



ANÁLISE DOS PREÇOS DA MAÇÃ NO BRASIL: UMA APLICAÇÃO DE MODELOS ARIMA COM INTERVENÇÃO

**Walter Priesnitz Filho (Instituto Federal de Educação, Ciência e
Tecnologia Farroupilha)**

prof.walter@gmail.com

**Angela Isabel dos Santos Dullius (Universidade Federal de Santa
Maria)**

angeladullius@gmail.com

Maria Emilia Camargo (Universidade de Caxias do Sul)

kamargo@terra.com.br

Marta Elisete Ventura Motta (Universidade Federal de Sergipe)

memotta@terra.com.br

**João Lindomar Serafini da Silva (Universidade Federal de Santa
Maria)**

joao_serafini@hotmail.com

Os produtos agropecuários enfrentam problemas associados a preços relativamente instáveis. Do ponto de vista de comercialização, essa dificuldade torna-se importante porque é difícil para quem produz ajustar rapidamente sua produção as alterações do mercado, bem como, as variações cambiais, políticas e econômicas, associadas às mudanças climáticas, pragas, doenças e outros fatores que impedem que se façam estimativas precisas de cultivo, preço e comercialização. Neste contexto torna-se importante se ter modelos que representem o comportamento dos produtos agropecuários, assim o principal objetivo deste trabalho foi realizar uma modelagem da série temporal representativa da variação do preço de venda por atacado da maçã, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2004, procurando-se um modelo que reflita o comportamento do passado, a fim de que possa ser utilizado para fazer cenários futuros e identificar gargalos do setor de pomicultura. Após as análises realizadas encontrou-se um modelo ARIMA (1,1,1) com três intervenções significativas para $p < 0,05$.

Palavras-chaves: Análise de Intervenção; Modelos ARIMA; Preços; Maçã

1. INTRODUÇÃO

A cadeia da maçã no Brasil baseia-se em atividades complexas, com elevados níveis de interdependência, fazendo com que a competitividade do produto seja afetado pela produtividade e eficiência dos inúmeros agentes econômicos que fazem parte, direta ou indiretamente, da sua cadeia produtiva. “Dados do IBGE indicam que apenas 20% do valor da produção agrícola é exportado, em resumo, o mercado doméstico, de produtos agroindustriais consome quatro vezes mais do que o exportado”. (BATALHA, 2003). A maçã também segue esta regra. O mercado nacional da maçã tem demonstrado uma grande variação de preços nos últimos anos, além da variação sazonal os valores também flutuam por outros motivos.

Em virtude da grande dinâmica do mercado da maçã para se posicionar nesse ou em qualquer outro cenário se faz necessário ter conhecimento para tirar vantagens das oportunidades e evitar ou minimizar as ameaças. Com isso, tenta-se enfatizar os pontos fortes e moderar o impacto dos seus pontos fracos. Para tal, buscou-se reunir dados dispersos, ocorridos nos últimos dez anos, tornando-os passíveis de análises e interpretações.

Nesse contexto o principal objetivo deste trabalho foi realizar uma modelagem da série temporal representativa da variação do preço de venda por atacado da maçã, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2004, procurando-se um modelo que reflita o comportamento do passado, a fim de que possa ser utilizado para fazer cenários futuros e identificar gargalos do setor de pomicultura.

Uma previsão adequada pode dar suporte a uma decisão minimizadora de risco por parte dos tomadores de decisão (HARRISON & STEVENS, 1976), sendo essencial para o planejamento organizacional de qualquer setor da economia.

O artigo encontra-se estruturado em quatro seções, incluindo a presente introdução. A segunda apresenta a fundamentação teórica. Na terceira seção está descrita a metodologia. Na quarta seção encontra-se modelagem da série representativa da variação dos preços de venda de maçã no Brasil e na quinta seção as considerações finais são apresentadas.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Modelos ARIMA(p,d,q) sem intervenção

A partir de um processo ruído branco a_t , obtém-se um processo w_t estacionário, porém com relações de dependências. Como os processos encontrados na vida prática raramente são estacionários, deve-se procurar algum tipo de operador que produza, a partir de w_t um processo não estacionário.

Nesta modelagem considera-se somente os processos chamados não estacionários homogêneos, isto é, aquela classe de processos não estacionários (Autoregressivo-Integrado-Médias Móveis, ARIMA) para os quais as diferenças sucessivas produzem um processo estacionário (BOX & JENKINS, 1976).

Utilizando-se o operador diferença $\nabla_s^d Z_t$ e o operador soma S_s^d definido por SOUZA & CAMARGO (1996), pode-se relacionar em termos analíticos Z_t com w_t da forma:

$$S w_t = Z_t \text{ ou } w_t = \nabla Z_t$$

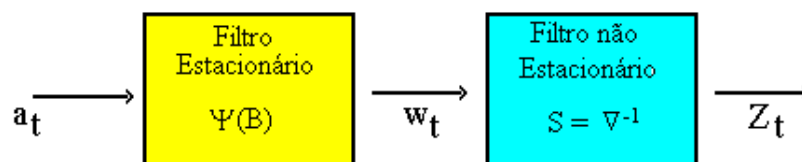


FIGURA 1 - Representação de um Modelo ARIMA(p,d,q)

Esta 2ª filtragem será repetida quantas vezes forem necessárias, até que se obtenha na saída um processo com as características necessárias para representar o processo não estacionário homogêneo.

Se $w_t = \nabla_s^d Z_t$ é estacionária, pode-se representar w_t por um modelo ARMA(p,q), ou seja,

$$\phi(B) w_t = \theta(B) a_t \quad (1)$$

Se w_t é uma diferença de Z_t , então Z_t é uma integral (soma) de w_t , daí diz-se que Z_t segue um modelo Auto-regressivo-Integrado-Médias Móveis, ou modelo ARIMA(p,d,q), assim:

$$\phi(B) \nabla^d Z_t = \theta(B) a_t \text{ de ordem } (p,d,q) \quad (2)$$

e escrevemos ARIMA(p,d,q) se p e q são as ordens de $\phi(B)$ e $\theta(B)$, respectivamente, no modelo (1) todas as raízes de $\phi(B)$ estão fora do círculo unitário.

Escrever (1) é equivalente a escrever:

$$\xi(B) Z_t = \theta(B) a_t, \quad (3)$$

onde $\phi(B)$ é o operador auto-regressivo não-estacionário de ordem p + d, com d raízes iguais a um (sobre o círculo unitário) e as restantes p fora do círculo unitário ou seja:

$$\xi(B) = \phi(B) \nabla^d = \phi(B) (1 - B)^d \quad (4)$$

Portanto o modelo (3) supõem que a d-ésima diferença da série Z_t pode ser representada por um modelo ARMA(p,q), estacionário e inversível. Na maioria dos casos usuais, $d = 1$ ou $d = 2$ que correspondem a dois casos comuns de séries não-estacionárias homogêneas, ou seja:

Na FIGURA 2 apresenta-se o fluxograma que descreve o ciclo iterativo de Box & Jenkins.

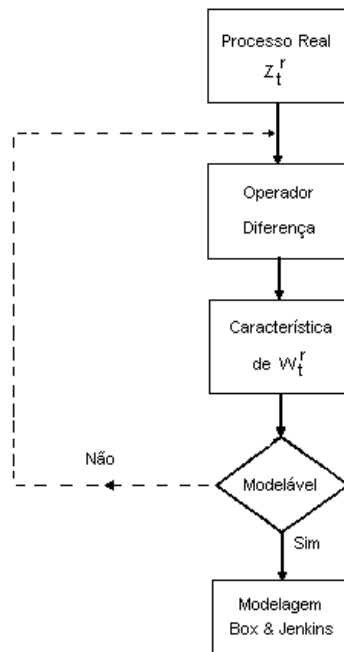


FIGURA 2 - Ciclo iterativo de Box & Jenkins

2.2 Modelos ARIMA (p,d,q) com intervenção

Segundo (BOX & TIAO, 1965; GLASS, 1972; TIAO; BOX & HAMMING, 1975; PINO & MORETTIN, 1981), construir um modelo de intervenção significa usar a função de transferência para inserir a um modelo ARIMA os efeitos das mudanças ocorridas na série causadas pelas variáveis exógenas, representadas de eventos externos ao fenômeno em estudo.

Seja Z_t uma série temporal para a qual foi identificado um modelo ARIMA e estimados seus parâmetros, onde, em algum instante ocorre um evento independente dos fatores que comumente agem, ocasionando o fenômeno que deu origem a série temporal. Os efeitos deste evento externo podem manifestar-se temporária ou permanentemente. A este evento externo denomina-se intervenção. A análise de intervenção interpreta a maneira de incorporar seus efeitos ao modelo da série temporal. Sendo especificada através de modelos da forma:

$$Z_t = \sum_{i=1}^k v_i \cdot (B) \cdot X_{i,t} + n_t, \quad (5)$$

onde admitimos que cada $v_i(B)$ é da forma $w_i(B) / \delta_i(B)$ e que $Z_t, X_{i,t}, i = 1, \dots, k$, são variáveis transformadas. No modelo (5) tem-se k variáveis de entrada.

Tratar-se-á a seguir do problema da análise de intervenção onde supõem-se que uma ou algumas das variáveis $X_{i,t}$ são variáveis binárias, fazendo o mesmo papel que as variáveis "dummy" em regressão.

Por uma intervenção entende-se a ocorrência de algum tipo de evento em um dado instante de tempo, podendo manifestar-se por um intervalo de tempo subsequente, e que afeta temporariamente a série temporal em estudo. A análise de intervenção tem por objetivo avaliar o impacto de tal evento no comportamento da série.

Usualmente, as séries indicadoras de intervenção podem ser representadas por dois tipos de variáveis binárias:

$$\text{i) Degrau (Step)} \quad X_{i,t} = S_{i,t}^{(T)} = \begin{cases} 0, & t < T \\ 1, & t \geq T \end{cases} \quad (6)$$

$$\text{ii) Impulso} \quad X_{i,t} = I_{i,t}^{(T)} = \begin{cases} 0, & t \neq T \\ 1, & t = T \end{cases} \quad (7)$$

$$\text{iii) Impulso Sazonal} \quad X_{i,t} = SI_{i,t}^{(ST)} = \begin{cases} 0, & t \neq ST \\ 1, & t = ST \end{cases} \quad (8)$$

No caso da função (6) o efeito da intervenção é permanente após o instante T , ao passo que para as funções (7 e 8) o efeito é temporário.

Em geral, o efeito da intervenção é mudar o nível da série ou então a inclinação. Mas há três fontes de "ruídos" que podem obscurecer o efeito da intervenção: (i) tendências, (ii) sazonalidades e (iii) erro aleatório.

O fato de existir tendência numa série pode levar a falsas conclusões. De fato, se esta existe, e uma intervenção ocorre no instante T, o fato de que o nível pós-intervenção é maior que o nível pré-intervenção pode ser devido simplesmente à tendência. A utilidade dos modelos ARIMA(p,d,q) é que os três elementos acima são levados em conta quando a componente residual n_t de (5) é modelada.

2.3 Estatísticas de ajuste e de análise dos resíduos

Os critérios Akaike (AIC) e Bayes (BIC), são equivalentes e medem a verossimilhança do modelo. Estes critérios são calculados através das seguintes equações:

i) Critério Akaike (AIC)

$$AIC = \ln(MQR) + 2 \frac{NP}{NR} \quad (9)$$

ii) Critério de Bayes (BIC)

$$BIC = \ln(MQR) + \frac{NP \cdot \ln(NR)}{NR} \quad (10)$$

onde:

MQR: Média dos Quadrados dos Resíduos

NR : Números de Resíduos

NP : Número de Parâmetros do modelo

iii) Coeficiente de Explicação (R^2)

O coeficiente R^2 mede o percentual de explicação do modelo com relação à variação da Série Original.

$$R^2 = 1 - \frac{SQR}{SQT} \quad (11)$$

SQR : Soma dos quadrados dos resíduos devido ao modelo.

SQT : Soma dos Quadrados Totais.

3. METODOLOGIA

O método de pesquisa científica do ponto de vista da natureza e da forma de abordagem do problema proposto utilizado neste estudo enquadra-se, de acordo com Silva & Menezes (2001), na categoria de pesquisa aplicada quantitativa. A pesquisa aplicada quantitativa tem como objetivo gerar conhecimentos para aplicação prática dirigida à solução de problemas específicos com o uso de recursos e técnicas estatísticas, que no caso é de encontrar um modelo de previsão que represente a evolução de preço de venda da maçã no atacado no período de 1995 – 2004.

4. MODELAGEM DA SÉRIE REPRESENTATIVA DA VARIAÇÃO DO PREÇO DE VENDA NO ATACADO DE MAÇÃ NO BRASIL

4.1 A Evolução do Preço de Venda da Maçã no Atacado no período de 1995 – 2004

Os produtos agropecuários enfrentam problemas associados a preços relativamente instáveis. Do ponto de vista de comercialização, essa dificuldade torna-se importante porque é difícil para quem produz ajustar rapidamente sua produção as alterações do mercado, bem como, as variações cambiais, políticas e econômicas, associadas às mudanças climáticas, pragas, doenças e outros fatores que impedem que se façam estimativas precisas de cultivo, preço e comercialização.

Quando o setor consegue se organizar e dominar algumas dessas variáveis se obtém a comercialização de forma técnica e economicamente eficiente, sem sobressaltos, onde todos os agentes envolvidos nessa cadeia conseguem resultados positivos.

No cultivo da macieira, outro fator relevante na determinação, mesmo que sazonal, do preço da maçã, é o alto custo da atividade, sendo extremamente onerosa à manutenção de pomares produtivos, o que obriga, muitas vezes, os produtores em venderem suas safras por preços inferiores como forma de suprir suas necessidades econômicas.

Na Figura 3, apresenta-se a variação do preço de venda no atacado da maçã por caixa e, no período de 1995 a 2004.

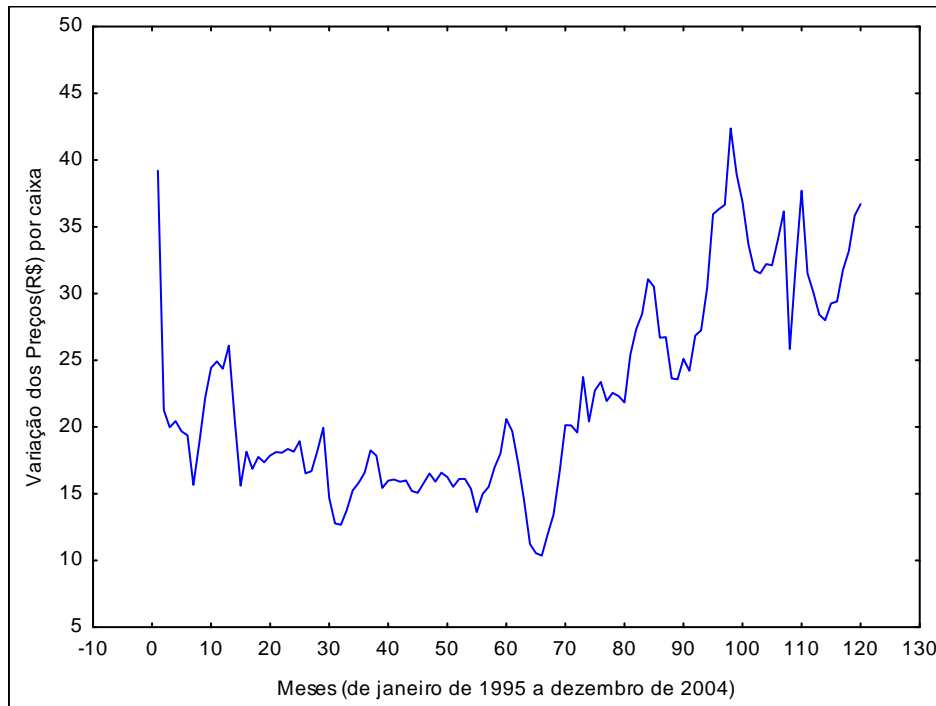


FIGURA 3 – Comportamento da variação do preço de venda por atacado por caixa no Brasil

Observando-se a Figura 3 pode-se concluir que a série apresenta uma grande variação durante o período analisado, isto pode ser comprovado pela observação da Figura 4, que mostra o comportamento dos coeficientes da função de autocorrelação, tornando-se necessário a realização de uma transformação para torná-la estacionária.

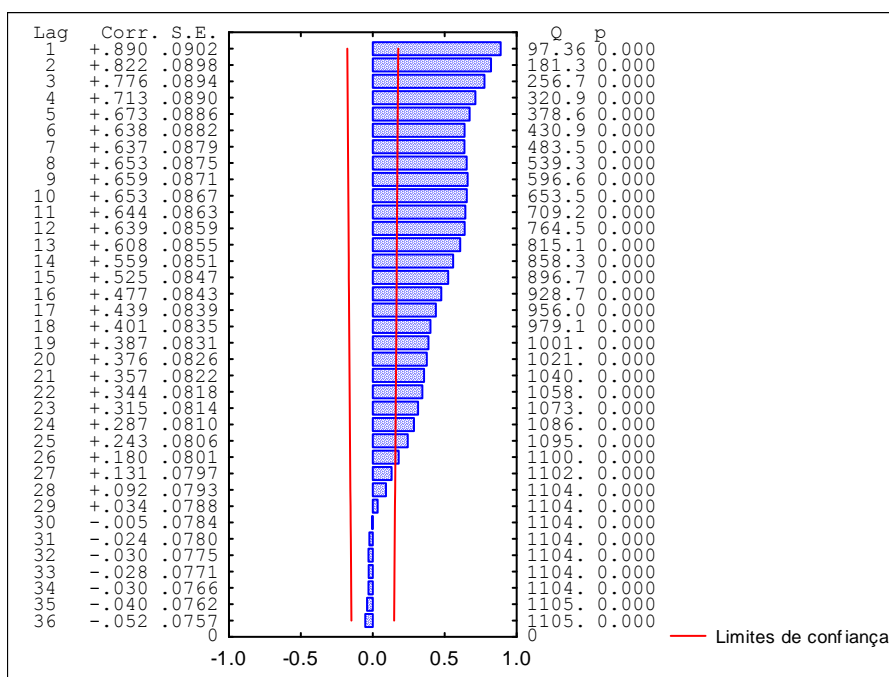


FIGURA 4 – Representação dos coeficientes de autorocorrelação

Após a transformação da série da variação de preços, a série se tornou estacionária. Através da análise das funções de autocorrelação e autocorrelação parcial o modelo indicado seria um ARIMA(0,1,1) no lag (12). No Quadro 1, apresenta-se as estimativas para os coeficientes do modelo e os respectivos valores da estatística t calculada, e no Quadro 2 as estatísticas de ajuste do modelo e dos erros.

QUADRO 1 - Estimativas para os coeficientes do modelo ARIMA(0,1,1) sem intervenção e os respectivos valores da estatística t calculada.

Coeficiente	Estimativa	Estatística "t"
ϕ_1	-0,2299	-2,42

Fonte: Programa AFS

QUADRO 2 - Estatísticas de Ajuste e do Erro

Estatísticas	Valores
R^2	85,29%
Critério AIC	2,098
Critério BIC	2,122
Média da série residual	0,004

Desvio Padrão dos resíduos	2,831
----------------------------	-------

Fonte: Programa AFS

O modelo com intervenção apresentou um coeficiente autoregressivo no lag (12) e um parâmetro de médias móveis no lag (4) e três intervenções significativas para $p < 0,05$.

No Quadro 3, apresenta-se as estimativas para os coeficientes do modelo ARIMA(0,1,1) com intervenção e os respectivos valores da estatística t calculada.

QUADRO 3 - Estimativas para os coeficientes do modelo ARIMA(0,1,1) com intervenção e os respectivos valores da estatística t calculada.

Coeficiente	Estimativa	Estatística "t"
ϕ_1	0,2826	4,42
θ_1	0,2152	2,17
ω_1	15,63	2,18
ω_2	5,17	5,35
ω_3	-8,45	-7,25

Fonte: Programa AFS

No Quadro 4, mostra-se os tipos de intervenção detectadas, para as variáveis "dummy" $X_{1,t}$, $X_{2,t}$ e $X_{3,t}$.

QUADRO 4 - Tipos de intervenção detectadas

Variável dummy	Tipo de Intervenção	Período
$X_{1,t}$	Step (mudança de nível)	Mar 1995
$X_{2,t}$	Impulso Sazonal	Fev 2003, Fev 2004, ...
$X_{3,t}$	Impulso (outlier)	Dez 2006

Fonte: Programa AFS

No Quadro 5, apresenta-se as estimativas para os coeficientes do modelo ARIMA(0,1,1) com intervenção e os respectivos valores da estatística t calculada.

QUADRO 5 - Estatísticas de Ajuste e do Erro

Estatísticas	Valores
R^2	95,29%
Critério AIC	1,126
Critério BIC	1,250
Média da série residual	0,178
Desvio Padrão dos resíduos	1,665

Fonte: Programa AFS

Na Figura 5, apresenta-se o comportamento dos valores reais e estimados pelo modelo ARIMA(1,1,1) com intervenção.

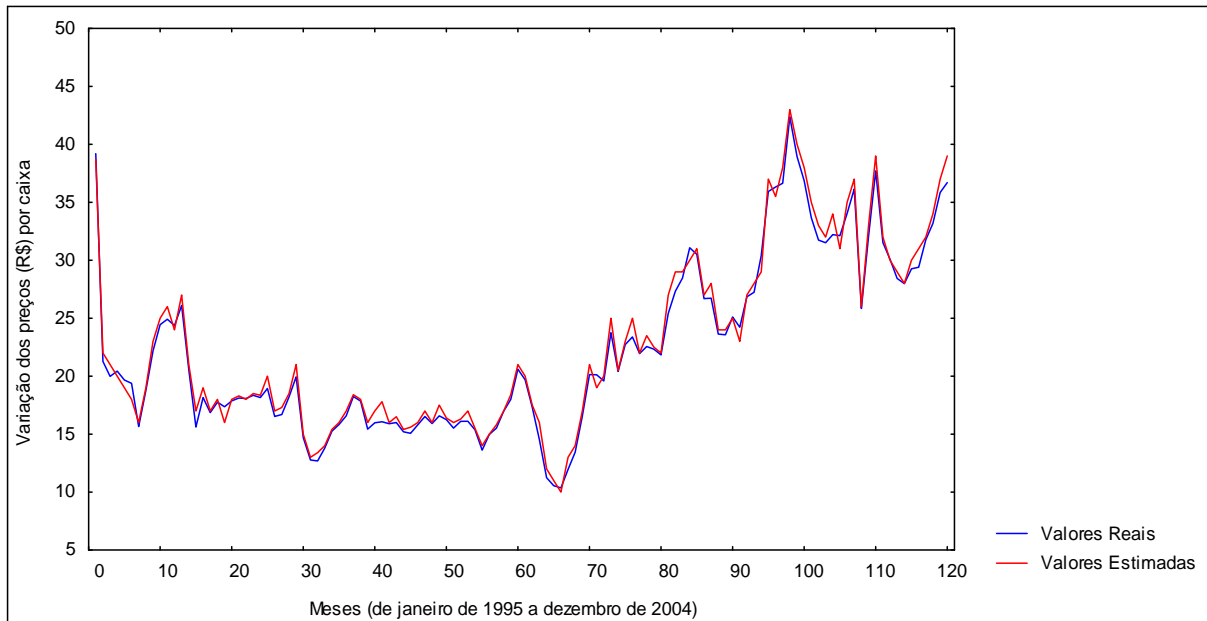


FIGURA 5 - Comportamento dos valores reais e estimados pelo modelo ARIMA(1,1,1) com intervenção.

4. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Com base no estudo realizado pode afirmar que a metodologia de Box & Jenkins foi útil para descrever o comportamento da série temporal representativa da variação do preço de maçã por caixa no atacado no Brasil.

Entre os modelos ajustados com e sem intervenção, observou-se que o modelo com intervenção forneceu informações adicionais, ou seja, que em fevereiro 1995, houve uma mudança de nível, representando uma redução na variação dos preços, que a partir de fevereiro de 2003 foi detectada um impulso sazonal, representando a sazonalidade da série e em dezembro de 2006 houve uma elevação da variação dos preços, caracterizando-se por um outlier.

É importante destacar que o modelo encontrado objetiva orientar a tomada de decisões presentes pelos pomicultores. Essa visão tem como consequência o fato de que a formulação do futuro não é feita somente com a aplicação de técnicas, mas envolve também a comunicação e a negociação entre os diversos agentes que atuam no ambiente da organização ou do sistema em análise (ARMSTRONG, 2001).

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ARMOSTRONG, J. S. (2001). Principles of Forecasting. Kluwer Academic Publishing. Boston.
- BATALHA, M. O. (1997). Gestão Agroindustrial. Volumes I e II, São Paulo: Atlas.
- BOX, G. P.; JENKINS, G. M. (1976). Time series analysis, forecasting and control. San Francisco: Holden-Day.
- BOX, G. P.; TIAO, G. C. (1965). A change in level of non stationary time-series. Biometrika, London, v. 52, n. 1/2, p. 181-192.
- GLASS, G. V. (1972). Estimating the effects of intervention into a non-stationary time series. American Educational Research Journal, Washington, v. 9, n. 3, p. 463-477.
- MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. (1989). Modelos de função de transferência. São Paulo: ABE.
- PINO, F. A.; MORETTIN, P. A. (1981). Intervention analysis applied to brazilian milk and coffee time series. São Paulo: IME-USP.
- SOUZA, R; CAMARGO, M. E. (1996). Análise e previsão de séries temporais: Os Modelos ARIMA. Santa Maria: SEDIGRAF..
- SILVA, E. L., MENEZES, E. M. (2001). Metodologia da pesquisa e elaboração de dissertação. 3ª. ed. rev. e atual. Florianópolis: Laboratório de Ensino à Distância da UFSC.
- TIAO, G. C.; BOX, G. E. P.; HAMMING, W. J. (1975). Analysis of Los Angeles photochemical smog data: a statistical overview. Journal of the Air Pollution Control Association, [S.l.], v. 25, n. 3, p. 260-268, Mar.