Previsão da demanda: Aplicação do método de Box & Jenkins em uma indústria de transformadores elétricos

José Claudio de Souza – (FEPI) jclaudio.lksouza@yahoo.com.br
Danielle Mayumi Campos Tamaki – (FEPI) daniellemtamaki@gmail.com

Resumo:
A competência das empresas em prever e gerenciar a demanda proporciona às áreas operacionais suporte para tomada de decisões além de assegurar a eficiência do planejamento da produção. O presente trabalho tem por objetivo a aplicação da Metodologia Box & Jenkins também conhecido como método ARIMA (*Auto Regressive Integrated Move average*), em uma indústria fabricante de transformadores elétricos, onde a previsão obtida pode ser utilizada como uma ferramenta de suporte para tomada de decisão. Para isto, foram realizadas pesquisas de conceitos e informações necessárias para elaboração de previsões de demanda através da modelagem ARIMA. Tomando-se por base dos resultados obtidos nesta pesquisa, pode se afirmar que a metodologia utilizada se constitui uma importante ferramenta, podendo ser utilizada pelos gestores da respectiva empresa, fornecendo subsídios para o gerenciamento dos seus recursos produtivos.
Palavras-chave: Previsão de Demanda; Box & Jenkins; ARIMA; Tomada de Decisão.

Demand Forecasting: Application of the Box & Jenkins method in an electric transformer industry

Abstract
The ability of companies to predict and manage demand provides operational areas with support for decision-making, while ensuring the efficiency of production planning. The purpose of this paper is to apply the Box & Jenkins Methodology, also known as ARIMA (Auto Regressive Integrated Move average) method, in an industry of electric transformers. Given that the forecast can be used as a support tool for decision making. For this, research was carried out on the concepts and information required for the elaboration of demand forecasts through ARIMA modeling. Based on the results obtained in this research, it can be affirmed that the methodology used is an important tool and can be used by the managers of the respective company, providing subsidies for the management of their productive resources.
Key-worlds: Forecast of Demand; Box & Jenkins; ARIMA; Decision Making

1. Introdução

O presente cenário enfrentado pela economia brasileira, onde as incertezas são cada vez mais acentuadas e a volubilidade da situação econômica aumentou nos últimos anos, ter a previsibilidade sobre recursos produtivos, pode suavizar as turbulências do mercado fornecendo um horizonte um pouco mais seguro para a tomada de decisão empresarial. O mercado é

altamente competitivo e seletivo, exigindo não somente eficiência, mas principalmente eficácia nas decisões (KIRCHNER, SOUZA E STUMM, 2011).

De acordo com Krajewski, Ritzman e Malhotra (2009), as condições de negócios inconstantes que resultam da instabilidade econômica, crescente competição global, das rápidas mudanças tecnológicas e de preocupações ambientais, exercem pressão sobre a capacidade de a empresa gerar previsões precisas.

Corrêa, Gianesi e Caon (2010) apresentam como fundamental a utilização, por parte das empresas, de todas as ferramentas disponíveis de forma a antecipar a demanda futura com alguma precisão. Podendo ser utilizados para esse fim, dados históricos de vendas associados a informações que expliquem suas variações e comportamento passado, bem como modelos matemáticos mais sofisticados.

O presente trabalho objetiva-se a expor a importância de um planejamento de demanda claramente elaborado e seus benefícios para as empresas. Para tal, foi aplicado o modelo de Box&Jenkins, também conhecido como método ARIMA (*Auto Regressive Integrated Move average*), ou por Auto Regressivo Integrado de Médias Móveis, em uma indústria fabricante de transformadores elétricos, onde os resultados serão apresentados no decorrer deste trabalho.

2 Referencial Teórico

2.1 – Metodologia de Box & Jenkins

Os modelos de Box & Jenkins, também conhecidos como ARIMA, foram propostos por George Box e Gwilym Jenkins no início dos anos 70 (PELLEGRINI E FOGLIATTO, 2001). De acordo com Jacobs e Costa (2011), o trabalho de Box e Jenkins denominado *Time Series Analysis*: *Forecasting and Control* (Análise de Séries Temporais: Previsão e Controle), resultou na integração de todo o conhecimento existente na época e promoveu uma ruptura nesta área.

Werner e Ribeiro (2003) classificam o método ARIMA, como um modelo matemático que visa captar o comportamento da correlação seriada ou auto correlação entre os valores da série temporal, e com base nesse comportamento realizar previsões futuras. Pellegrini (2000) apresenta como ponto de partida para a utilização dos modelos de Box &Jenkins, a ideia de que os valores de uma série temporal são altamente dependentes, onde cada valor pode ser explicado por valores prévios da série. Se essa estrutura de correlação for bem modelada, fornecerá boas previsões.

A construção dos modelos Box&Jenkins baseia-se em um ciclo interativo, onde Morettin e Toloi (1987), sugerem que a escolha da estrutura a ser utilizada, deve ser baseada nos próprios dados sendo composta por quatro etapas:

a) Identificação – Consiste em descobrir qual modelo descreve o comportamento da série, através das análises gráficas (correlogramos) das funções de auto correlação (FAC) e das funções de auto correlação parciais (FACP);

b) Estimação – Consiste na estimação dos parâmetros (p, q) dos componentes do modelo.

c) Verificação- Consiste em analisar se o modelo escolhido descreve adequadamente o comportamento da série.

d) Previsão - Última etapa do processo e objetivo principal. É realizada somente quando a etapa anterior for satisfatória, caso contrário, volta-se novamente a etapa de Identificação, repetindo os passos II e III.

2.2 Identificação do Modelo.

De acordo com Makridakis *et al*. (1998), essa fase se inicia com a preparação dos dados, isto é, com a verificação da necessidade de transformação dos dados com o intuito de e estabilizar a variância e verificar a necessidade de se diferenciar os dados visando à obtenção de uma série estacionária. Segundo Pelegrini (2000), necessita-se um mínimo de 50 observações para identificar de maneira satisfatória o modelo que melhor descreve a série temporal. Para Morretin e Toloi (1987), nesta fase deve ser analisado a estacionariedade da série e identificado o valor do Filtro de Integração (d).

Ainda segundo Morretin e Toloi (1987) os modelos ARIMA podem ser divididos em duas classes de processos em função da estacionariedade da série:

2.2.1 Séries estacionárias: utilizam basicamente os três tipos de modelos:

a) Processo auto regressivo de ordem p: AR (p);

b) Processo de médias móveis de ordem q: MA (q);

c) Processo auto regressivo e de médias móveis de ordem p e q: ARMA (p, q).

2.2.2 Séries não estacionárias: Para torná-las estacionárias, deve-se aplicar um número determinado de diferenças entre seus dados, geralmente uma ou duas. Onde o número de vezes que a série original deve ser diferenciada para se tornar uma série estacionária, recebe o nome de ordem de integração (I), o qual sugere a utilização do modelo ARIMA (p, d, q).

De acordo com Souza (2006), O processo de identificação consiste em determinar quais dos filtros AR, MA, ARMA ou ARIMA, compõem a série. A realização do processo de identificação necessita, portanto, de outros instrumentos, que são a função de auto correlação (FAC) e a função de auto correlação parcial (FACP).

2.3 Análise da Estacionariedade e estimação do Filtro de Integração (I).

De acordo com Pindyck e Rubinfeld (2004), quando o processo estocástico que gerou a série não apresenta variações em relação ao tempo, tal processo é classificado como **Estacionário**, caso contrário, será classificado como processo **Não Estacionário,** apresentando ao longo do tempo ***t***, tendências e sazonalidades.

Bacci (2007) resume esse conceito, enfatizando que se a série for estacionária, para qualquer valor observado, sua média, variância e covariância das observações têm de se apresentar estacionárias, isto é, constantes ao longo de uma média. Werner e Ribeiro (2003) simplificam ainda mais esse conceito, definindo os modelos estacionários como aqueles que assumem que o processo está em "equilíbrio".

Para detectar se uma série é ou não estacionária, Werner e Ribeiro (2003) sugerem que essa análise pode ser feita através de teste estatísticos de raiz unitária, como por exemplo, o teste de *Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin* (KPSS).

Conforme Kirchner (2006), poucas séries podem ser consideradas estacionárias. No entanto séries não estacionárias podem ser transformadas em séries estacionárias por meio de sucessivas diferenciações da série original.

A técnica de diferenciação, de acordo com Lemos (2006) gera uma série com n-1 valores, sendo n o número de observações da série original e Y't correspondem a cada valor da série gerada conforme equação 1.

$$\mathbf{Y't} = Y_t - Y_{t-1} \quad (1)$$

Ainda segundo o mesmo autor, se a série diferenciada ***Y't*** não apresentar estacionariedade, procede à diferenciação de segunda ordem ***Y"t*** com **n-2** valores. O processo de diferenciação deve ser realizado quantas vezes forem necessárias para obtenção da série estacionária. Sendo que o número de diferenciações que a série original sofreu até sua estabilização, determina o valor do filtro de Integração (d). Portando, uma série que apresenta estacionariedade após uma diferenciação, d=1; se a série apresenta estacionariedade após duas diferenciações, d=2 e assim sucessivamente.

2.4. Identificação do Modelo e Estimação dos parâmetros (p,q)

De acordo com Pelegrini (2000), uma vez a série estando estacionária (valores de **d** conhecidos), deve determinar os componentes normais, p e q. Para essa estimação (*p,q*), Souza (2006), mostra que as características da FAC e da FACP em cada caso, é que indicarão qual o possível processo gerador da série (Quadro 1), sendo k o número de defasagens ou *lags*.

MODELO	COMPORTAMENTO FAC	COMPORTAMENTO FACP
Estrutura -AR (1)	Declina exponencialmente à medida que *k* aumenta.	Apresenta pico na defasagem 1 e a seguir uma queda brusca para zero nas demais defasagens. Truncada em *k*=1.
Estrutura -AR (2)	Constitui em uma mistura de decaimentos exponenciais e/ou senoidais amortecidas.	Apresenta pico na defasagem 1 e 2 e a seguir uma queda brusca para zero nas demais defasagens.
Estrutura genérica - AR (*p*)	Continua declinando à medida que k aumenta, mas o declínio traduz-se agora em decrescimentos exponenciais e/ou ondas senoidais amortecidas	Truncada em $k = p$
Estrutura - MA (1)	Apresenta pico na defasagem 1 e a seguir um corte brusco, semelhante à FACP de um AR (1). Truncada em *k*=1.	O padrão neste caso é um decaimento exponencial com alternância de sinal.
Estrutura - MA (2)	Apresenta pico na defasagem 1 e 2; com nivelamento em zero nas demais defasagens.	A FACP não apresenta padrão algébrico definido. O declínio traduz-se agora em decaimentos exponenciais e/ou ondas senoidais amortecidas.
Estrutura genérica - MA (*q*)	Truncada em $k = q$	Decresce à medida de *k* aumenta, mas o decréscimo não segue nenhum padrão fixo.
Estrutura ARMA *(p,q)*	Decresce à medida de *k* aumenta.	Decresce à medida de *k* aumenta.

Fonte: Adaptado de Kirchner (2006); Souza (2006), Bacci (2007)

Quadro 1 – Estimação de Parâmetros (*p,q*) através das análises de FAC e FACP

De acordo com Pindyck e Rubinfeld (2004), para se identificar a ordem *p*, construindo dessa forma modelos auto regressivos, é importante se observar o momento em que as auto correlações parciais deixam de ser próximas de zero ou estatisticamente não significativas.

Para testar a significância das auto correlações e das auto correlações parciais, pode se utilizar o teste de Barlett. De acordo com Kirchner (2006), pode se utilizar $\pm\frac{2}{\sqrt{n}}$, para determinar os limites críticos de FACP para o teste de hipótese de um processo de ruído branco. Sendo esse limite critico o ponto de referência para análise da FAC e FACP.

Conforme sugerido por Souza (2006), o número de *lags* necessário para uma análise satisfatória dos correlogramos FAC e FACP, o **n** é o número de observações da série e **h** é a máxima defasagem dos coeficientes de correlação dos resíduos, pode ser tomado h = 20 ou h = n/4.

Dessa forma, baseado nas análises de Pellegrini (2000), Pindyck e Rubinfeld (2004), Kirchner (2006) e Bacci (2007), depois de confirmada a estacionariedade da série temporal, pode-se estimar o valore de p, para p=k; sendo k o ultimo *lag* (FACP) com valor maior que o valor de referência. E estimar o valor de q, para q=k; sendo k o primeiro *lag* (FAC) com valor abaixo do ponto de referência.

2.4 Verificação do Modelo

Uma vez obtido um modelo ajustado para a série temporal, deve-se determinar sua adequação e necessidade de melhoria (PELLEGRINI, 2000). Uma forma prática para essa verificação consiste na análise dos valores dos resíduos (et) através da função de auto correlação dos resíduos. Conforme Pellegrini (2000), se o modelo obtido for apropriado, a FAC da amostra dos resíduos *et* (k) não deve apresentar *lags* significativos para nenhum valor de k (nº de defasagens), neste caso definidos como sendo os maiores que $\sqrt{n}$. Quando este for o caso, os valores observados na série temporal *tz* foram transformados em um processo de ruído aleatório *et*. Para Bacci (2007), quando se essas condições forem preenchidas prossegue-se com a fase de previsão, caso contrário, deve-se tentar outra especificação, retornando à fase de identificação do modelo.

2.5 Previsão

Uma vez determinado o melhor modelo para a série temporal em estudo, pode utilizá-lo para gerar previsões de observações futuras (PELLEGRINI, 2000).

Jacobs (2003) recomenda como forma de facilitar o trabalho de previsão, a utilização de softwares específicos para realização de previsões, existindo diversos produtos no mercado voltado para o problema de previsões.

3- Estudo de Caso.

3.1 – A Empresa

A empresa em estudo (codinome Alpha) é do setor elétrico, mais especificamente, especializada na fabricação de transformadores para instrumentos, fornecendo seus produtos para todo território nacional e exportando para toda América latina e alguns países da Europa e Ásia.

A empresa, localizada em Minas Gerais, possui em seu complexo industrial 9 linhas de produção. Essa divisão se deve em função da classe de tensão dos equipamentos fabricados. O presente trabalho objetiva-se na aplicação da metodologia Box&Jenkins na linha de produção denominada AC-I.

3.2 – Os dados

Recorrendo ao cadastro do setor de PCP (Planejamento e controle da Produção) da empresa

pesquisada, foram obtidas as séries de demanda mensais da linha AC-I, referentes ao período de janeiro de 2009 a dezembro de 2016, totalizando 96 observações.

3.3 – Análise dos resultados

Inicialmente, de posse dos dados, os mesmos foram dispostos em um banco de dados, sendo utilizado para modelagem os softwares MS Excel®, Minitab® versão 17 e ActionStat Pro®.

4- Análise e discusão dos dados

Com o intuito de facilitar o processo de modelagem dos dados, realizou-se a consolidação dos mesmos em uma planilha, utilizando o Microsoft Excel. Na tabela 1 são apresentados os valores mensais de demanda (Linha AC-I) da empresa Alpha, referente ao período de janeiro de 2009 a dezembro 2016.

MÊS	DEMANDA	MÊS	DEMANDA	MÊS	DEMANDA	MÊS	DEMANDA
jan-09	1656	**jan-11**	788	**jan-13**	1090	**jan-15**	920
fev-09	927	**fev-11**	827	**fev-13**	713	**fev-15**	739
mar-09	1196	**mar-11**	948	**mar-13**	1046	**mar-15**	689
abr-09	1239	**abr-11**	898	**abr-13**	1116	**abr-15**	871
mai-09	862	**mai-11**	1059	**mai-13**	1030	**mai-15**	645
jun-09	789	**jun-11**	1186	**jun-13**	1049	**jun-15**	709
jul-09	604	**jul-11**	1467	**jul-13**	1536	**jul-15**	816
ago-09	653	**ago-11**	1253	**ago-13**	1244	**ago-15**	865
set-09	1140	**set-11**	1414	**set-13**	1011	**set-15**	563
out-09	1284	**out-11**	1282	**out-13**	1297	**out-15**	440
nov-09	1226	**nov-11**	1467	**nov-13**	959	**nov-15**	402
dez-09	1079	**dez-11**	1111	**dez-13**	639	**dez-15**	376
jan-10	1031	**jan-12**	1198	**jan-14**	972	**jan-16**	510
fev-10	1039	**fev-12**	1257	**fev-14**	1157	**fev-16**	717
mar-10	791	**mar-12**	1081	**mar-14**	907	**mar-16**	844
abr-10	766	**abr-12**	932	**abr-14**	917	**abr-16**	790
mai-10	1193	**mai-12**	1248	**mai-14**	770	**mai-16**	747
jun-10	874	**jun-12**	1121	**jun-14**	454	**jun-16**	423
jul-10	890	**jul-12**	1523	**jul-14**	718	**jul-16**	354
ago-10	960	**ago-12**	1573	**ago-14**	628	**ago-16**	373
set-10	1047	**set-12**	1126	**set-14**	817	**set-16**	486
out-10	1482	**out-12**	1163	**out-14**	904	**out-16**	422
nov-10	1637	**nov-12**	1265	**nov-14**	985	**nov-16**	447
dez-10	1010	**dez-12**	888	**dez-14**	782	**dez-16**	339

Tabela 1 – Demanda Linha AC-I

Para identificar o modelo apropriado, recorreu à análise gráfica da série temporal em estudo. A

análise desse tipo de gráfico pode revelar a presença de tendência, o que indicaria se a série é ou não estacionária.

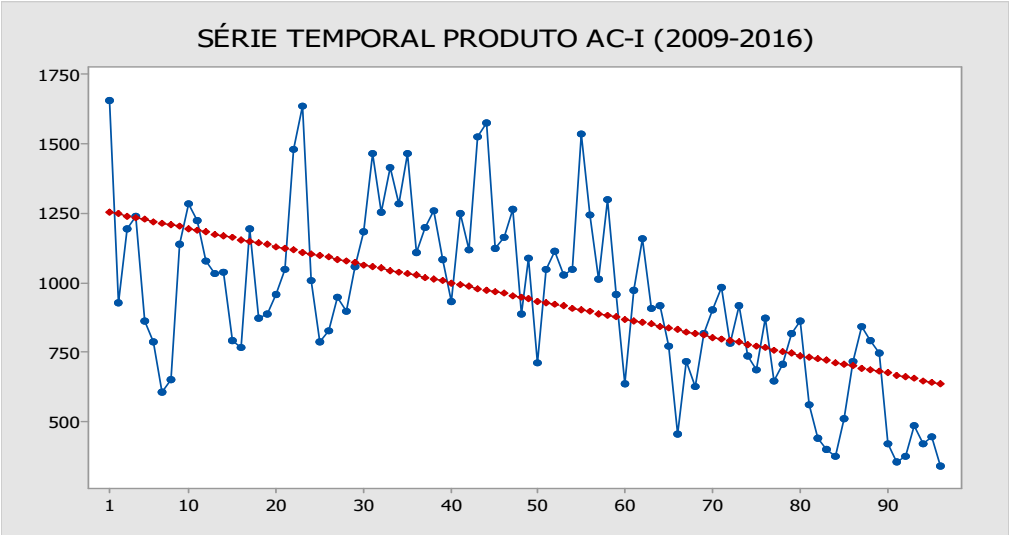

Figura 1–Série temporal linha AC-I

Como pode ser observado na Figura 1, a série apresenta tendência (Linha pontilhada na cor vermelha), além de irregularidades na demanda, o que indica que a série não é estacionária.

Para validar a análise da estacionariedade da série, recorreu à uma segunda verificação da série através do teste de raiz unitária *Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin* (KPSS), utilizando o software ActionStat Pro® (Tabela 2).

Teste KPSS	
Estatística	1,657
P-value	0,01
Tamanho da Amostra	96
Hipótese Nula	A série temporal é estacionária
Hipótese Alternativa	A série temporal apresenta raiz unitária

Tabela 2 – Teste KPSS para a série AC-I

Como o valor do *p-value* foi menor que 0,05, rejeitou-se a hipótese nula (H0) confirmando assim a não estacionariedade da série em estudo e a necessidade de diferenciação da série de modo a encontrar o valor do filtro de Integração (**d**).

Conforme pode ser visto na Figura 2, após a primeira diferenciação a série passou a apresentar comportamento estacionário, definindo dessa forma o valor do filtro de integração, (d=1).

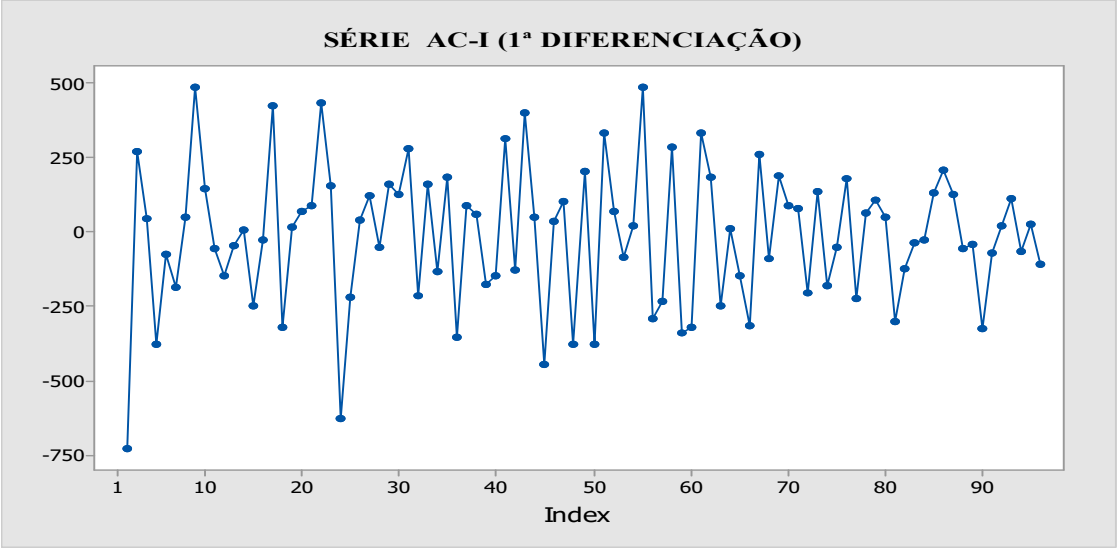

Figura 2–Série temporal produto AC-I.

Para estimação dos parâmetros *p* e *q*, realizou a análise dos valores do FAC e FACP da série AC-I obtidos após primeira diferenciação (Figura 3).

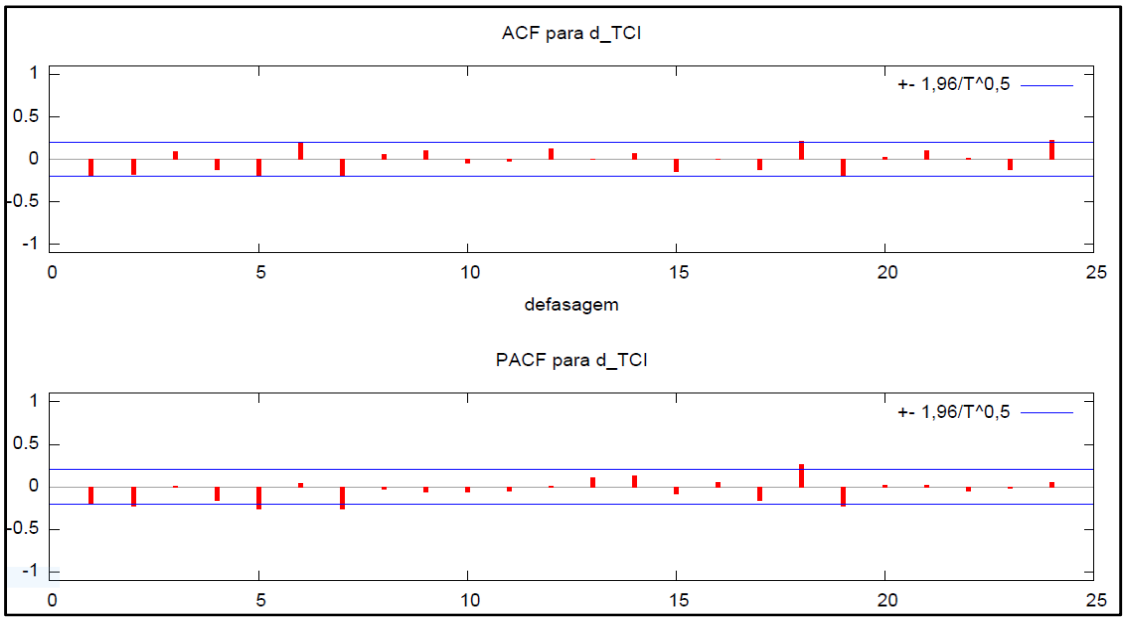

Figura 3 – Correlogramos FAC/FACP série AC-I

Procedendo a análise das funções, observa-se que os todos os valores de FAC a partir da primeira defasagem encontram-se abaixo do ponto de referência, o que sugere o valor do filtro de médias moveis (MA) como q=1.

Na análise de FACP, pode-se perceber que há um pico na segunda defasagem, o que sugere o valor do filtro auto regressivo (AR) como p=2. Dessa forma tem-se com modelo tentativo o ARIMA (2,1,1).

A validação do modelo foi realizada através da análise dos resíduos conforme Figura 4.

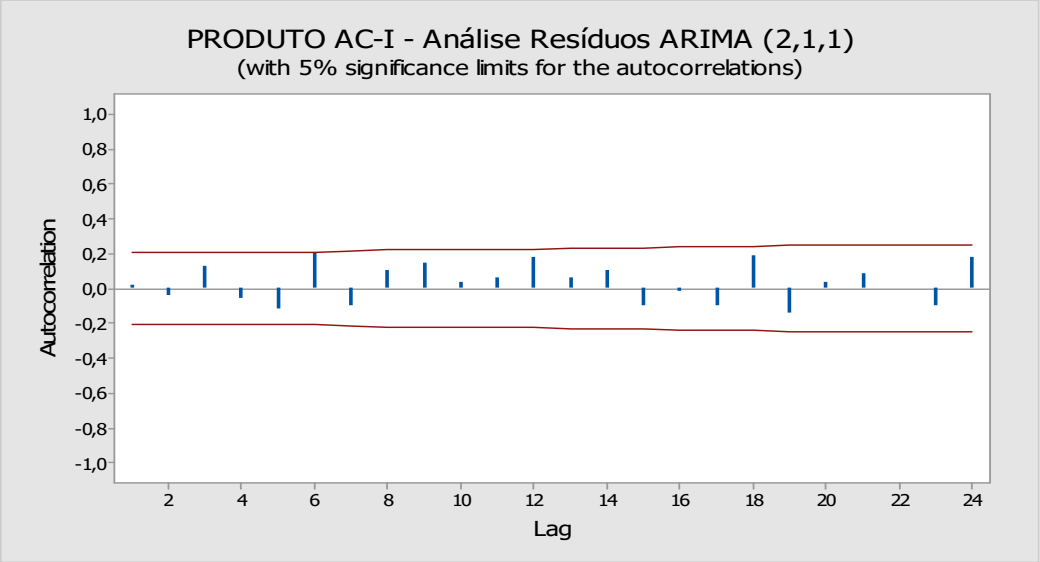

Figura 4 – Análise dos resíduos série AC-I

Na Figura 4 são apresentados os FAC dos resíduos referente ao modelo selecionado, onde pode se observar a ausência de defasagem significativa, isto é, todos os valores abaixo do valor de referência (ruído branco), confirmando dessa forma a adequação do modelo.

Utilizando o Minitab®, pode se obter as seguintes previsões para o 1º semestre de 2017, baseado no modelo encontrado (2,1,1). A empresa disponibilizou posteriormente os dados reais os quais foram comparados com a previsão através do modelo proposto, verificando a eficácia do mesmo, pois todos os valores encontram-se no intervalo de confiança de 95%.

EMPRESA ALPHA - DEMANDA AC-I				
	Previsão Arima (2,1,1)			
Mês/Ano	*Previsão*	*I.C. Min. 95%*	*I.C. Sup. 95%*	*Dados reais*
Jan-17	434	19	849	419
Fev-17	487	2	971	274
Mar-17	514	5	1023	411
Abr-17	527	8	1045	412
Mai-17	531	8	1054	311
Jun-17	530	6	1055	471
Acuracidade da Previsão				91%

Tabela 3 – Previsão Produto AC-I (1º Semestre 2017)

4.5 – Aplicação das previsões obtidas na Empresa Alpha

Conforme exposto nos objetivos desse trabalho, as previsões obtidas através da metodologia Box&Jenkins serão utilizadas como ferramenta no auxílio da tomada de decisões na empresa Alpha. Os dados obtidos serão relevantes para criação de cenários referente ao planejamento de produção e análise da necessidade de mão de obra.

A empresa Alpha possui como jornada de trabalho individual um total de 9,8 horas diárias. Descontando o horário das refeições, café, ginástica laboral, paradas para utilização do banheiro e a perda de produtividade por fadiga, a empresa adota para cálculo de mão de obra (M.O), o

valor de 7,48 horas disponíveis por funcionário/dia ou 149,6 horas/mês.

Considerando o tempo mensal disponível por funcionário, o tempo médio de fabricação para o produto e os valores previstos pelo método ARIMA, foi definido a necessidade de mão de obra mensal para a empresa Alpha, conforme Tabela 4:

Tempo médio para fabricação		36,8	Horas disp. por funcionário mês			149,6
Análise necessidade mão de obra						
Período	**Jan-17**	**Fev-17**	**Mar-17**	**Abr-17**	**Mai-17**	**Jun-17**
Demanda	434	487	514	527	531	530
Horas necessárias para fabricação	15971,2	17921,6	18915,2	19393,6	19540,8	19504
Necessidade de mão de obra	107	120	126	130	131	130

Tabela 4 – Análise Necessidade Mão de Obra (1º Semestre 2017)

Conforme apresentado na Tabela 4, a Empresa Alpha apresenta demanda crescente de mão de obra para o 1º Semestre de 2017, em função do aumento da produção. De posse desses dados, o gerente de produção poderá definir melhor estratégia para rotatividade do pessoal (contratações, demissões ou remanejamento de área), além de definir possíveis cronogramas de férias para seus colaboradores.

5 – Conclusão

A realização deste trabalho permite afirmar que a utilização de previsões baseadas em metodologias matemáticas e estatísticas, podem facilitar e apoiar o processo de tomada de decisão. Tais métodos darão suporte para transformar dados brutos reais em processos de modelagem, favorecendo o processo decisório. Sendo que o processo de previsão organizacional é um processo de estimação de futuros eventos para propósitos de planejamento e tomada de decisão.

Pode se afirmar com base nos resultados obtidos, aliado a utilização da metodologia ARIMA, que a mesma possibilita a realização de previsões, constituindo uma importante ferramenta de apoio ao processo gerencial. Permitindo a empresa, melhorias no gerenciamento dos seus recursos e contribuindo para o sucesso da mesma.

Para a empresa Alpha, foi utilizado o modelo ARIMA para a linha de produção AC-I. Ao realizar as previsões e compará-las com os dados reais disponibilizados pela empresa, constatou-se a eficiência dos modelos utilizados, pois todos os valores permaneceram dentro do intervalo de confiança de 95%.

Referências

BACCI, LÍVIO AGNEW, *Combinação De Métodos De Séries Temporais Para Previsão Da Demanda De Café No Brasil.* 145 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção). Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção: Universidade Federal de Itajubá, Itajubá-MG,2007.

CORRÊA, HENRIQUE L. GIANESI, IRINEU G. N. CAON, MAURO. *Planejamento, Programação e Controle da Produção*. São Paulo: Editora Atlas, 2010.

CAVALHEIRO, DARLENE. *Método de Previsão de Demanda Aplicada ao Planejamento da Produção de Indústrias de Alimentos.* 137 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Mecânica). Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica: Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis-SC,2003.

JACOBS, WILLIAM.; COSTA, MANFRED.; *Uma Referência para a Construção de Modelos ARIMA para Previsão de Demanda com Base na Metodologia de Box&Jenkins*. *In*: XXXI ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO – Belo Horizonte, MG, Brasil, 04 a 07 de outubro de 2011.

KIRCHNER, ROSANE M., *Modelagem e Previsão por Meio de Metodologia Box & Jenkins: Uma Ferramenta de Gestão.* 67 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção). Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção: Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria-RS,2006.

KIRCHNER, ROSANE M; SOUZA, ADRIANO M; STUMM, **ENIVA M. F**. *Método de Previsão - A modelagem como ferramenta de gestão*: Revista: Latin American Journal of Business Management – v. 2, n. 1, p. 2-23. 2011.

KRAJEWSKI, L.; RITZMANL.; MALHOTRA, M.;*Administração de Produção e Operações.* 8º ed. São Paulo:Prentice Hall,2009.

LEMOS, FERNANDO OLIVEIRA, *Metodologia para Seleção de Métodos para Previsão de Demanda.* 183 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção). Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção: Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre-RS,2006.

MAKRIDAKIS, S.; WHEELWRIGHT, S.; HYNDMAN, R. J. *Forecasting methods and applications*. 3. ed. New York: John Wiley & Sons, 1998.

MORETTIN, P.A.; TOLOI, C.M; *Previsão de Séries Temporais*. 2ª Ed. São Paulo: Editora Atual: 1987.

PELLEGRINI, FERNANDO REZENDE, *Metodologia para Implementação de Sistemas de Previsão de Demanda.* 146 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção). Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção: Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre-RS,2000.

PELLEGRINI, F. R.; FOGLIATTO, F. S. *Passos para Implementação de Sistemas de Previsão de Demanda - Técnicas e Estudo de Caso*. Revista Produção, v. 11, n. 1, p. 43-64. 2001.

PINDYCK, R. S.; RUBINFELD, D. L. *Econometria: Modelos e Previsões*. 4º ed. São Paulo: Campus - Elsevier, 2004.

SOUZA, FRANCISCA MENDONÇA, *Modelos Box & Jenkins Aplicados a Demanda de Leitos Hospitalares.* 83 f. Monografia de Especialização (Mestrado em Engenharia de Produção). Programa de Pós-Graduação em Estatística e Modelagem Quantitativa: Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria-RS,2006.

WERNER, L.; RIBEIRO,J.L.D. *Previsão De Demanda: Uma Aplicação dos Modelos Box -Jenkins na Área de Assistência Técnica de Computadores Pessoais*. *Revista Produção*, v. 10, n. 1, p. 47-67.2003.