

AVALIAÇÃO DA PREVISIBILIDADE DOS PREÇOS DA CASTANHA DE CAJU NO CEARÁ UTILIZANDO OS MODELOS ARIMA E DE REDES NEURAIS

Naisy Silva Soares

Doutoranda em Ciência Florestal pela Universidade Federal de Viçosa (UFV).

E-mail: naisysilva@yahoo.com.br

Tel.: (31) 3891 3822

Eliane Pinheiro de Sousa

Doutora em Economia Aplicada pela Universidade Federal de Viçosa (UFV).

Professora Adjunta do Departamento de Economia da Universidade Regional do Cariri (URCA).

E-mail: pinheiroeliane@hotmail.com

Tel.: (88) 3102-1212. Ramal: 2787

Márcio Lopes da Silva

Doutor em Ciência Florestal pela Universidade Federal de Viçosa (UFV).

Professor Associado II do Departamento de Engenharia Florestal da Universidade Federal de Viçosa (UFV).

E-mail: marlosil@ufv.br

Tel.: (31) 3899 1205

Classificação JEL: Q13, C53, E37.

AVALIAÇÃO DA PREVISIBILIDADE DOS PREÇOS DA CASTANHA DE CAJU NO CEARÁ UTILIZANDO OS MODELOS ARIMA E DE REDES NEURAIIS

RESUMO

O presente trabalho objetivou estimar modelos de previsão dos preços médios da castanha de caju recebidos pelos produtores no estado do Ceará e identificar o modelo que apresenta melhor previsão no período de julho de 1994 a setembro de 2009. Os dados são provenientes da Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB) e Central de Abastecimento do Ceará (CEASA/CE). Para atender a esses objetivos, utilizaram-se os métodos Box e Jenkins e Redes Neurais Artificiais. Os resultados mostraram que o melhor modelo para previsão dos preços foi o ARIMA (1,1,4), obtido pelo método de Box e Jenkins (1976), pois apresentou erro médio percentual menor em comparação com redes neurais artificiais.

Palavras-chave: Modelo ARIMA, Redes Neurais Artificiais, castanha de caju, Ceará.

ABSTRACT

The objective of this paper was to construct forecasting models for average prices of cashew nut received by producers in the state of Ceará and identify the model shows prediction for the period from July 1994 to September 2009. The data are from the National Supply Company (CONAB) and Supply Center of Ceará (CEASA/CE). The methods used were Box e Jenkins and Artificial Neural Networks. The results showed that the appropriate model for price forecasting in Ceará was ARIMA (1,1,4), obtained by the method of Box and Jenkins (1976), because it presented percentile medium error smaller in comparison with artificial neural networks.

Key Words: Model ARIMA, Artificial Neural Networks, cashew nut, Ceará.

1. INTRODUÇÃO

Dentre os diversos subprodutos do cajueiro, em termos econômicos, a castanha de caju apresenta destaque, após o seu processamento, visto que produz a amêndoa (pendúculo), o líquido da casca e a casca. A amêndoa possui elevado valor nutritivo e é utilizada principalmente na indústria de doces e como “complemento de aperitivo em países de alta renda”. Já o líquido da casca é empregado, sobretudo, para confecção de resinas fenólicas e pós de fricção para indústria automotiva e a casca serve como combustível na própria indústria de processamento (PIMENTEL, 1992).

A amêndoa da castanha de caju refere-se ao principal produto do setor, dado o valor de suas exportações e seu principal destino são países de elevada renda, como Estados Unidos e Canadá e países da União Européia, como Itália e Holanda (MENDONÇA et al., 2009).

Os principais países produtores e exportadores da amêndoa da castanha de caju são Vietnã, Índia e Brasil (FAO, 2009). No Brasil, conforme dados do IBGE (2008), parcela majoritária da produção de castanha de caju (98,71%) concentra-se na região Nordeste, tendo destaque o estado do Ceará, objeto de estudo deste trabalho, com uma participação de quase a metade da produção nacional. Em termos de valor da produção, essa participação compreende 51,23% do obtido no mercado nacional. Com relação ao valor das exportações cearenses de castanha de caju, sem casca, dados do MDIC (2009) revelam

que atingiram o montante de US\$ 187.028.687 em 2009. Portanto, esse produto exerce relevante contribuição na geração de emprego, renda e divisas.

Dada a importância desempenhada pela castanha de caju, questões relativas ao relacionamento de seus preços entre os mercados externo e interno assim como a estrutura competitiva e market-share têm sido discutidas na literatura econômica, como, por exemplo, nos estudos de Pessoa (1997) e Mendonça et al. (2009). Outra questão relevante envolvendo preços diz respeito à análise de previsões de preços. De acordo com Bressan (2001), as técnicas de previsão auxiliam no processo de tomada de decisões dos agentes participantes do mercado em atividades que requer planejamento, análise de políticas e minimização da incerteza, assumindo importância expressiva no setor agropecuário, constantemente sujeito a distúrbios irregulares.

Diante disso, este estudo objetiva-se estimar modelos de previsão dos preços médios da castanha de caju recebidos pelos produtores no estado do Ceará e identificar o modelo que apresenta melhor previsão, ou seja, o menor erro quadrado médio, visto que não se encontraram na literatura econômica estudos de previsões de preços aplicados a tal produto.

O artigo está estruturado em três seções, além desta parte introdutória. Os modelos analíticos a serem empregados neste estudo, com exemplos de aplicações e as formas de operacionalização desses modelos, assim como as fontes dos dados estão descritos na próxima seção. Em seguida, são apresentados os resultados discutidos e, na última seção, são ressaltadas as conclusões do trabalho.

2. METODOLOGIA

2.1. Modelos Analíticos

Para atender aos objetivos deste trabalho, empregaram-se os métodos de Box e Jenkins (1976) e de redes neurais artificiais.

2.1.1. Método de Box e Jenkins

Conforme Vasconcellos e Alves (2000), a relação temporal considerada pela metodologia de Box e Jenkins (1976) é representada por um conjunto de características estocásticas, definidas como modelos ARIMA, que incorpora termos auto-regressivos (AR), filtro de integração e termos de médias móveis (MA). A implementação dessa metodologia requer que sejam seguidas as seguintes etapas: identificação, estimação, verificação e previsão. Uma descrição mais detalhada dessas etapas pode ser encontrada, por exemplo, em Fischer (1982), Pollock (1993), Johnston e Dinardo (1997), Vasconcellos e Alves (2000), Pindyck e Rubinfeld (2004) e Morettin e Tolo (2006).

Com base nesses autores, a primeira etapa consiste em identificar o modelo que melhor se ajusta aos dados. No modelo auto-regressivo de ordem p, cada observação corrente Y_t será constituída pela soma ponderada de seus valores passados e de um termo de perturbação aleatória no período corrente. Esse processo AR(p) pode ser descrito como:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (1)$$

em que: ϕ_i = parâmetro e ε_t = perturbações aleatórias.

No modelo de médias móveis de ordem q, cada observação Y_t será obtida pela soma ponderada de perturbações aleatórias correntes e defasadas. Tal processo MA(q) pode ser representado por:

$$Y_t = \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} \dots - \theta_p \varepsilon_{t-p} \quad (2)$$

em que: θ = parâmetro; e ε_t = termos aleatórios.

No modelo misto auto-regressivo e de médias móveis, cada observação Y_t será uma função de seus valores passados e de perturbações aleatórias defasadas, assim como de um termo de perturbação corrente. Esse processo ARMA (p, q) pode ser expresso por:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (3)$$

Se o modelo tiver os componentes auto-regressivos e de médias móveis (equação 3) e possuir filtro de integração, ou seja, o valor de d for diferente de zero, então se refere ao processo ARIMA (p, d, q), que pode ser representado por:

$$W_t = \phi_1 W_{t-1} + \dots + \phi_p W_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (4)$$

em que: $W_t = \Delta^d Y_t$

Ademais, se os dados em análise apresentarem sazonalidade, pode-se incorporar esse comportamento sazonal aos modelos ARIMA, gerando os modelos SARIMA, cuja notação é dada por: SARIMA (p, d, q) x (P, D, Q), em que p, d e q correspondem, respectivamente, às ordens não sazonais de defasagem do processo auto-regressivo, de diferenciação e de defasagem do processo de média móvel e suas respectivas letras maiúsculas apresentam os mesmos significados, mas referentes ao componente sazonal.

A identificação dos valores de p, d, q pode ser feita mediante a análise das funções de autocorrelação (FAC) e autocorrelação parcial (FACP). Além desses instrumentais, a ordem d do modelo pode ser verificada pelos testes de raízes unitárias que permite verificar o número de diferenças necessário para tornar a série estacionária.

Aliado ao comportamento da FAC e da FACP, pode-se adotar os critérios de informação de Akaike e Schwarz para auxiliar na identificação do modelo. Segundo Vasconcellos e Alves (2000), esses critérios baseiam-se na variância estimada, no tamanho da amostra e nos valores de p, q. Nesse caso, a estimação dos modelos não deve ser realizada considerando valores precisos para p, q, mas diversos pares (p, q) e o modelo escolhido deve ser aquele que apresentar o menor valor para tais critérios.

Após a realização dos procedimentos de identificação, a etapa seguinte consiste em estimar os p parâmetros ϕ , os q parâmetros θ e a variância do modelo descrito em (4).

A seguir, procede-se a verificação do modelo estimado com o intuito de testar se a especificação do mesmo representa os dados de forma adequada. Essa verificação pode ser realizada mediante o comportamento da função de autocorrelação da série simulada.

De acordo com Pindyck e Rubinfeld (2004), a especificação do modelo só pode ser considerada correta se as funções de autocorrelação amostral da série original e da série simulada forem idênticas, ou seja, se os resíduos forem semelhantes a um processo de ruído branco. Para isso, pode-se empregar um teste de diagnóstico, proposto por Box e Pierce (1970), denominado teste de Box-Pierce de distribuição qui-quadrado com $k - p - q$ graus de liberdade, comparando-se o valor observado da estatística de teste com os valores tabelados da distribuição.

Definido o modelo adequado, realiza-se a previsão do modelo, que pode ser *ex-ante*, quando for empregada para prever valores futuros desconhecidos, e *ex-post*, que consiste em realizar previsões com valores contidos na série analisada, com o intuito de comparar os valores previstos com os observados, possibilitando verificar o potencial de previsão do modelo.

Esse instrumental tem sido largamente aplicado para prever, por exemplo, demanda, preços e arrecadação tributária. Neste trabalho, o interesse é utilizar esse instrumental para orientar na tomada de decisão quanto aos preços. Estudos dessa natureza foram realizados, por exemplo, por Shikida e Cunha (1996); Silva e Silva (1996); Araújo et al. (1997); Fachinello e Bacchi (2006); Soares et al. (2008); e Cordeiro et al. (2009).

Shikida e Cunha (1996) verificaram que o modelo SARIMA (2,1,1)(1,0,1)₁₂ apresentou melhor previsibilidade para os preços da cana-de-açúcar no período de janeiro de 1980 a outubro de 1994 para o estado de São Paulo.

No estudo desenvolvido por Silva e Silva (1996), o modelo ARIMA (1,1,1) representou o melhor ajuste para previsão de preços do carvão vegetal no período de 1980 a 1992.

Para prever os preços internacionais do cacau, Araújo et al. (1997) revelaram que o modelo ARIMA (4,1,0) reuniu as melhores características de análise da série temporal considerando o período entre janeiro de 1975 e dezembro de 1995.

Utilizando a metodologia de Box-Jenkins para previsão de preços de leite em Santa Catarina para o período de janeiro de 1997 a dezembro de 2004, Fachinello e Bacchi (2006) detectaram que o modelo SARIMA (3,0,1)(0,0,2)₁₂ foi o mais parcimonioso e com coeficientes significativos.

Com o intuito de elaborar um modelo de previsão para o preço da borracha natural no Brasil, Soares et al. (2008) encontraram o modelo ARIMA (2,1,1) como o mais apropriado para realização das previsões no período de janeiro de 1999 a setembro de 2007.

A modelagem ARIMA (3,1,0) foi selecionada por Cordeiro et al. (2009) para previsão de preços de exportação da madeira serrada de pinus no Brasil no período de janeiro de 1995 a agosto de 2008.

Feitas essas considerações sobre a estruturação do modelo e exemplos de aplicações em previsões de preços de produtos agropecuários e florestais, é relevante descrever a operacionalização desse modelo neste trabalho.

Para determinar a ordem p do modelo, utilizará a FACP, e a ordem q empregará a FAC. Quanto ao valor de d , adotará o teste de raiz unitária de Dickey-Fuller Aumentado (ADF), visto que é o mais usualmente utilizado na literatura econômica. Identificadas as especificações do modelo, procederá a estimação pelo método dos mínimos quadrados ordinários (MQO). O próximo passo consistirá na realização do teste ADF nos resíduos do modelo estimado para verificar se os mesmos apresentam um comportamento do tipo ruído branco. Caso seja, realizará a previsão *ex-post* dos doze últimos dados e comparar-se-ão esses valores previstos com os observados para verificar o potencial de previsão do modelo. Esses procedimentos serão implementados pelo software Eviews 5.0.

2.1.2. Método de Redes Neurais Artificiais

Outro tipo de modelagem que tem difundido na realização de previsões é o de Redes Neurais Artificiais (RNA). Esses modelos são não paramétricos e funcionam de modo idêntico ao cérebro humano, buscando aprender e fazer generalizações com base no conhecimento previamente acumulado (FERNANDES et al., 1996; CORREA e PORTUGAL, 1998).

De acordo com Braga e Resende Filho (1996), o modelo de RNA é constituído pelos seguintes componentes: Elementos de Processamento (EP) ou neurônios artificiais, que são responsáveis pelo recebimento e processamento dos dados de entrada e pela geração dos resultados; Camadas, que são utilizadas no agrupamento dos EP; Conexões, que podem ser comparadas aos pontos de contato (sinapses) existentes no sistema nervoso humano e Topologia das Redes, que se refere às inúmeras possibilidades de definir os EP e suas interconexões.

Existem diversos tipos de modelos de RNA, sendo que os mais empregados em previsões se referem ao perceptron de camada única e perceptron de múltiplas camadas. Para obter uma descrição detalhada desse instrumental, pode-se consultar, por exemplo,

Lawrence (1991), Nelson e Illingworth (1991), Silva e Silva (1995), Fernandes et al. (1996), Portugal e Fernandes (1996), Correa e Portugal (1998), Braga et al. (2000), Bressan (2001) e Haykin (2002).

Aplicações empíricas desse método à previsão de séries temporais de preços de produtos agrícolas e florestais podem ser encontradas, por exemplo, em Braga e Resende Filho (1996), Bressan (2001), Prottil et al. (2006) e Lima et al. (2009).

De acordo com Braga e Resende Filho (1996), as redes neurais artificiais (RNA) mostraram um poder preditivo superior aos modelos SARIMA para a série de preços do café em coco recebidos pelo produtor no Brasil, entre o período de janeiro de 1980 a junho de 1995.

O estudo desenvolvido por Bressan (2001) objetivou identificar o modelo que fornece as previsões mais precisas para as séries de preços de boi gordo, café e soja no mercado físico, considerando dados semanais entre 9 de setembro de 1996 e 31 de dezembro de 1999. Comparando o desempenho preditivo entre os modelos ARIMA e RNA, verificou-se que não houve heterogeneidade nessas *commodities* em períodos de baixa volatilidade, porém em períodos de maior volatilidade, o modelo ARIMA apresentou desempenho superior ao modelo RNA.

Utilizando o modelo de RNA, Prottil et al. (2006) obtiveram resultados satisfatórios para a previsibilidade dos preços de madeira de eucalipto para celulose.

Segundo Fernandes et al. (1996), o modelo de RNA apresentou maior capacidade preditiva para previsões com horizontes temporais mais longos. Essa evidência é confirmada por Lima et al. (2009) na previsão de preços futuros do açúcar adquiridos na Bolsa de Mercadorias e Futuros para o período entre 3 de janeiro de 2000 a 6 de fevereiro de 2009. Entretanto, para horizontes mais curtos de tempo, a adoção do modelo ARIMA é mais apropriada.

Após a caracterização do modelo de RNA e apresentação de exemplos empíricos que empregaram esse instrumental para prever preços de produtos agrícolas e florestais, o passo seguinte consiste em mostrar como tal modelo será operacionalizado no presente trabalho. As observações referentes ao primeiro ano do estudo, que compreende o período entre julho de 1994 a junho de 1995 servirão como base para a estimativa dos demais preços. Serão treinadas diferentes redes com o intuito de identificar a modelagem que fornece estimativas obtidas mais próximas dos dados observados. Para tal, será empregado o software Statistic 7.0 no módulo *Neural Networks*.

2.2. Fonte dos dados

Os dados empregados neste estudo correspondem aos preços médios mensais da castanha de caju em casca, expressos em quilos, referentes aos preços recebidos pelos produtores no estado do Ceará, no período de julho de 1994 a setembro de 2009. Dentre esse período, a previsão será realizada para as doze últimas observações, permitindo comparar esses valores previstos com os observados.

A série de preços foi obtida junto à Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB) e Central de Abastecimento do Ceará (CEASA/CE). Tais dados foram deflacionados pelo IGP-DI (base setembro de 2009), cujos valores foram extraídos do IPEADATA (2009).

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Esta sessão será dividida em duas partes. Inicialmente, apresentam-se os resultados obtidos por meio do método de Box e Jenkins (1976) e posteriormente os obtidos usando Redes Neurais Artificiais.

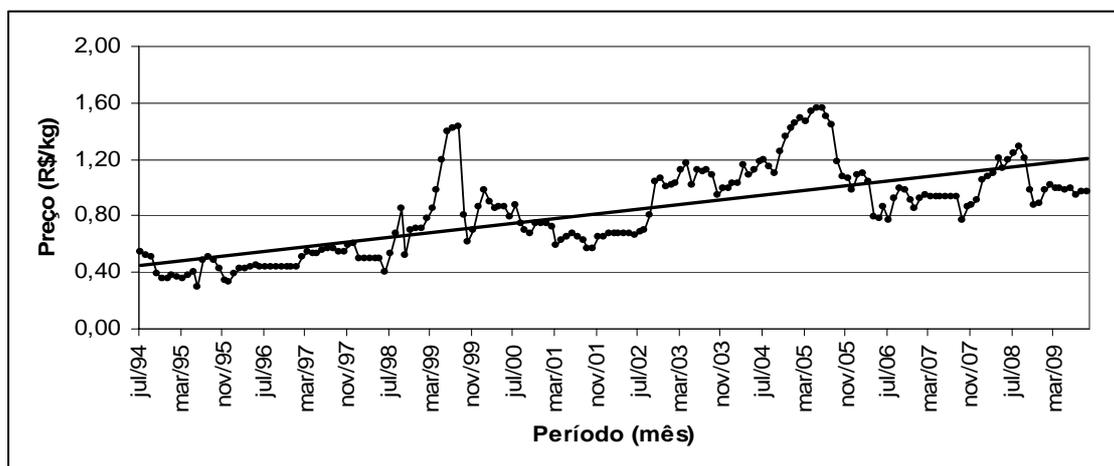
3.1. Método de Box e Jenkins

Os resultados obtidos no presente estudo, por meio da metodologia de Box e Jenkins (1976), são apresentados a seguir.

i) Identificação:

De acordo com Fisher (1982), é conveniente plotar os valores da série observada. Seu gráfico possibilita a visualização de uma série com tendência crescente, geométrica, sugerindo a inexistência de componente sazonal significativa. Por outro lado, pode sugerir a transformação da variável para estabilizar a variância.

Sendo assim, na Figura 1, é apresentado o esboço do gráfico com a série mensal de preço da castanha de caju (R\$/kg), no período de julho de 1994 a setembro de 2009.



Fonte: CEASA/CE (2010)

Figura 1 – Preço da castanha de caju no Ceará (R\$/kg), julho de 1994 a setembro de 2009.

Com a análise gráfica preliminar, pode-se inferir a existência de tendência crescente, inexistência de sazonalidade e não estacionariedade da série de preços da castanha de caju.

Os resultados do teste ADF descritos no Quadro 1 confirmam que a série de preço, sob análise, não é estacionária. Tendo em vista que os valores calculados são menores em módulo que seus respectivos valores críticos, a hipótese nula de raiz unitária não pode ser rejeitada para a série considerada.

Quadro 1 – Resultados do teste de ADF em nível para as séries mensais de preços da castanha de caju, julho de 1994 a setembro de 2008.

| Modelo | Valores Críticos | Valores Calculados do teste de ADF |
|--------------------------------|--------------------------------|------------------------------------|
| | $\tau_{crítico}^{\alpha=0,01}$ | |
| Com intercepto e tendência | -4,11 | -4,01 |
| Somente com intercepto | -3,46 | -1,88 |
| Sem intercepto e sem tendência | -2,57 | -1,30 |

Fonte: Dados da pesquisa.

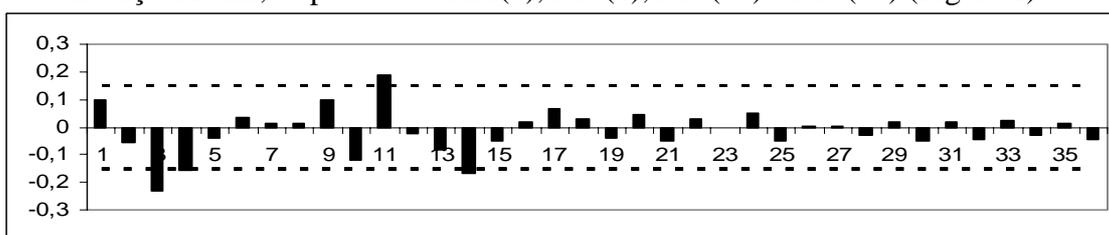
Assim, foi necessário processar uma transformação de primeira diferença o que a tornou estacionária. Em outras palavras, a série mensal de preços da castanha de caju no Ceará, de julho de 1994 a setembro de 2009, é integrada de ordem um, ou seja, ela é $I(1)$ (Quadro 2).

Quadro 2 – Resultados do teste de ADF em primeira diferença para a série mensal de preços da castanha de caju, julho de 1994 a setembro de 2008.

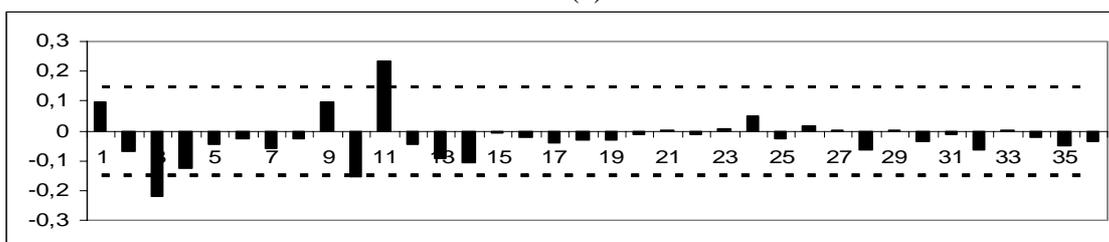
| Modelo | Valores Críticos | Valores Calculados do teste de ADF |
|--------------------------------|--------------------------------|------------------------------------|
| | $\tau_{crítico}^{\alpha=0,01}$ | |
| Com intercepto e tendência | -4,01 | -9,58 |
| Somente com intercepto | -3,46 | -9,61 |
| Sem intercepto e sem tendência | -2,57 | -9,64 |

Fonte: Dados da pesquisa.

Na primeira diferença, verificou-se que a FACP apresenta um pico significativo nos lags 3, 10 e 11, sugerindo a inclusão do AR(3), AR(10) e AR(11) (Figura 2). Por outro lado, pela FAC foi constatada no lag 3, 4, 11 e 14 a presença de um pico fora do intervalo de confiança. Assim, se pode ter o MA(3), MA(4), MA(11) e MA(14) (Figura 2).



(a)



(b)

Fonte: Dados da Pesquisa.

Figura 2 - FAC (a) e FACP (b) em primeira diferença para a série mensal de preço da castanha de caju, julho de 1994 a setembro de 2008.

Com relação à sazonalidade, esta não foi identificada na FAC e na FACP (Figura 2). Deste modo, estimaram-se os modelos apresentados na etapa a seguir.

ii) Estimação

Os resultados da estimação dos modelos para previsão dos preços da castanha de caju estão apresentados no Quadro 3.

Quadro 3 – Modelos estimados para previsão do preço da castanha de caju.

| Modelos | Variáveis | Coefficiente | Erro-Padrão | Teste t | AIC | SC |
|------------------|---------------|-------------------------|-------------|-----------|-----------|-----------|
| ARIMA (3,1,4) | C | 0.000410 ^{ns} | 0.007828 | 0.052327 | -1.625726 | -1.471315 |
| | ϕ_3 | 0.160971* | 0.075022 | 2.145658 | | |
| | ϕ_4 | -0.230745* | 0.065532 | -3.521108 | | |
| | ϕ_{11} | -0.531687* | 0.055754 | -9.536242 | | |
| | θ_3 | -0.332308* | 0.070127 | -4.738664 | | |
| | θ_4 | 0.234502* | 0.039926 | 5.873421 | | |
| | θ_{11} | 0.836601* | 0.031312 | 26.71785 | | |
| | θ_{14} | -0.218663* | 0.070151 | -3.117036 | | |
| ARIMA (0,1,4) | C | -0.001635 ^{ns} | 0.001645 | -0.993594 | -1.470423 | -1.378193 |
| | θ_3 | -0.153120* | 0.054956 | -2.786241 | | |
| | θ_4 | -0.124185* | 0.049784 | -2.494479 | | |
| | θ_{11} | -0.148211* | 0.054203 | -2.734389 | | |
| | θ_{14} | -0.548143* | 0.060422 | -9.071865 | | |
| ARIMA (1,1,4) | C | -0.002278*** | 0.001568 | -1.452806 | -1.472140 | -1.356821 |
| | ϕ_{10} | -0.145989** | 0.077849 | -1.875288 | | |
| | θ_3 | -0.156482* | 0.058666 | -2.667357 | | |
| | θ_4 | -0.117759* | 0.055377 | -2.126495 | | |
| | θ_{11} | -0.134337* | 0.058261 | -2.305792 | | |
| | θ_{14} | -0.564857* | 0.059865 | -9.435429 | | |

Fonte: Dados da pesquisa. * significativo em nível de 1% de probabilidade; ** significativo em nível de 14% de probabilidade; *** significativo em nível de 14% de probabilidade; ns = não significativo; sc = sem correlação serial nos resíduos.

Escolheu-se o modelo ARIMA (1,1,4) para previsão do preço da castanha de caju, devido à significância dos coeficientes, aos menores valores observados para os critérios de AIC e SCH.

A equação estimada do modelo ARIMA (1,1,4) assume a forma apresentada na equações 17.

$$W_t = -0,002278 - 0,145989W_{t-10} - 0,156482 + \varepsilon_t - 0,117759\varepsilon_{t-4} - 0,134337\varepsilon_{t-11} - 0,564857\varepsilon_{t-14} \quad (17)$$

iii) Avaliação

Com relação à avaliação do modelo ARIMA (1,1,4), verificou-se pelos resultados do teste ADF nos resíduos que se pode rejeitar a hipótese nula de raiz unitária, uma vez que os valores críticos são maiores em módulo que o $\tau_{calculado}$ (Quadro 4).

Quadro 4 - Resultados do teste ADF em nível nos resíduos do modelo ARIMA (1,1,4).

| Modelo | Valores Críticos | Valores Calculados do teste de ADF |
|--------------------------------|--------------------------------|------------------------------------|
| | $\tau_{crítico}^{\alpha=0,01}$ | |
| Com intercepto e tendência | -4,01 | -14,33 |
| Somente com intercepto | -3,46 | -14,37 |
| Sem intercepto e sem tendência | -2,57 | -14,41 |

Fonte: Dados da pesquisa.

Destarte, pode-se afirmar que o modelo apresentou-se satisfatórios para a estimação realizada.

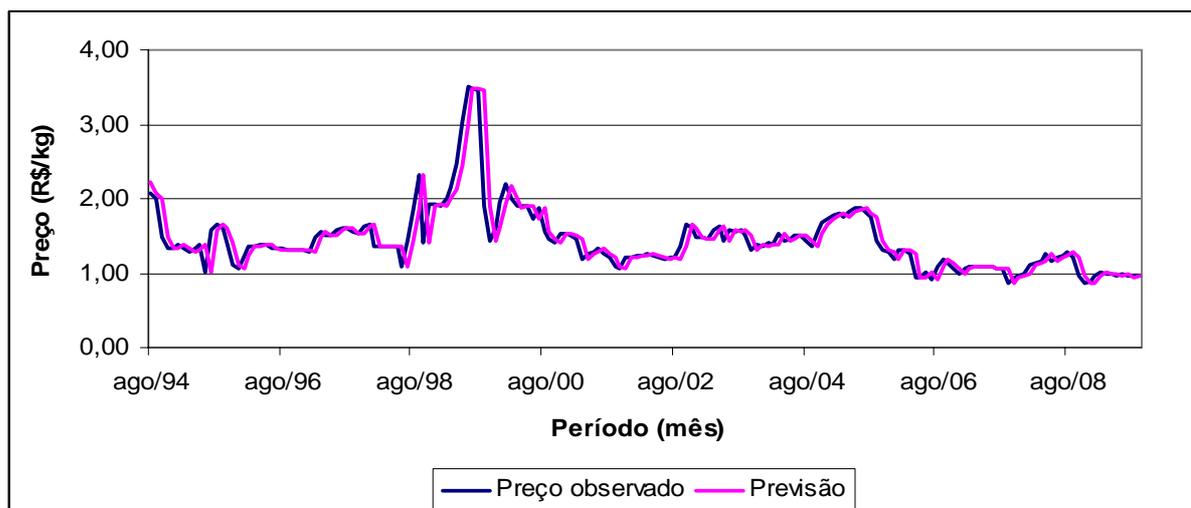
iv) Previsão

As estimativas dos preços da castanha de caju, no período de outubro de 2008 a setembro de 2009, são apresentadas no Quadro 5. Na Figura 4 pode ser observado os preços observados e os preços previstos de agosto de 1994 a setembro de 2009.

Quadro 5 - Estimativa do preço da castanha de caju para o período de outubro de 2008 a setembro de 2009.

| Mês | Preço observado | Previsão | Limite Inferior | Limite Superior | Erro (%) |
|---------|-----------------|----------|-----------------|-----------------|----------|
| 10/2008 | 0,98 | 1,28 | 1,1377 | 1,43 | 30,90 |
| 11/2008 | 0,88 | 1,20 | 1,0633 | 1,33 | 36,24 |
| 12/2008 | 0,89 | 0,96 | 0,8519 | 1,07 | 7,92 |
| 01/2009 | 0,98 | 0,86 | 0,7644 | 0,96 | -12,05 |
| 02/2009 | 1,02 | 0,88 | 0,7765 | 0,97 | -14,16 |
| 03/2009 | 1,00 | 0,96 | 0,8549 | 1,07 | -3,60 |
| 04/2009 | 1,00 | 1,00 | 0,8910 | 1,12 | 0,46 |
| 05/2009 | 0,98 | 0,99 | 0,8809 | 1,11 | 1,35 |
| 06/2009 | 0,99 | 0,99 | 0,8805 | 1,11 | 0,28 |
| 07/2009 | 0,95 | 0,97 | 0,8614 | 1,08 | 2,24 |
| 08/2009 | 0,97 | 0,98 | 0,8729 | 1,10 | 1,47 |
| 09/2009 | 0,97 | 0,95 | 0,8431 | 1,06 | -2,00 |
| Média | 0,97 | 0,97 | 0,89 | 1,12 | 4,09 |

Fonte: Dados da pesquisa.



Fonte: Dados da Pesquisa.

Figura 4 - Estimativa do preço da castanha de caju para o período de agosto de 1994 a setembro de 2009.

A estimativa feita pelo modelo ARIMA (1,1,4) superestimou o preço da castanha de caju em 4,09%, no período de outubro de 2008 a setembro de 2009. Os maiores desvios foram verificados em outubro e novembro de 2008.

No Quadro 6, encontram-se os componentes de Desigualdade de Theil e os Componentes de sua Decomposição - Proporção de Tendenciosidade, Proporção de Variância e Proporção de Covariância.

Quadro 6 - Avaliação da estimativa do preço da castanha de caju de outubro de 2008 a setembro de 2009.

| Testes | Resultados |
|---|------------|
| Raiz do erro de previsão quadrático médio (REPQM) | 0,2033 |
| Erro absoluto médio (EAM) | 0,1093 |
| Percentual do erro absoluto médio (PEAM) | 7,3923 |
| Coefficiente de Desigualdade de Theil (CDT) | 0,0677 |
| Proporção de tendenciosidade (PT) | 0,0002 |
| Proporção de variância (PV) | 0,0000 |
| Proporção de covariância (PC) | 0,9997 |

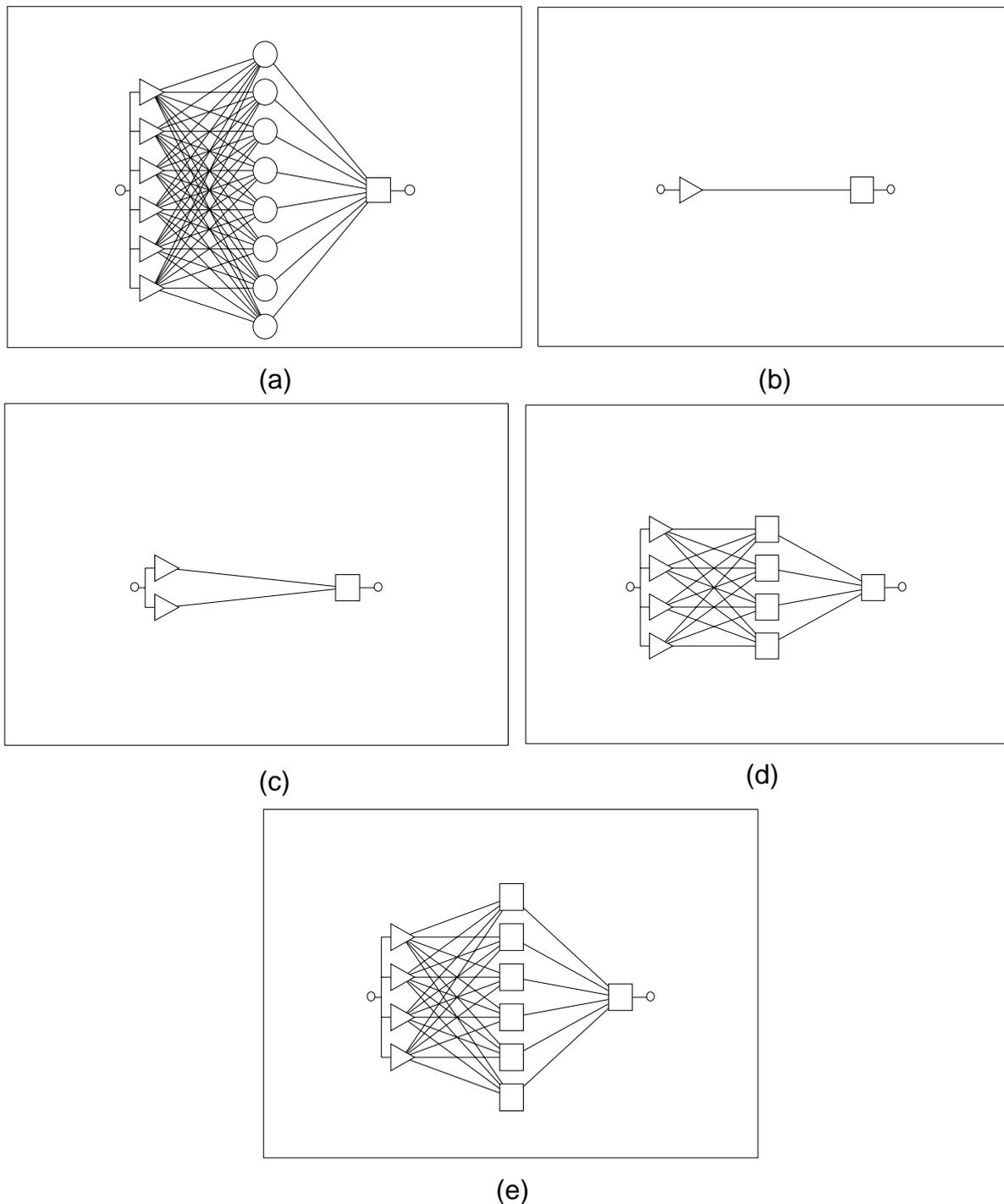
Fonte: Dados da pesquisa.

O coeficiente CDT encontrado sugere um bom ajuste do modelo e consequentemente das previsões, pois é da ordem de 0,06. Com relação à PT, PV e PC, como já foi dito anteriormente, o ideal é valor baixo para PT e PV e valor alto para PC, o que foi observado nos resultados obtidos para o preço da castanha de caju. Como a REPQM, EAM e PEAM apresentaram valores pequenos, constata-se que as previsões apresentadas no Quadro 5 e na Figura 4 são satisfatórias.

3.2. Redes Neurais Artificiais

Nesta seção apresentam-se os resultados obtidos, por meio do método de redes neurais artificiais.

Foram treinadas cinco redes com as seguintes características: rede radical basic function (RBF:6-8-1), rede perceptron (MLP: 1-1), rede perceptron (MLP: 2-1) e duas redes Multi latter perceptron uma com 4 neurônios na camada intermediária (MLP:4-4-1) e outra com 6 (MLP: 4-6-1) (Figura 5).



Fonte: Dados da Pesquisa.

Figura 5 – Arquitetura das redes neurais artificiais treinadas para estimativa da série de preços da castanha de caju no Ceará, RBF: 6-8-1 (a), Perceptron: 1-1 (b), Perceptron: 2-1 (c), MPL:4-4-1 (d) e MPL:4-6-1 (e).

A melhor modelagem da série temporal de preços da castanha de caju foi obtida pela Perceptron: 2-1. As demais redes apresentaram desempenho inferior.

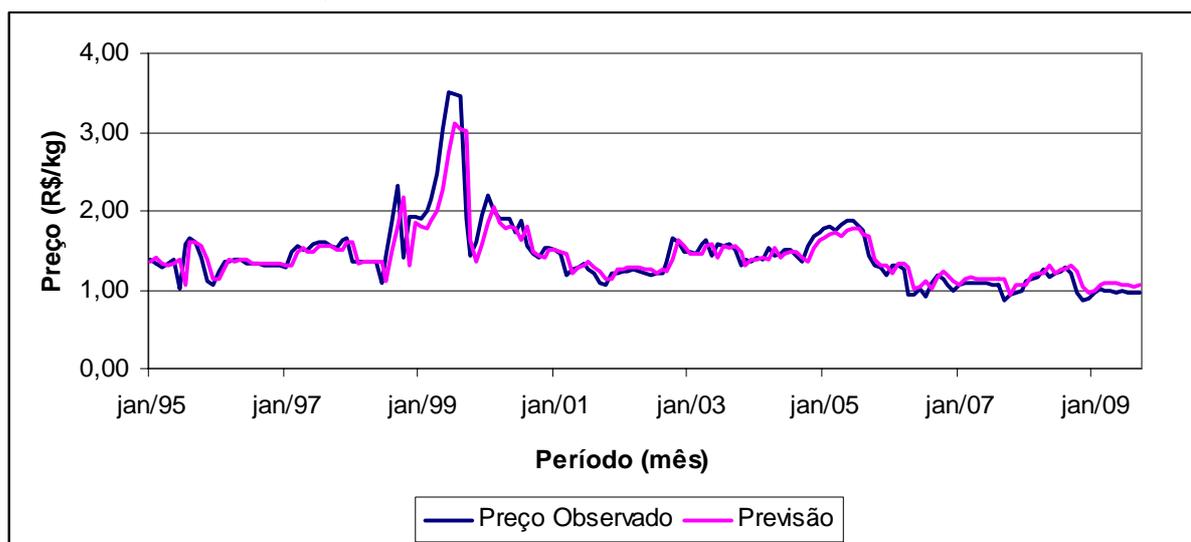
No Quadro 7, pode ser observado as estimativas de preços da castanha de caju para o período de outubro de 2008 a setembro de 2009, por meio do método Redes Neurais Artificiais. Observa-se, que o erro médio observado no período considerado para previsão foi da ordem de 10,74%, superior ao erro obtido por meio da metodologia de Box e Jenkins (1976).

Quadro 7 - Estimativa do preço da castanha de caju para o período de outubro de 2008 a setembro de 2009.

| Mês | Preço observado | Previsão | Limite Inferior | Limite Superior | Erro (%) |
|--------|-----------------|----------|-----------------|-----------------|----------|
| out/08 | 0,98 | 1,23 | 1,04 | 1,42 | 9,24 |
| nov/08 | 0,88 | 1,03 | 0,91 | 1,14 | 27,92 |
| dez/08 | 0,89 | 0,96 | 0,90 | 1,02 | 18,82 |
| jan/09 | 0,98 | 0,99 | 0,97 | 1,00 | 9,79 |
| fev/09 | 1,02 | 1,06 | 1,02 | 1,11 | 2,08 |
| mar/09 | 1,00 | 1,09 | 1,02 | 1,16 | 5,69 |
| abr/09 | 1,00 | 1,08 | 1,02 | 1,13 | 9,61 |
| mai/09 | 0,98 | 1,08 | 1,00 | 1,15 | 8,20 |
| jun/09 | 0,99 | 1,06 | 1,01 | 1,11 | 10,68 |
| jul/09 | 0,95 | 1,07 | 0,99 | 1,16 | 7,26 |
| ago/09 | 0,97 | 1,04 | 0,99 | 1,09 | 12,53 |
| set/09 | 0,97 | 1,06 | 1,00 | 1,13 | 7,06 |
| Média | 0,97 | 1,06 | 0,99 | 1,14 | 10,74 |

Fonte: Dados da pesquisa.

Na Figura 6 encontram-se os preços observados e os preços previstos de agosto de 1994 a setembro de 2009, com o uso do método Redes Neurais Artificiais.



Fonte: Dados da Pesquisa.

Figura 6 - Estimativa do preço da castanha de caju para o período de janeiro de 1995 a setembro de 2009.

4. CONCLUSÕES

De acordo com os resultados obtidos, usando o método de Box e Jenkins (1976), conclui-se que o modelo ARIMA (1,1,4) foi eficiente e apresentou projeção satisfatória para previsão dos preços da castanha de caju, no período de outubro de 2008 a setembro de 2009 e os modelos SARIMA não foram identificados, pois não foi constatado efeito de sazonalidade na série sob análise.

Com base no método Redes Neurais Artificiais, conclui-se que a rede MPL: 2-1 foi a melhor para previsão de preços da castanha de caju no Ceará. Contudo, o melhor método para previsão dos preços da castanha de caju no Ceará foi o ARIMA (1,1,4), obtido por meio do método de Box e Jenkins (1976), pois apresentou menores erros percentuais.

Ademais, para estudos posteriores sugere-se que sejam levados em consideração outros métodos de previsões de preços, como, por exemplo, modelos estruturais e Bayesianos.

5. AGRADECIMENTOS

À Universidade Federal de Viçosa (UFV), ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), à Universidade Regional do Cariri (URCA) e à Fundação Cearense de Apoio ao Desenvolvimento Científico e Tecnológico (FUNCAP).

6. REFERÊNCIAS

ARAÚJO, A. C.; LIMA, R. C.; MESQUITA, T. C. Um modelo de previsão de preços internacionais do cacau. **Revista Econômica do Nordeste**, Fortaleza, v. 28, n. 3, p. 311-325, 1997.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M. **Time series analysis, forecasting and control**. San Francisco: Holden-Day, 1976.

BOX, G. E. P.; PIERCE, D. A. Distribution of residual autocorrelations in autoregressive integrated moving average time series models. **Journal of the American Statistical Association**, v. 65, 1970.

BRAGA, A. P.; CARVALHO, A. P. L. F.; LUDERMIR, T. B. **Redes neurais artificiais: teoria e aplicações**. Rio de Janeiro: LTC, 2000.

BRAGA, M. J.; REZENDE FILHO, M. A. Comparação entre o uso de redes neuronais e metodologia Box & Jenkins na previsão de preços agrícolas: um exercício empírico. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ECONOMIA E SOCIOLOGIA RURAL, 34, 1996. **Anais...** Aracaju: SOBER, 1996. p. 1130-1148.

BRESSAN, A. A. **Modelos de previsão de preços aplicados aos contratos futuros agropecuários**. Viçosa: UFV, 2001. 152 f. Tese (Doutorado em Economia Aplicada) – Universidade Federal de Viçosa, 2001.

CORDEIRO, S. A.; SOARES, N. S.; SILVA, M. L. Utilização da metodologia de Box e Jenkins nas previsões do preço de exportação da madeira serrada de pinus no Brasil. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E SOCIOLOGIA

RURAL, 47, 2009. **Anais...** Porto Alegre: SOBER, 2009.

CORREA, W. L. R.; PORTUGAL, M. S. Previsão de séries de tempo na presença de mudança estrutural: Redes Neurais Artificiais e Modelos Estruturais. **Economia Aplicada**, São Paulo, v. 2, n. 3, p. 487-514, 1998.

FACHINELLO, A. L.; BACCHI, M. R. P. Determinação de um modelo de previsão univariado para preços de leite pagos aos produtores em Santa Catarina. **Revista Análise Econômica**, Porto Alegre, ano 24, n. 46, p. 47-62, setembro de 2006.

FAO. **FAOSTAT data base**. Disponível em: <www.faostat.fao.org>. Acesso em: 19 nov. 2009.

FERNANDES, L. G. L.; NAVAUUX, P. O. A.; PORTUGAL, M. S. Previsão de séries de tempo: redes neurais artificiais e modelos estruturais. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, Rio de Janeiro, v. 26, n. 2, p. 253-276, 1996.

FISCHER, S. **Séries univariantes de tempo: metodologia de Box e Jenkins**. Porto Alegre: FEE, 1982. 186 f. Dissertação (Mestrado em Economia) – Fundação de Economia e Estatística, 1982.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE. Banco de Dados Agregados - Sistema IBGE de Recuperação Automática – SIDRA. **Quantidade produzida e valor da produção da castanha de caju, 2008**. Brasília-DF. Disponível em: <www.ibge.gov.br>. Acesso em: 13 nov. 2009.

HAYKIN, S. **Redes neurais: princípios e prática**. Porto Alegre: Bookman, 2002.

JOHNSTON, J.; DINARDO, J. **Econometric Methods**. 4th ed. New York: McGraw Hill, 1997.

LAWRECE, J. **Introduction to neural networks**. California Scientific Software. Grass Valey 1991.

LIMA, R. C.; VIEIRA, A. A.; CAVALCANTI, V. G.; MOTA, D. L.; SILVA NETO, A. Modelos de previsão para dados de alta frequência: um estudo comparativo utilizando os modelos de redes neurais e ARIMA para o caso do preço futuro do açúcar. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E SOCIOLOGIA RURAL, 47, 2009. **Anais...** Porto Alegre: SOBER, 2009.

MENDONÇA, T. G.; LÍRIO, V. S.; GOMES, M. F. M.; CAMPOS, A. C. Inserção do Brasil no mercado mundial de castanha de caju no período de 1990 a 2005. **Revista Econômica do Nordeste**, Fortaleza, v. 40, n. 1, p. 133-151, 2009.

MINISTÉRIO DE DESENVOLVIMENTO INDÚSTRIA E COMÉRCIO – MDIC - Aliceweb. **Valor das exportações cearenses de castanha de caju**. Brasília-DF. Disponível em: <www.aliceweb.desenvolvimento.gov.br>. Acesso em: 13 nov. 2009.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. **Análise de séries temporais**. 2 ed. São Paulo: Edgard Blücher, 2006.

PESSOA, P. F. A. P. Dinâmica na transmissão de preços entre os mercados externo e interno de amêndoa e castanha de caju. **Revista Econômica do Nordeste**, Fortaleza, v. 28, n. 3, p. 361-365, 1997.

PROTIL, R. M.; COELHO, L. S.; SILVA, W. V. da. Avaliação da previsibilidade dos preços da madeira de eucalipto utilizando redes neurais artificiais. In: XLIV CONGRESSO BRASILEIRO DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E SOCIOLOGIA RURAL. **Anais...** Fortaleza: SOBER, 2006.

NELSON, M.; ILLINGWORTH, W. T. **A practical guide to neural nets**. Addison-Wesley, Reading, 1991.

PIMENTEL, C. R. M. **Castanha de caju: produção e consumo internacional**. Fortaleza: EMBRAPA, 1992. 18p.

PINDYCK, R. S.; RUBINFELD, D. L. **Econometria: Modelos e Previsões**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2004.

POLLOCK, D. S. G. **A short course of time series analysis and forecasting**. Vienna: The Institute of Advanced Studies, 1993.

PORTUGAL, M. S.; FERNANDES, L. G. L. Redes neurais artificiais e previsão de séries econômicas: uma introdução. **Nova Economia**, Belo Horizonte, v. 6, n. 1, p. 51-74, 1996.

SHIKIDA, P. F. A.; CUNHA, M. S. Um estudo empírico de série temporal para os preços da cana-de-açúcar. **Economia & Empresa**, São Paulo, v. 3, n. 4, p. 55-63, 1996.

SILVA, C. A. B.; SILVA, E. B. Previsão da recepção de leite em usinas laticinistas: uma aplicação de redes neurais. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, Brasília, v. 33, n. 1, p. 87-97, 1995.

SILVA, M. L.; SILVA, J. M. A. Análise do comportamento temporal dos preços do carvão vegetal: aplicação do modelo e a avaliação da metodologia "Box and Jenkins". **Revista Árvore**, Viçosa: UFV, v. 20, n. 1, p. 57-67, 1996.

SOARES, N. S.; SILVA, M. L.; LIMA, J. E.; CORDEIRO, S. A. Análise de previsões do preço da borracha natural no Brasil. **Scientia Florestalis**, Piracicaba, v. 36, n. 80, p. 285-294, 2008.

VASCONCELLOS, M. A. S.; ALVES, D. **Manual de Econometria**. São Paulo: Atlas, 2000.