

II SEMINÁRIO DE ENGENHARIA DE ENERGIA NA AGRICULTURA

REVISTA BRASILEIRA DE ENERGIAS RENOVÁVEIS

APLICAÇÃO DO MÉTODO DE BOX-JENKINS NA PREVISÃO DE DEMANDA DO BAGAÇO DE CANA DE AÇÚCAR¹

Lucas Duarte Soares², Silmar Antonio Lunkes², Jandrei Sartori Splancerski², Edward Seabra
Júnior³, José Airton Azevedo Dos Santos³, Julio Cezar Girardi⁴

¹Apresentado no 2º Seminário de Engenharia de Energia na Agricultura: 30/11/2017-UNIOESTE, *Campus* Cascavel.

²Bacharelado em Engenharia de Produção na Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR). lucas.2012@alunos.utfpr.edu.br, silmarlunkes@gmail.com, jandreisst@gmail.com.

³Professor na Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR). seabra.edward@gmail.com, professorjairton@gmail.com.

³Mestrando em Engenharia de Energia na Agricultura na Universidade Estadual do Oeste do Paraná (UNIOESTE). juliocgirardi@gmail.com

RESUMO

A energia elétrica é uma das formas de energia mais utilizada no mundo. Sendo de grande importância para o crescimento de qualquer economia no mundo. A biomassa gerada pelo setor sucroalcooleiro, que produz açúcar e álcool, pode ter uma contribuição significativa na matriz energética brasileira. Neste contexto, este trabalho tem como objetivo realizar uma previsão de demanda, através do método de Box-Jenkins, do consumo de cana de açúcar, baseado em dados obtidos do setor energético brasileiro. A obtenção do modelo de previsão baseou-se na análise de gráficos e testes estatísticos. Adotou-se, neste trabalho, o modelo ARIMA(2,1,1) para prever o consumo de bagaço de cana de açúcar.

Palavras-chave: energia elétrica, biomassa, modelo de previsão.

APPLICATION OF THE METHOD OF BOX-JENKINS IN FORECASTING DEMAND FROM SUGARCANE BAGASSE

Abstract: Electricity is one of the most widely used forms of energy in the world. Being of great importance for the growth of any economy in the world. The biomass generated by the sugar and alcohol sector, which produces sugar and alcohol, can make a significant contribution in the Brazilian energy matrix. In this context, the objective of this work is to forecast the demand, through the Box Jenkins method, for the consumption of sugarcane, based on data obtained from the Brazilian energy sector. Obtaining the prediction model was based on the analysis of graphs and statistical tests. The ARIMA model (2,1,1) was used to predict the consumption of sugarcane bagasse.

Keyword: electrical energy, biomass, prediction model.

Introdução

A utilização da energia no Brasil começou a apresentar incrementos elevados a partir do término da II Guerra Mundial, impulsionado pelo crescimento demográfico e pela construção de uma infra-estrutura de transporte rodoviário de característica energética intensiva. Entre 1940 e 1950, com uma população de cerca de 41 milhões de habitantes, dos quais 69% se concentravam no meio rural, o consumo brasileiro de energia primária era de apenas 15 milhões. Em 1970, com uma população de mais de 93 milhões de habitantes, esse consumo já se aproximava de 70 milhões. Em 2000 a população já ultrapassava 170 milhões de habitantes e o consumo de energia se elevava a cerca de 190 milhões, de modo que o crescimento quase triplicou (TOLMASQUIM et al., 2007).

O desenvolvimento sustentável tem se mostrado dependente da energia elétrica. Por outro lado, a produção de energia elétrica é, entre as atividades desenvolvidas pelo homem, uma das mais intensivas em recursos naturais, produzindo importantes alterações no ambiente, inclusive negativas, sendo assim considerando a importância crescente da energia para o bem estar da população e para a continuidade das atividades econômicas, a busca por um desenvolvimento sustentável passa necessariamente pelo aumento da eficiência na produção e no

uso da energia, aliadas à capacidade de geração, transmissão, distribuição e comercialização de fontes alternativas e renováveis de energia em larga escala (COSTA e PRATES, 2005).

O estudo, realizado pelo Plano Decenal de Expansão de Energia (PDE2020), desenvolvido pela Empresa de Pesquisa Energética (EPE), aponta para uma participação das fontes renováveis de 46,3% em 2020 ante os 44,8% apresentados em 2010.

Atualmente, considerando o anseio por fontes renováveis, muitos estudos estão sendo realizados com o interesse de buscar produtividade elétrica com sustentabilidade, reduzindo ao máximo os impactos ao meio ambiente. Tanto no Brasil, como no mercado internacional, a biomassa da cana de açúcar tem sido utilizada consideravelmente na diversificação da matriz energética e na diminuição do uso de combustíveis fósseis (CENBIO, 2001).

Segundo dados da safra 2008/2009 e informações do Programa de Cana-de-açúcar (PROCANA), o Brasil utiliza a cana-de-açúcar como principal e mais importante cultura, sendo o agronegócio sucroalcooleiro responsável por aproximadamente 1,76% do PIB nacional (RODRIGUES, 2010).

O bagaço de cana é um subproduto resultante da extração do caldo da cana-de-açúcar, em usinas ou destilarias, para produção de álcool etílico e açúcar. Sendo considerado atualmente como o principal resíduo agrícola brasileiro, devido à expansão da produção de álcool (SILVA e MORAIS, 2008). A maior parte do bagaço produzido é utilizada na própria usina na geração de vapor para o suprimento de energia de seu parque industrial (LORA, 2004).

Carmo et al (2009) asseguram que é extremamente importante realizar, devido a crescente utilização do bagaço de cana-de-açúcar no setor energético brasileiro, um planejamento adequado, considerando a real busca pelo produto, ou seja seu consumo, para assim conseguir ofertá-lo coesamente. Segundo Pellegrini e Fogliatto (2000) para quantificar a procura do produto utiliza-se dados históricos, possibilitando a realização de previsões, que auxiliará no planejamento pois irá prever a demanda em períodos futuros.

Lustosa et al. (2008) entendem que a demanda pode ser compreendida como a necessidade de clientes em consumir bens e serviços oferecidos por uma organização e previsão, para Fernandes e Filho (2010), pode ser definida como a arte e a ciência de especificar informações relevantes sobre o futuro. Portanto é de extrema importância acrescentar que a previsão necessita estar em função de um conjunto de métodos e ao conhecimento de como o

mercado se comportou anteriormente ao longo do tempo, evitando, a todo custo, simples adivinhações baseadas na subjetividade do profissional (FERNANDES e FILHO, 2010; MOREIRA, 2008).

Por esse motivo a previsão de demanda é considerada um processo racional de busca de informações acerca do valor das vendas futuras de um produto ou de um mix de produtos (DAVIS et al., 1997; MOREIRA, 2008). Sempre que possível, a previsão deve fornecer também informações sobre a qualidade e a localização dos produtos no futuro (MOREIRA, 2008).

Logo, muitas empresas desejam obter uma previsão consistente das requisições do mercado, normalmente a partir de dados de vendas passadas (série temporal), para um eficiente planejamento de produção, onde os estoques sejam minimizados de forma significativa (MOREIRA, 2008; SLACK et al., 2009). Pois é de conhecimento comum entre os gestores que estoque em excesso é sinônimo de custo e a falta do mesmo pode resultar em uma venda não concretizada (LUSTOSA et al., 2008).

Morettin e Tolo (2006) supõem que exista um sistema que exerça a função de filtro que tem como entrada um conjunto de ruídos brancos (sinais aleatórios com a mesma intensidade em frequências distintas), que são gerados a partir de um processo de números aleatórios sem correlação entre si. Quando processados pelo sistema, esses ruídos brancos são transformados em uma sequência de valores observados seguindo um padrão, correspondendo à uma série temporal y_t como apresentada na Figura 1.



Figura 1. Filtro gerador da série temporal.
Fonte: Adaptado de Morettin e Tolo (2006)

O caminho inverso desse sistema representa uma situação real, ou seja, é conhecido o conjunto de observações y_t geradas pelo sistema. Busca-se encontrar um modelo (Figura 2) que corresponde aos processos internos do sistema que gerou a série (MONTGOMERY et al., 2008).



Figura 2. Modelo gerador da série temporal.
Fonte: Adaptado de Morettin e Toloi (2006)

A previsão baseada na metodologia de Box-Jenkins tem como base o ajuste de modelos de tentativa chamados de ARIMA (auto regressivos integrados de médias móveis) a séries temporais de valores observados no qual a diferença entre os valores fornecidos pelos modelos e os observados resulte em séries de comportamento aleatório próximo de zero (BUENO, 2008). Esses modelos conseguem relatar os processos de geração de uma infinidade de séries temporais sem precisar das relações que as produzem (MONTGOMERY et al. 2008). Sendo uma metodologia de modelagem flexível, pois descreve tanto o comportamento estacionário quanto o não-estacionário, para efetuar previsões a partir de valores atuais e passados das séries (GUAJARATI, 2000; MORETTIN e TOLOI, 2006).

É importante citar que o processo observado deve ser estacionário, pelo fato da possibilidade de fixar parâmetros do modelo válidos para conseguir prever o futuro a partir de dados passado (MORETTIN e TOLOI, 2006). Uma série é considerada estacionária quando possui um equilíbrio estável por meio do seu desenvolvimento no tempo de forma aleatória ao redor de uma média constante (GUAJARATI, 2000). Portanto, o primeiro passo para realizar essa modelagem é realizar procedimentos para remover a não-estacionaridade por meio da diferenciação da ordem d que é dada da seguinte forma (MORETTIN e TOLOI, 2006; PELLEGRINI, 2000):

$$\Delta y_t = y_t - y_{t-1} \quad (1)$$

O conceito inicial de um filtro que tem como entrada uma série aleatória do tipo ruído branco pode ser associado a esse método. A Figura 3 retrata os filtros associados em série que representam as ordens dos modelos ARIMA (p, d, q). Esses filtros, auto regressivo estacionário (ordem p), integração não-estacionário (ordem d) e médias móveis (ordem q), são estimulados

pelo conjunto de ruídos brancos que geram a série y_t (WERNER e RIBEIRO, 2003; COELHO e SAMOHYL, 2007).

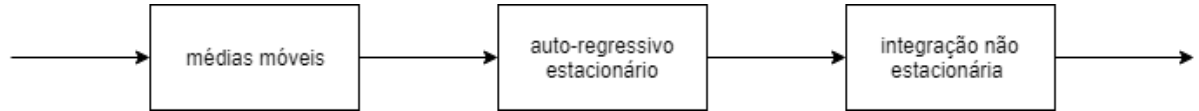


Figura 3. Conjunto de filtros do modelo ARIMA.

Fonte: Adaptado de Werner e Ribeiro (2003) e Coelho e Samohyl (2007)

Para Guajarati (2000), a primeira etapa da metodologia Box-Jenkins serve para identificar a condição de estacionaridade da série, podendo ser realizada pelo teste de raiz unitária. O teste mais utilizado para encontrá-la é o teste de Dickey-Fuller que consiste em regressar uma variável específica em relação aos seus valores defasados no tempo. Caso a série possua uma raiz unitária ela é considerada não-estacionária. Logo, deve-se utilizar procedimentos para transformá-la em estacionária (GUAJARATI, 2000; MORETTIN e TOLOI, 2006). Após isso é necessário identificar o modelo ARIMA que gerou a série y_t por meio das ferramentas de função de auto correlação (FAC), função de auto correlação parcial (FACP) e seus correlogramas, que são representações gráficas da FAC e FACP para diferentes *lags* (defasagens) (MAKRIDAKIS et al., 1998; MONTGOMERY et al., 2008).

O Tabela 1 fornece alguns padrões teóricos para a FAC e FACP com o objetivo de auxiliar a identificação do modelo (GUAJARATI, 2000). A FAC descreve a correlação entre dois valores de uma única variável em diferentes períodos de tempo. Sendo p_k o coeficiente de auto correlação que mede a correlação entre a variável no instante t em relação ao período defasado $t-k$ chamado de coeficiente de auto correlação de *lag* k (MAKRIDAKIS et al., 1998; PELLEGRINI, 2000). No caso da FACP, esta mostra a correlação entre o valor de determinada série no tempo t e seu valor defasado em $t-k$ sem considerar os valores intermediários $y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-k+1}$ (FAVA, 2000).

A etapa de estimação dos parâmetros é iniciada no momento em que é obtido o modelo ARIMA e seus valores. Sua realização pode ser por mínimos quadrados quando o filtro de médias móveis (MA) não estiver presente ou por mínimos quadrados não lineares quando houver sua presença (BUENO, 2008).

Quadro 1. Padrões teóricos para a FAC e FACP.

Modelo	Padrão teórico típico FAC	Padrão teórico típico FACP
AR (p)	Declina exponencialmente e/ou com padrão de onda senoidal amortecida	Apresentam picos significativos até defasagens
MA (q)	Apresentam picos significativos até q defasagens	Declínio exponencial
ARMA (p,q)	Declínio exponencial	Declínio exponenciais

Fonte: Adaptado de Fava (2000), Gujarati (2000) e Morettin e Toloí (2006)

A verificação do modelo da série é dividida em duas partes. A primeira é a análise de resíduos do modelo que verifica se eles apresentam comportamento de um ruído branco ou não. A segunda é de avaliação da ordem do modelo para ver se os parâmetros p e q estão realmente adequados. Caso o modelo seja adequado, efetua-se a previsão. Caso contrário, outra especificação deverá ser utilizada para modelar a série (GUAJARATI, 2000; MORETTIN e TOLOI, 2006).

Neste contexto, este trabalho tem como objetivo realizar uma previsão de demanda, através do método de Box-Jenkins, do consumo de cana de açúcar baseado em dados obtidos do setor energético brasileiro.

Materiais e métodos

A série temporal de consumo de bagaço de cana de açúcar dado em mil toneladas utilizado na geração de energia elétrica que foi utilizada para este projeto envolve 47 observações anuais realizadas desde 1970 e pode ser vista na Figura 4. A planilha com os valores da série temporal pode ser encontrada no site do Ministério de Minas e Energia com o seguinte endereço eletrônico: <https://ben.epe.gov.br/BENSeriesCompletas.aspx>.

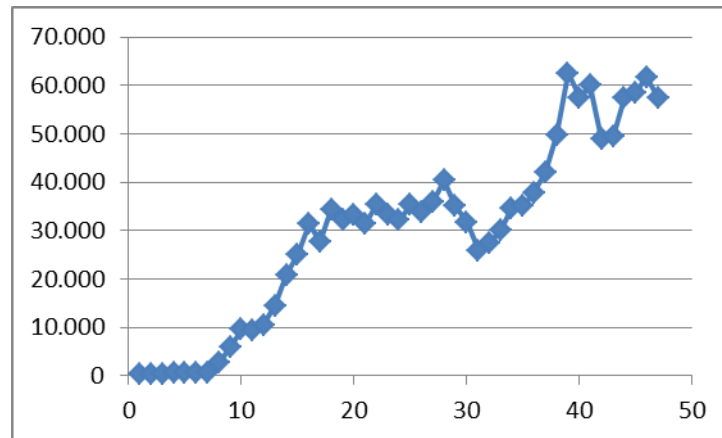


Figura. 4. Série temporal do consumo de bagaço de cana de açúcar
Fonte: Autoria própria (2017).

Em que:

Eixo y: Consumo do Bagaço de Cana (10³ T)

Eixo x: Número de Observações.

Analisando a Figura 4 novamente percebe-se que a série não é estacionária, conseqüentemente esta deverá sofrer o processo de diferenciação até torna-se estacionária. Em seguida deverá obter-se no *Statgraphics* os correlogramas da função de autocorrelação e autocorrelação parcial da série já diferenciada para auxiliar, com base na Tabela 1, na obtenção das ordens de autoregressivos e de médias móveis do modelo ARIMA que fornecerá a melhor previsão para o consumo de bagaço de cana de açúcar para geração de energia elétrica.

Resultados e discussão

A presença de tendência ou alteração na variância, o que revela se a série é ou não estacionária, pode ser verificada por meio da análise da Figura 4. Um padrão estacionário é obtido na série quando a mesma é diferenciada uma vez, como apresentado na Figura 5. Portanto, sabe-se que o modelo ARIMA (p,d,q) possui ordem d igual a 1.

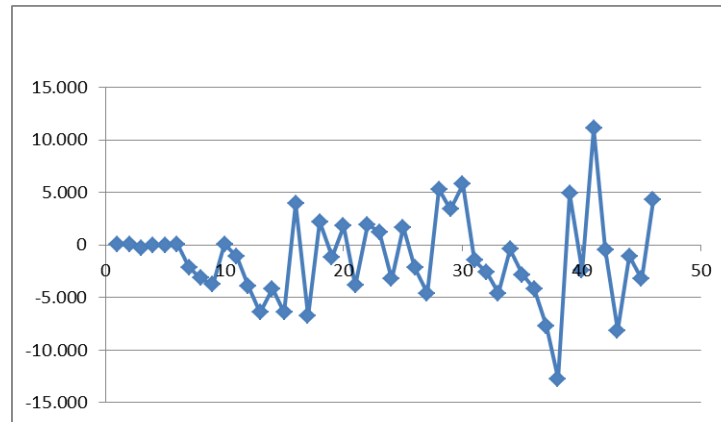


Figura 5. Série temporal diferenciada 1 vez
Fonte: Autoria própria (2017).

Nas Figuras 6 e 7 apresentam-se as funções de autocorrelação e autocorrelação parcial da série apresentada na Figura 5. Observa-se que não é possível encontrar a ordem p e q do modelo ARIMA baseado nos padrões apresentados na Tabela 1.

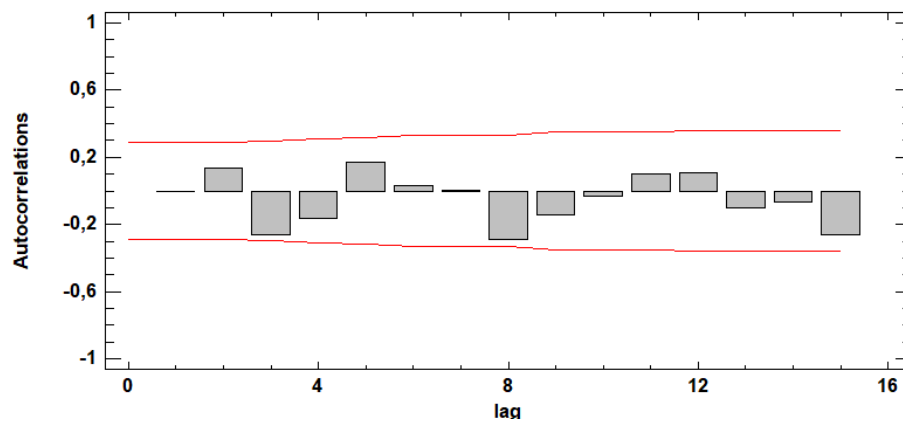


Figura 6. Gráfico de autocorrelação da série diferenciada
Fonte: Autoria própria (2017).

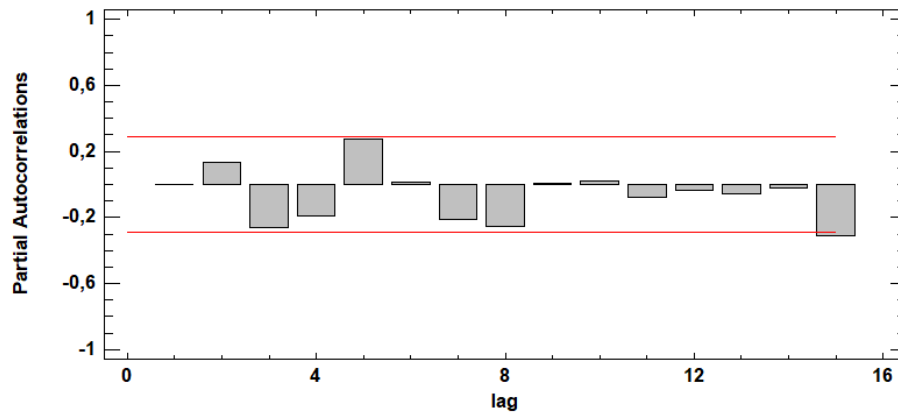


Figura 7. Gráfico de autocorrelação parcial da série diferenciada
Fonte: Autoria própria (2017).

Por meio da ferramenta para prever o melhor modelo ARIMA de previsão para a série do *software Statgraphics* utilizando como parâmetro o MAPE (erro percentual absoluto médio) chegou-se aos valores de p igual a 2 e q igual a 1. Logo, o modelo ARIMA(2,1,1) obteve como previsão para 2017 o consumo de 57.930.000,4 toneladas de bagaço de cana de açúcar. Foi dado pelo *software* que este valor está contido no intervalo entre 49123.000,1 e 66.737.000,7 mil toneladas, baseado em um intervalo de confiança de 95%. A Figura 8 mostra como a série temporal prevista por este modelo (linha vermelha) se aproxima da série temporal real observada (quadrados azuis)

No Tabela 2 apresentam-se comparações entre os resíduos dos valores previstos e observados para os 47 períodos. Verifica-se que estes não possuem um comportamento bem definido com o passar do tempo, ficando bem evidente nos 10 últimos períodos. Portanto é difícil definir com acurácia se a previsão realmente se aproximará da realidade

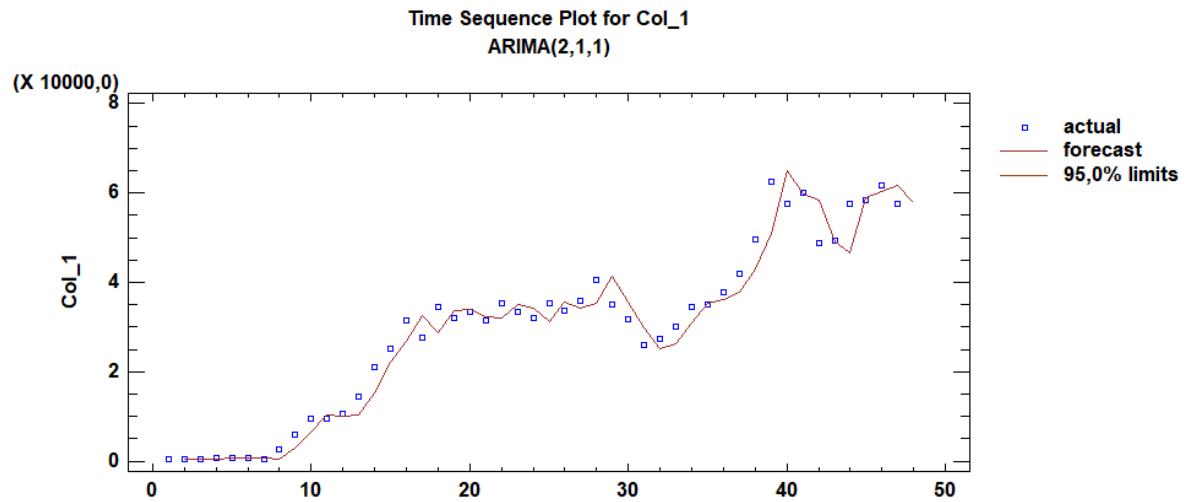


Figura 8. Séries temporais (prevista e real)
Fonte: Autoria própria (2017).

Quadro 2. Comparativo entre as grandezas (valor previsto – valor observado)

Modelo: ARIMA(2,1,1)							
Período	Observações	Previsão	Resíduo	Período	Observações	Previsão	Resíduo
1	419			25	35.372	31.307,40	4.064,57
2	395	417,10	(22,10)	26	33.680	35.545,80	(1.865,76)
3	346	385,52	(39,52)	27	35.837	34.318,60	1.518,42
4	609	338,65	270,35	28	40.420	35.398,10	5.021,92
5	588	619,33	(31,33)	29	35.126	41.454,50	(6.328,48)
6	651	650,56	0,44	30	31.715	35.588,90	(3.873,88)
7	543	633,21	(90,21)	31	25.942	29.966,20	(4.024,23)
8	2.649	555,49	2.093,51	32	27.406	25.102,50	2.303,51
9	5.805	2.784,37	3.020,63	33	30.032	26.282,70	3.749,31
10	9.560	6.553,89	3.006,11	34	34.625	30.925,60	3.699,43
11	9.455	10.453,30	(998,31)	35	35.032	35.409,10	(377,05)
12	10.572	10.155,90	416,06	36	37.864	36.017,60	1.846,44
13	14.526	10.438,40	4.087,62	37	42.021	37.917,30	4.103,73
14	20.929	15.160,50	5.768,48	38	49.743	43.057,00	6.685,98
15	25.101	22.266,90	2.834,09	39	62.473	51.125,20	11.347,80
16	31.517	26.691,60	4.825,41	40	57.557	65.063,90	(7.506,89)
17	27.592	32.645,50	(5.053,46)	41	59.993	59.694,80	298,22
18	34.373	28.604,50	5.768,53	42	48.887	58.336,50	(9.449,46)
19	32.162	33.625,70	(1.463,75)	43	49.339	49.092,00	247,03
20	33.331	33.925,00	(594,05)	44	57.479	46.484,60	10.994,40
21	31.503	32.368,70	(865,67)	45	58.534	59.031,90	(497,85)
22	35.347	31.924,60	3.422,39	46	61.769	60.261,60	1.507,41
23	33.395	35.067,10	(1.672,07)	47	57.458	61.812,90	(4.354,89)
24	32.155	34.299,20	(2.144,25)				

Fonte: Autoria própria (2017).

Conclusões

Visando alcançar este objetivo utilizou-se, neste trabalho, a metodologia de Box-Jekins. Esta metodologia requer muita atenção e prática para escolher o melhor modelo para descrever o comportamento temporal dos dados. Por meio da aplicação desta metodologia, com o apoio dos testes estatísticos que subsidiaram a modelagem, definiu-se um modelo apropriado para previsão do consumo do bagaço de cana de açúcar, o modelo ARIMA(2,1,1).

Referências

CENTRO NACIONAL DE REFERÊNCIA EM BIOMASSA. **Cana-de-açúcar no Brasil**. Instituto de Eletrotécnica e Energia-IEE. Universidade de São Paulo. São Paulo. CENBIO, 2001. Disponível em: <<http://www.iee.usp.br/>> Acesso em: 22 out. 2017.

COELHO, L. C.; SAMOBYL, R. W. **Avaliação de modelos de previsão para a quantidade de automóveis no estado de Santa Catarina**. XIV Simpósio de Engenharia de Produção, São Paulo: 2007.

CARMO, Breno Barros Telles do et al. **Avaliação da demanda por biodiesel em função de um modelo de previsão de demanda por diesel**. *Revista Produção Online, Florianópolis*, v. 9, n. 3, jul. 2009. ISSN 16761901. Disponível em: <<https://www.producaoonline.org.br/rpo/article/view/232>>. Acesso em: 30 out. 2017. doi:<http://dx.doi.org/10.14488/1676-1901.v9i3.232>.

COSTA, Ricardo C.; PRATES, Cláudia P. **O papel das fontes renováveis de energia no desenvolvimento do setor energético e barreiras à sua penetração no mercado**. *BNDES Setorial, Rio de Janeiro*, n. 21, p. 5-30, mar. 2005. Disponível em: <http://www.bndes.gov.br/SiteBNDES/bndes/bndes_pt/Institucional/Publicacoes/Consulta_Expressa/Setor/Energia/200503_8.html>. Acesso em: 25 out. 2013.

DAVIS, M. M.; AQUILANO, N. J.; CHASE, R. B. **Fundamentos da Administração da Produção**. 3. ed., Porto Alegre: Bookman, 1997.

FAVA, V. L.; **Análise de Séries de Tempo**. In: VASCONCELLOS, M. A. S.; ALVES, D. **Manual de Econometria: nível intermediário**. São Paulo: Ed. Atlas, 2000.

FERNANDES, Flávio Cesar Faria; FILHO, Moacir Godinho. **Planejamento e Controle da Produção: Dos Fundamentos ao Essencial**. São Paulo: Atlas, 2010.

GUJARATI, Damodar N. **Econometria Básica**. 3. ed., Sao Paulo: Mackron Books, 2000.

RODRIGUES, L. D. A cana-de-açúcar como Matéria-prima para a Produção de Biocombustíveis: **Impactos Ambientais e o Zoneamento Agroecológico como Ferramenta para Mitigação**. 2010. 64 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Especialização em Análise Ambiental) – Faculdade de Engenharia, Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, 2010.

LUSTOSA, Leonardo Junqueira; MESQUITA, Marco Aurélio; QUELHAS, Osvaldo Luiz Gonçalves; OLIVEIRA, Rodrigo Jorge de. **Planejamento e Controle da Produção**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2008.

MAKRIDAKIS, S.; WHEELWRIGHT, S. C.; HYNDMAN, R. J. **Forecasting: Methods and Applications**. 3. ed. United States of America: Ed. Wiley e Sons, 1998.

MONTGOMERY, D. C.; JENNINGS, C. L.; KULACHI, M. **Introduction to Time Series Analysis and Forecasting**. Nova Jersey: John Wiley e Sons, 2008.

MOREIRA, Daniel Augusto. **Administração da Produção e Operações**. São Paulo: Cengage Learning, 2008.

MORETTIN, P.A.; TOLOI, C.M. **Análise de Séries Temporais**. São Paulo, Blucher, 2006.

PELLEGRINI, F. R. **Metodologia para Implementação de Sistemas de Previsão de Demanda**: Dissertação de Mestrado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção. Porto Alegre, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2000.

PELLEGRINI, F.R. & FOGLIATTO, F. **Estudo comparativo entre modelos de Winters e de Box-Jenkins para a previsão de demanda sazonal**. Revista Produto & Produção. Vol. 4, número especial, abril de 2000. p.72-85.

PDE-Plano Decenal de Expansão de Energia-Brasil será grande produtor de petróleo mantendo matriz energética limpa.Rio de Janeiro, 2014

SILVA, M. B.; MORAIS, A. S. **Avaliação energética do bagaço de cana em diferentes níveis de umidade e graus de compactação**. In: ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 28., Rio de Janeiro, 2008

SLACK, Nigel; CHAMBERS, Stuart; JOHNSTON, Robert.**Administração da Produção**. São Paulo: Atlas S.A., 2009.

TOLMASQUIM, M.T.;GUERREIRO, A.; Gorini, R. **Matriz Energética Brasileira- Uma perspectiva**. Revista Novos Estudos, n.79, p.47-79, 2007

WERNER, L.; RIBEIRO, J. L. D. Previsão de demanda: uma aplicação dos modelos

Box-Jenkins na área de assistência técnica de computadores pessoais. Santa Catarina: **Revista Gestão & Produção**. n.10, p.47-67, 2003.