	-0,33	2,58
Beneficiamento de arroz	107,81	19,50	18,09	0,47	2,85
Moagem de trigo	96,55	9,82	10,17	-0,06	2,02
Fabricação de café	115,20	31,10	27,00	0,60	2,15
Alimentos para animais	92,60	22,36	24,15	-0,23	1,85
Fabricação e refino de açúcar	79,39	52,42	66,03	0,55	2,12
Outros produtos alimentícios	102,06	15,46	15,15	0,05	2,89

Elaboração própria.

Em seguida, antes de apresentarmos os resultados da aplicação do DFA, mostramos a função de distribuição de probabilidade dos 10.000 α_{DFA} no Gráfico 3 e na Tabela 2, apresentamos um resumo descritivo que contém a média, desvio padrão, coeficientes de assimetria e de curtose e os resultados da aplicação do teste de normalidade Jarque-Bera.

⁹Notas: DP=desvio padrão; CV=coeficiente de variação de Pearson; As= coeficiente de assimetria; Curt= coeficiente de curtose.

Em linhas gerais, ao analisar a estatística descritiva dos 10.000 α_{DFA} , podemos concluir que é normalmente distribuído, isto é, $\alpha_{DFA} \sim N(\mu, \sigma^2)$. Resultado que é confirmado pelo teste Jarque-Bera (*p-value*) a um nível de 1% de significância.

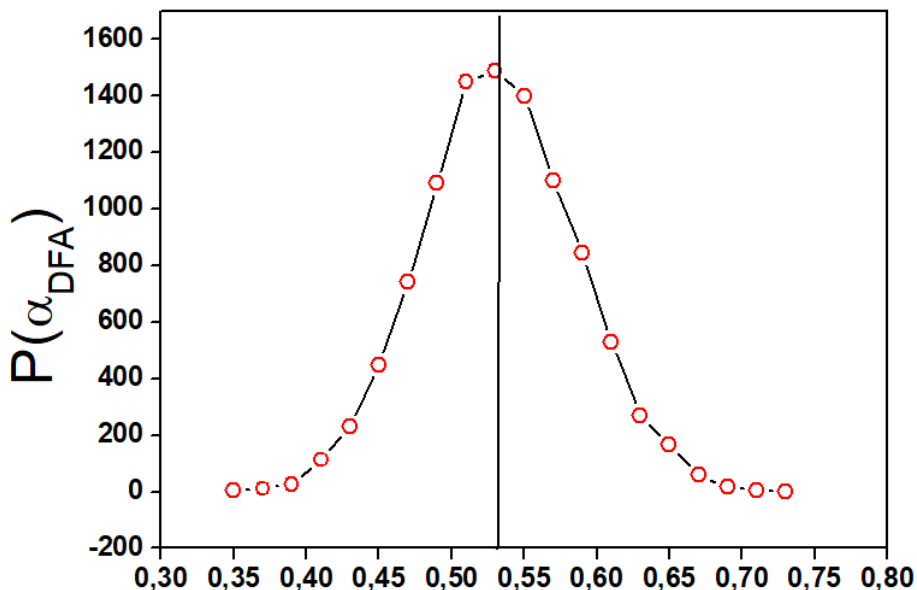


Gráfico 3: Função de distribuição de probabilidade (FDP) de α_{DFA} (Elaboração própria)

Tabela 2 – Resumo descritivo de α_{DFA} para $N=276$

Estatísticas	Scores
<i>N</i>	10.000
Média	0,5328
Desvio padrão	0,0529
Coeficiente de assimetria	0,0637
Coeficiente de curtose	2,9265
Jarque-Bera	9,0131
Jarque-Bera (<i>p-value</i>)	0,0110*

Nota: Numa distribuição normal os coeficientes de assimetria e curtose são respectivamente 0 e 3. (*) Não foi possível rejeitar a hipótese de normalidade a um nível de 1% de significância.

Com base neste resultado, podemos determinar a variação dentro da qual os expoentes de correlação de longo alcance podem ser denotados como estatisticamente significativo ou não. Assim sendo, no Gráfico 4, exibimos os intervalos de confiança para o α_{DFA} (90%, 95% e 99%) para séries temporais com 276 observações. Nela, é possível

ver o valor crítico utilizado para rejeitar a hipótese nula nos três níveis supracitados, se α_{DFA} cair fora das áreas.

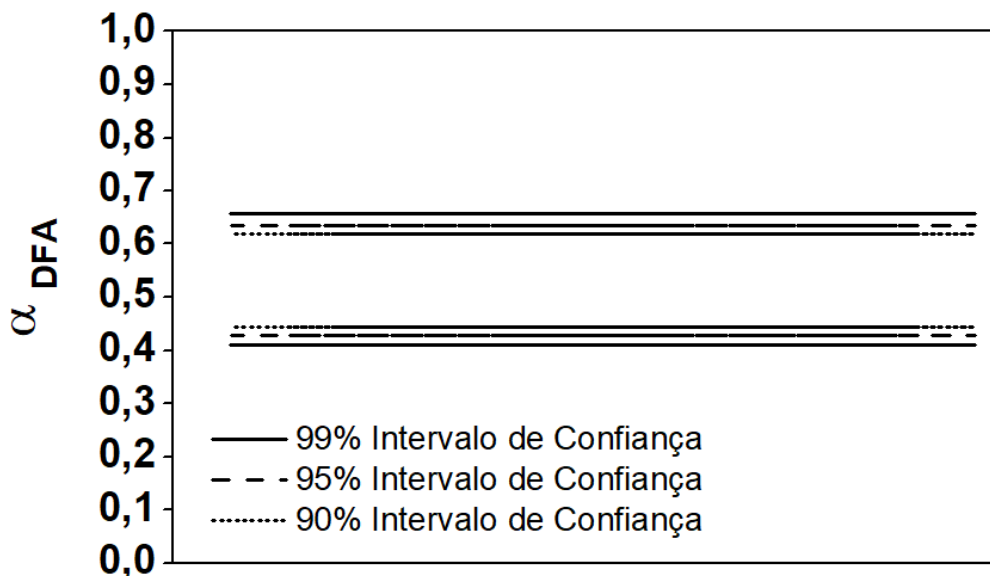


Gráfico 4: Intervalo de confiança para 90%, 95% e 99% (Elaboração própria).

Finalmente, aplicamos o método DFA nas 14 séries analisadas, os resultados são mostrados no Gráfico 5. Eles indicaram comportamento persistente e estatisticamente significativa nas séries temporais (M) alimentos para animais ($\alpha_{DFA} = 0,86$); (C) abate de aves e preparação de carnes ($\alpha_{DFA} = 0,84$), (L) fabricação de café ($\alpha_{DFA} = 0,84$); (J) moagem de trigo ($\alpha_{DFA} = 0,71$); (B) abate de bovinos e suínos e preparação de carnes ($\alpha_{DFA} = 0,68$) e (O) outros produtos alimentícios ($\alpha_{DFA} = 0,67$).

Por outro lado, os indicadores (E) sucos e concentrados de frutas ($\alpha_{DFA} = 0,40$) e (A) índice agregado ($\alpha_{DFA} = 0,37$) exibiram flutuações com comportamento antipersistente e estatisticamente significativo.

Não foi possível determinar correlação de longo alcance nos indicadores (D) conservas de frutas e legumes; molhos e condimentos; (G) Refino de óleos vegetais e fabricação de margarinas, exclusive óleo de milho; (F) Óleo de soja em bruto, inclusive tortas, farinhas e farelos; (I) Beneficiamento de arroz; (H) resfriamento e preparação do leite e laticínios e (N) fabricação e refino de açúcar.

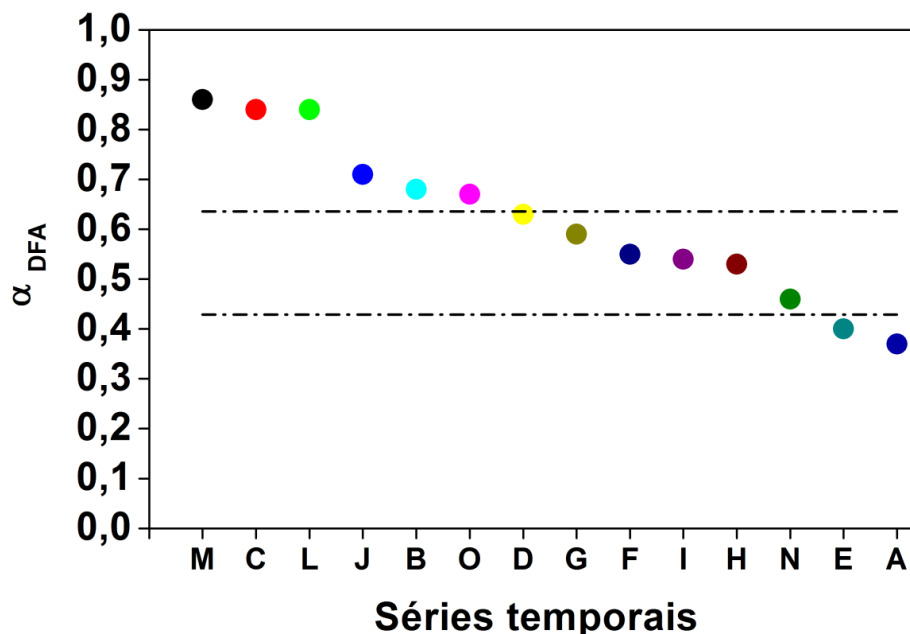


Gráfico 5: Resultados do DFA para as séries temporais (Elaboração própria).

Nota: (---) 95% Intervalo de Confiança.

Legenda: (A) Produção de Alimentos - índice agregado; (B) Abate de bovinos e suínos e preparação de carnes; (C) Abate de aves e preparação de carnes; (D) Conservas de frutas e legumes, molhos e condimentos; (E) Sucos e concentrados de frutas; (F) Óleo de soja em bruto, inclusive tortas, farinhas e farelos; (G) Refino de óleos vegetais e fabricação de margarinas, exclusive óleo de milho; (H) Resfriamento e preparação do leite e laticínios; (I) Beneficiamento de arroz; (J) Moagem de trigo; (L) Fabricação de café; (M) Alimentos para animais; (N) Fabricação e refino de açúcar e (O) Outros produtos alimentícios.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

A análise de indicadores econômicos pode ser realizada por diversas metodologias da econometria. Nesse contexto, a presente pesquisa buscou caracterizar o comportamento da produção de alimentos no Brasil ao longo do tempo.

Inicialmente, observamos que as séries são caracterizadas por distribuições assimétricas. Em seguida, ao analisar a autocorrelação (correlação da série com ela própria) pelo método DFA, encontramos um comportamento persistente e significativo nas flutuações da produção dos segmentos alimentos para animais; abate de aves e preparação de carnes, fabricação de café, moagem de trigo, abate de bovinos e suínos e preparação de carnes, outros produtos alimentícios, sucos e concentrados de frutas além do índice agregado. Tais resultados indicam a existência de uma tendência de crescimento ou decréscimo nos indicadores avaliados, de modo que, tal comportamento tende a ocorrer em longo prazo.

Considerando a relevância deste estudo, em função do crescimento populacional e da importância da indústria alimentícia, seja no fornecimento de alimentos, seja para a economia como fonte empregadora e pagadora de impostos, acreditamos que a pesquisa possa fornecer uma visão de futuro para a sociedade.

REFERÊNCIAS

ABIA. *Associação Brasileira das Indústrias de Alimentação*. Disponível em: < <http://www.abia.org.br/vsn/anexos/faturamento2016.pdf>>. Acesso em: 30 ago. 2017.

BIRCHAL, S. O. *Empresa e Indústria Alimentícia no Brasil*. IBMEC. Belo Horizonte, 2004.

BOEHLJE, M.; BRORING, S.; ROUCAN-KANE, M. Innovation in the food and agricultural industries: a complex adaptive system. Working Paper #09-19, 2009

BRASIL. Ministério do Trabalho e Previdência Social. *Programa de disseminação das estatísticas do trabalho: relação anual de informações sociais*. Brasília, DF: [s.n.]. Disponível em: < <http://bi.mte.gov.br/bgcaged/login.php>>. Acesso em: 30 jan. 2017.

CARBONE, A. et al. Time-dependent Hurst exponent in financial time series, *Physica A*, v.344, p.267-271, 2004.

CASTRO, A.B. Observações sobre a Indústria Brasileira de Alimentos. *Revista de Administração de Empresas*, Rio de Janeiro, v.17, n.6, p.71-79, 1977.

CHEN, Z. et al. Effect of nonstationarities on detrended fluctuation analysis, *Physical Review E*, n.65, p.041-107, 2002.

CONCEIÇÃO, J. C. P. R. Radiografia da Indústria de Alimentos no Brasil: identificação dos principais fatores referentes à exportação, inovação e ao food safety. IPEA, 2007.

CUNHA, D. A.; DIAS, R.S.; GOMES, A.P. Uma Análise Sistêmica da Indústria Alimentícia Brasileira. XLIV Congresso da Sociedade Brasileira de Economia e Sociologia Rural. Fortaleza, 2006.

FAO. *Food engineering quality and competitiveness in small food industry systems*. Roma, FAO, 2004. Disponível em: < <http://www.fao.org/3/a-y5788e.pdf>>. Acesso em: 30 ago. 2017.

_____. *Perspectivas Agrícolas no Brasil: desafios da agricultura brasileira 2015-2024*. Roma, FAO, 2015. Disponível em: <<http://www.fao.org.br/download/PA20142015CB.pdf>>. Acesso em: 30 ago. 2017.

FREITAS, A.C.; FIGUEIREDO, P. Conservação de Alimentos. Lisboa, 2000.

GEWEKE, J.; PORTER-HUDAK, S. The estimation and application of long memory time series models. *Journal of Time Series Analysis*, v. 4, n. 4, p. 221-238, 1983.

GUEDES, E.F. Estudo do Comportamento da Produção da Indústria de Transformação. 99 f. Dissertação (Mestrado em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial) – SENAI CIMATEC, Salvador, 2014.

GUEDES, E. F; ZEBENDE, G. F; MACHADO, A. Análise temporal dos indicadores da indústria de transformação da Bahia: Uma abordagem com métodos da mecânica estatística. *Conjuntura & Planejamento*, Salvador, n. 186, p. 34-43, 2015.

GOUVEIA, F. Indústria de alimentos: no caminho da inovação e de novos produtos. *Inovação Uniemp*, Campinas, v. 2, n. 5, 2006.

HAMMONDA, R.A.; DUBEB, L. A systems science perspective and transdisciplinary models for food and nutrition security. *PNAS*, v.109, n.31, p.12356-12363, 2012.

HU, K. et al. Effect of trends on detrended fluctuation analysis. *Physical Review E* v. 64, n. 011114, 2001.

HURST, H. Long term storage capacity of reservoirs. *Transactions of the American Society of Civil Engineers*, n. 116, p. 770-799, 1951.

IBGE. *Indicadores conjunturais da indústria: produção*. Rio de Janeiro: IBGE, 2004. (Série relatórios metodológicos, 31).

_____. *Censo Demográfico e Contagem da População - Séries temporais*. Disponível em: <<http://www2.sidra.ibge.gov.br/bda/tabela/listabl.asp?z=cd&o=2&i=P&c=136>>. Acesso em: 30 ago. 2017a.

_____. *Pesquisa Industrial Mensal Produção Física – Regional*. Disponível em: <<http://www2.sidra.ibge.gov.br/bda/tabela/listabl.asp?c=2295&z=t&o=22>>. Acesso em: 05 jan. 2017c.

IPEA, Modelagem de sistemas complexos para políticas públicas. IPEA, 2015.

KRISTOUFEK, L. Rescaled Range Analysis and Detrended Fluctuation Analysis: Finite Sample Properties and Confidence Intervals. *AUCO Czech Economic Review*, v.4, n.3, p.315-329, 2010.

MANTEGNA, R.; STANLEY, H. E. *An Introduction to Econophysics: Correlations and Complexity in Finance*, Cambridge University Press, 2007.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. Análise de séries temporais. São Paulo: ABE - Projeto Fisher. Editora Edgard Blucher LTDA, 2006.

NESHEIM, M.C.; ORIA, M.; YIH, P.T. A Framework for Assessing Effects of the Food System, National Academy of Sciences, 2015.

PENG, C. K. et al. On the mosaic organization of dna sequences. Physical Review E, v. 49, p. 1685-1689, 1994.

PEREIRA, L.M. The Future of the Food System: Cases Involving the Private Sector in South Africa. sustainability, n.5, p.1234-1255, 2013.

SATO, G.S. Perfil da Indústria de Alimentos no Brasil: 1990 – 95. Revista de Administração de Empresas, São Paulo, v. 37, n. 3, p. 56-67, 1997.

SANDRONI, P. Novíssimo Dicionário de Economia. São Paulo: ed. Best Seller, 1999.

SILVA, J.A. Tópicos da Tecnologia dos Alimentos. Livraria Varela, 2000.

SOUZA, S. R. S.; TABAK, B. M.; CAJUEIRO, D. O. Investigação da memória de longo prazo na taxa de câmbio no Brasil. Revista Brasileira de Economia, v. 60, n. 2, p.193-209, 2006.

STANLEY, H. E.; MANTEGNA, R. N. Scaling behavior in the dynamics of an economic index. Nature, n. 367, p. 46, 1995.

TAQQU, M. S.; TEVEROVSKY, V.; WILLINGER, W. Estimators for long-range dependence: an empirical study. Fractals, v.3, n. 4, p. 785 - 798, 1995.

WALLECZEK, J. Self-organized biological dynamics and nonlinear control: toward understanding complexity, chaos and emergent function in living systems, Cambridge University Press, 2000.

ZEBENDE, G.F.; FERNANDEZ, B.F.; PEREIRA, M.G. Analysis of the variability in the sdB star KIC 10670103: DFA approach. MNRAS, n.464, p.2638-2642, 2017.