

Adequação dos Métodos de Previsão às Especificidades das Demandas

Suitability of Forecast Methods to Demands' Specificities

Bruna Vasconcelos de Araújo

Mestra em Administração e Desenvolvimento Empresarial pela Universidade Estácio de Sá
E-mail: brunarj87@yahoo.com.br

Marco Aurélio Carino Bouzada

Doutor em Administração pela Universidade Federal do Rio de Janeiro
Professor da Universidade Estácio de Sá
E-mail: marco.bouzada@estacio.br

Endereço: Bruna Vasconcelos de Araújo
Avenida Presidente Vargas, 642, sala 2207, Centro,
CEP: 20.071-001, Rio de Janeiro/RJ, Brasil.

Endereço: Marco Aurélio Carino Bouzada
Avenida Presidente Vargas, 642, sala 2207, Centro,
CEP: 20.071-001, Rio de Janeiro/RJ, Brasil.

Editor Científico: Tonny Kerley de Alencar Rodrigues

**Artigo recebido em 08/08/2017. Última versão
recebida em 19/09/2017. Aprovado em 20/09/2017.**

**Avaliado pelo sistema Triple Review: a) Desk Review
pelo Editor-Chefe; e b) Double Blind Review
(avaliação cega por dois avaliadores da área).**

Revisão: Gramatical, Normativa e de Formatação

RESUMO

O presente estudo teve como objetivo identificar o método de previsão mais adequado para a demanda de cada um dos insumos críticos da empresa XYZ. Os dados foram coletados de um sistema integrado de gestão ERP usado na empresa, sendo emitido um relatório de consumo mensal. Após a montagem do *splitsample* (amostras de teste e de validação), foram aplicados diferentes métodos de previsão de séries temporais a cada insumo no período referente à amostra de teste, e calculados os erros para cada método aplicado a cada insumo no período referente à amostra de validação. Esses erros foram comparados, visando identificar o método de previsão com maior acurácia. Os resultados apresentados indicaram que a adequação entre tipo de demanda e método de previsão sugerida na teoria se verificou, na prática, em poucos casos. Em 6 dos 11 insumos, o método sugerido pela teoria ficou entre os piores, em termos de desempenho; em 3 desses 6 casos, o método sugerido foi, de fato, o pior dentre os 6 testados. Foi possível concluir que não há um padrão a ser seguido e que, independentemente do tipo de demanda do insumo, não se deve aplicar o modelo sugerido na teoria, sem antes certificar-se que não há outro modelo melhor. O ideal é testar vários métodos para observar qual terá o melhor desempenho em cada caso.

Palavras-chave: Previsão De Demanda. Séries Temporais. Planejamento e Controle da Produção. Métodos Quantitativos.

ABSTRACT

The present study aimed to identify the most suitable forecasting method for each of the critical raw materials of XYZ Company. The data were collected from an ERP integrated management system used in the company from its monthly consumption report. After the splitting the sample (test sample and validation sample), different methods of time series forecast were applied to every raw material within the test sample period and the errors for each method applied to each raw material were calculated within the the validation sample period. These errors were compared, in order to identify the forecast method with greater accuracy. The results indicated that the fit between type of demand and forecast method suggested in theory did happen only in a few cases. For 6 (out of 11) raw materials, the method suggested by the theory was among the worst ones, in terms of performance; for 3 of them, the suggested method was, in fact, the worst among the 6 tested. It was possible to conclude that there is no pattern to be followed and that, regardless of the type of raw material demand, it should not be applied the model proposed in theory, without making sure that there is no other better method. It is recommended to test several methods to observe which will have the best performance for each case.

Keywords: Demand Forecast. Time Series. Production Planning and Control. Quantitative Methods.

1 INTRODUÇÃO

A área de Planejamento, Programação e Controle da Produção (PPCP) de uma empresa gerencia as atividades de produção (PIRES, 1995), buscando garantir que a fabricação de bens e serviços, através de um planejamento eficiente dos recursos, atenda às demandas do mercado. Essa área é responsável por prever a demanda, desenvolver um plano de produção, planejar a capacidade produtiva, planejar as matérias-primas e programar a produção no curto prazo (RUSSOMANO, 1995), ou seja, envolve uma série de decisões, objetivando definir o que, quanto e quando produzir, comprar e entregar.

Os sistemas de programação da produção são classificados em dois grupos: sistemas empurrados e sistemas puxados. No sistema empurrado, a produção é iniciada a partir de uma ordem de pedido do cliente, com prazos para entrega do produto. Já no sistema puxado, a produção é iniciada a partir da previsão de demanda do cliente, não sendo necessário efetuar um pedido (HORNBERG *et al.*, 2008), devendo existir, dentro do processo produtivo, o recurso necessário para atender à demanda, a pronta entrega.

Muitas vezes, ao programar a produção, são requisitadas quantidades de insumos, baseadas em taxas de consumo definidas previamente pela engenharia de produto. Ao efetuar a gestão do estoque desses insumos, verificam-se divergências entre o consumo previsto e o consumo realizado; algumas devidas às incertezas do planejamento da produção, implicando em um planejamento errôneo, com excesso de materiais em estoque ou falta deles. Se o valor previsto for menor que o realizado, haverá falta de material; se for maior, haverá produção desnecessária e antecipada, gerando custo de oportunidade (FAVARETTO, 2012).

Este planejamento errôneo é ainda mais grave nos insumos críticos dos processos de produção das empresas: os que mais impactam nos custos da organização pelo seu excesso ou no produto final, uma vez que a falta dos insumos que o compõem pode causar perda de possíveis vendas, bem como transtornos à sociedade. Na indústria gráfica em particular, os serviços de impressão sob demanda possuem como principal característica os pequenos prazos de entrega. Além disso, geralmente ocorre baixa tiragem de produção, grande versatilidade e inconstância de conteúdo. Diante dessa situação, e em função das características de seus produtos finais, as gráficas apresentam diversos problemas de planejamento de produção, pois a rotina de trabalho precisa estar intimamente ligada à flexibilidade que esta tem de atender às exigências dos clientes, ou seja, deve adaptar o seu processo produtivo em conformidade com o produto solicitado pelo cliente. Os esforços

necessários para atender aos requisitos produtivos estão diretamente relacionados ao grau de complexidade do produto desejado.

Em uma empresa pública, essa situação é ainda pior, pois o planejamento precisa ser feito com antecedência, considerando a burocracia dos processos licitatórios que demandam prazos longos, dificultando a programação da produção pelo sistema puxado.

Os processos de compra na Administração pública no Brasil são regulamentados pela Lei Federal nº 8.666 e caracterizados pela sua rigidez e elevado controle burocrático, o que leva a uma demora excessiva para realização de qualquer compra. A referida lei prevê, em seu artigo 24, situações em que são permitidas compras emergenciais por dispensa de licitação, porém são casos muito específicos que, em sua maioria, não se aplicam à indústria em questão. Já o artigo 15 dessa lei, inciso II, prevê a possibilidade de processar as compras através do sistema de registro de preços, regulamentado pelo Decreto nº 7.892, que é um instrumento utilizado pelo Poder Público para aquisição de bens e serviços, cujos preços são registrados em uma Ata, visando contratações futuras e de forma parcelada, conforme necessidade da Administração. Ainda, com as áreas de controle e conformidade, o não cumprimento de todas as leis, regras e normas, pode levar a pesadas multas monetárias, sanções legais e regulamentares, além da perda de reputação.

A empresa XYZ, pertencente à indústria gráfica, é uma empresa pública, localizada no Rio de Janeiro, onde os principais produtos fornecidos à sociedade são os impressos de segurança, tornando o qual o planejamento da produção ainda mais crítico, devido à intensa especificidade e personalização dos produtos finais oferecidos e, principalmente, pelo fato de ser uma instituição pública e depender de licitações, o que, geralmente, causa atrasos nas aquisições, devido aos imprevistos advindos da esfera pública, agravando o problema de planejamento de insumos para a produção, tendo como consequência a falta de materiais e a possível paralisação dos processos produtivos.

Especialmente para insumos críticos, é necessário estabelecer a quantidade ideal de matérias-primas em estoque, para evitar problemas como o excesso de insumos com baixo giro, ou possíveis vendas perdidas por falta destes, de forma a buscar o equilíbrio entre a demanda e a disponibilidade dos suprimentos.

Cada produto tem sua especificidade em termos de formato da demanda, podendo ser mais estável, mais sazonal (com diferentes padrões), mais errática, mais dependente de fatores externos, etc. E, naturalmente, existem diversos métodos de previsão de demanda, com diferentes características e potenciais adequações às especificidades das demandas de diferentes produtos.

O objetivo, então, deste trabalho foi identificar qual o método de previsão mais adequado para a demanda de cada um dos insumos críticos da empresa XYZ. Foram considerados insumos críticos aqueles que causam maior impacto na fabricação dos produtos da segunda maior área (não identificada por questões de sigilo) da empresa XYZ, em termos de faturamento, no que se refere a produtos exclusivos: os produtos fornecidos à sociedade para identificar o cidadão brasileiro perante as autoridades de outros países. Esses insumos foram identificados através do método de curva ABC, no qual, dos 95% de todos os insumos da empresa classificados como A (80%) e B (15%), 17,3% se referem aos insumos da área delimitada e, destes, 10,94% são os insumos críticos, sendo 9,05% pertencentes à classe A.

Serão testados diversos métodos de previsão de demanda, mas apenas os quantitativos constituem a delimitação desta pesquisa e, dentre estes, apenas os de séries temporais, ficando os métodos causais de fora, por ter sido considerado inviável elencar, coletar dados e fazer previsão do comportamento futuro de possíveis causas de variação na demanda dos insumos críticos estudados. O histórico de demanda dos insumos estudados englobou dados mensais dos últimos dez anos.

Como se trata de uma empresa pública (mas dotada de personalidade jurídica de direito privado, com patrimônio próprio e autonomia administrativa, ou seja, com produção de bens de consumo para a sociedade), este trabalho assume considerável relevância prática, já que há um desperdício muito grande de dinheiro público, devido a um planejamento ineficiente dos insumos para a produção, onde os insumos críticos correspondem a 63% dos gastos com aquisição.

Em contrapartida, a falta de materiais provoca paradas de produção, causando atrasos na entrega do produto final, tendo sido identificadas na empresa estudada cerca de 400 paradas por falta de insumos nos últimos cinco anos, aplicando-se diversas multas, equivalentes a 0,03% do valor do contrato, no caso de atraso, e a 10% do valor do contrato, no caso de não entrega do produto. Além disso, essa situação pode levar a uma possível imagem negativa da empresa.

Estes custos de excesso e de falta, aos quais se referiu nos parágrafos anteriores, reforçam a importância de haver modelos de previsão de demanda acurados nos sistemas integrados de gestão ERP, de forma geral.

A relevância acadêmica deste trabalho é reforçada pela possibilidade de sugerir a outros pesquisadores a adequabilidade de cada método de previsão a cada perfil específico de demanda.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Métodos de previsão

Segundo Ballou (1995), existem cinco tipos de demanda:

1. Demanda Permanente, quando o produto se apresenta de forma estável com ciclo de vida longa, não havendo grandes picos ou vales de consumo ao longo do período;
2. Demanda Sazonal, quando há demanda em determinados períodos, possuindo ciclos de vida muito curtos e sendo composta por um único pico de demanda. Para Montgomery *et. al.* (1990), grande parte das séries temporais, principalmente na indústria, apresenta variações sazonais, ocorrendo quando a série exibe uma característica periódica que se repete a cada x intervalos de tempo, exibindo uma estrutura de autocorrelação que depende não somente do intervalo de tempo entre as observações, mas também do período observado (OLIVEIRA *et. al.*, 2010);
3. Demanda Irregular, quando a demanda se altera devido a fatores externos, implicando em um comportamento errático, combinando-se com tempos de ressuprimento muito longos ou pouco flexíveis, alternando entre vales e picos de demanda;
4. Demanda em declínio, quando não há mais procura por um determinado produto e a demanda diminui gradualmente, até a finalização do estoque;
5. Demanda Derivada, quando a demanda por um determinado produto deriva da demanda de outro produto.

Levine *et al.* (2000, p. 630), explicam que existem dois tipos de métodos de previsão para determinação de dados futuros: qualitativo e quantitativo. Para os autores, os métodos de previsão qualitativos “são importantes quando dados históricos não se encontram disponíveis e são altamente subjetivos e passíveis de avaliação”. Dentre eles, tem-se o método da relação de fatores, a opinião de especialistas e a técnica *Delphi*.

Já os métodos de previsão quantitativos fazem uso de dados históricos. Para os referidos autores, “o objetivo é estudar acontecimentos do passado para melhor entender a estrutura básica dos dados e, a partir daí, fornecer os meios necessários para se preverem ocorrências futuras”. Estes se subdividem em dois tipos: séries causais e séries temporais.

Para Mancuzo (2003), nos métodos causais “a demanda de um item ou um conjunto dos itens é relacionada a uma ou mais variáveis internas ou externas à empresa”, ou seja, envolvem fatores adversos que se relacionam com a variável prevista. Dentre esses métodos,

encontram-se a análise de regressão múltipla, a modelagem econométrica, a análise do indicador principal e índices de difusão e outros índices econômicos (LEVINE *et al.*, 2000).

Segundo Mancuso e Werner (2014), série temporal é uma sequência de observações históricas sobre uma variável de interesse, ou seja, é um conjunto de variáveis aleatórias ordenadas em intervalos regulares de tempo. De acordo com Kerkannen *et al.* (2009), existem pelo menos 70 diferentes técnicas para previsão de séries temporais, destacando-se: análise de regressão simples, médias móveis, decomposição clássica, modelos de Holt-Winters (suavização exponencial), métodos Bayesianos, modelos de Box-Jenkins (ARMA; ARIMA; SARIMA), redes neurais, lógica Fuzzy, dentre outras (SALLES *et al.*; 2010).

A seleção do método correto para previsão dos diferentes tipos de demanda dependerá, dentre outros fatores, do tipo de demanda. Por exemplo, no tipo 1 (demanda permanente), elencado por Ballou (1995) e indicado no início dessa seção, um dos métodos de previsão que pode ser usado é o modelo de suavização exponencial simples, devido à constância que a série temporal mantém sobre um nível médio (MANCUZO, 2003).

Já os modelos de amortização de dados sazonais, como o método de Winters, são provavelmente os mais usados na prática para previsão de demandas sazonais (tipo 2) (MONTGOMERY *et al.*, 1990), pois descrevem apropriadamente dados de demanda onde se verifica a ocorrência de um componente de sazonalidade, além de uma tendência linear (MANCUZO, 2003). Segundo este autor, os modelos de Box-Jenkins também podem ser usados para esse tipo de demanda por se tratar de modelos autorregressivos, ou seja, modelos lineares que relacionam uma variável dependente a um grupo de variáveis independentes.

Para Mancuzo (2003), uma das técnicas ideais para a demanda do tipo 3 (demanda irregular) seria o modelo de decomposição clássica, devido à tentativa de se isolar os componentes de forma a serem tratados individualmente, sendo que o tratamento de resíduos, devido às flutuações irregulares, é feito “admitindo que os efeitos sazonais e as variações ao acaso possam ser reunidos aproximadamente em um só efeito”.

Já para a demanda do tipo 4 (demanda em declínio), qualquer método de previsão que seja baseado no efeito de tendência pode ser usado, como o modelo de Holt, que emprega duas constantes de suavização, fazendo uma estimativa do nível e da inclinação da série temporal (MANCUZO, 2003).

Por fim, para a demanda do tipo 5 (demanda derivada), a escolha de um método de previsão dependerá do tipo de demanda do produto principal.

2.2 Métodos de séries temporais

2.2.1 Modelos de Holt-Winters

Nos modelos de Holt-Winters, os dados de demanda possuem ocorrência de tendência linear, além de uma componente de sazonalidade (PELLEGRINI; FLOGIATTO, 2000). É um método que trata séries temporais, cujas características predominantes são a tendência e a sazonalidade (CORRAR; THEÓPHILO *apud* FAGUNDES *et al.*, 2013). Para Veríssimo *et al.* (2012), é um dos métodos mais utilizados para previsão de curto prazo da demanda, devido à sua simplicidade, baixo custo de operação, boa acurácia e capacidade de ajustamento automático e rápido a mudanças na série em análise. É baseado em três equações de suavização: nível, tendência e sazonalidade e, dependendo da sazonalidade, pode ser modelado de forma multiplicativa ou aditiva (BARROS; MENEZES, 2012), ou seja, caso a amplitude da variação sazonal se mantenha constante, diz-se que o modelo é aditivo; caso aumente ou diminua com o tempo proporcionalmente ao nível da série, diz-se que o modelo é multiplicativo (VERÍSSIMO *et al.*, 2012).

2.2.2 Modelos de Box-Jenkins

Os modelos de Box-Jenkins são modelos matemáticos que verificam o comportamento da correlação entre os valores da série temporal, a fim de realizar previsões futuras com base nesse comportamento (WERNER; RIBEIRO, 2003). Para os autores, esses modelos partem do princípio de que cada valor da série pode ser explicado por valores anteriores, a partir da correlação temporal que há entre os valores da série.

Fava (2000) explica que os modelos de Box-Jenkins resultam da combinação de três componentes: componente autorregressivo (AR), componente integração ou diferenciação (I) e componente de médias móveis (MA). Segundo esse autor, uma série pode ser modelada pelos três componentes ou uma combinação de dois deles, resultando em vários modelos, como os modelos estacionários (ARMA), modelos não-estacionários (ARIMA) e modelos sazonais (SARIMA).

2.2.2.1 Modelos estacionários

Para Werner e Ribeiro (2003), “modelos estacionários são aqueles que assumem que o processo está em equilíbrio”, ou seja, suas variáveis não apresentam tendências e são estáveis ao longo do tempo. Ainda segundo os autores, uma série estacionária visa reproduzir valores de uma variável de interesse a partir dos processos autorregressivos (AR), de médias móveis (MA) ou uma combinação de ambos (ARMA).

2.2.2.2 Modelos não estacionários

Para Werner e Ribeiro (2003), se a série apresentar média e variância dependentes do tempo, significa que ela não é estacionária, implicando na inclinação dos dados que não permanecem ao redor de uma linha horizontal, e na variação dos dados que não permanecem constantes sobre o tempo, ou seja, as flutuações diminuem ou aumentam com o passar do tempo, no qual indica a alteração da variância.

2.2.2.3 Modelos sazonais

Segundo Ramsler *et. al.* (2015), o modelo SARIMA é um processo sazonal autorregressivo integrado de média móvel de ordem $(p,d,q) * (P,D,Q)S$, onde “d” é a diferenciação e “D” é o grau de diferenciação sazonal e, de acordo com Werner e Ribeiro (2003).

2.2.3 Decomposição Clássica

Segundo Senna *et. al.* (2015), o método de decomposição clássica analisa as séries disponíveis, a fim de identificar os componentes existentes e sua natureza. Bouzada (2012) explica que esse método é usado quando há um comportamento irregular das grandezas ao longo do tempo, objetivando entender esse comportamento, decompondo-o. De acordo com o autor, essa irregularidade é resultado de diversos componentes, como a sazonalidade, a tendência, o ciclo e componentes aleatórios.

Ainda segundo o autor, a sazonalidade explica o comportamento cíclico das grandezas, que, por sua vez, apresentam uma tendência de comportamento em relação à variável tempo, podendo ser maior ou menor, à medida que passa o tempo. O ciclo se manifesta na forma de

flutuações semelhantes a ondas em torno das tendências; portanto, mesmo se a grandeza não revelar sazonalidade nem tendência, quando observada a sua variação em relação ao tempo, ela ainda pode apresentar um comportamento cíclico não aleatório, podendo ser visualizado, entendido e decomposto. Além disso, podem existir flutuações residuais oriundas de componentes aleatórios.

2.3 Erros de previsão

Doyle e Fenwich (1976) argumentam que, quanto maior for o investimento no desenvolvimento e teste de um modelo de previsão, maior será sua acurácia e confiabilidade. Para Pegels (1990), a acurácia é um fator importante na seleção de um método de previsão, porém o custo de oportunidade de erros de previsão e a complexidade do método usado para prever demandas é o que determina a escolha da medida de acurácia a ser utilizada para avaliação do método de previsão.

Segundo Pacheco e Silva (2003), existem vários tipos de medidas de erro de previsão que podem mensurar os desvios entre os valores previstos X_i e os valores observados X^{\wedge}_i , onde X_i é o valor da observação no instante i e X^{\wedge}_i é o valor previsto para o instante i . O Quadro 1 a seguir apresenta um resumo dos principais erros encontrados na literatura.

Quadro 1 – Erros de previsão de demanda

ERROS	CARACTERÍSTICAS	AUTORES
MAD	Diferença entre o real e o previsto	CARVALHO (2012)
MSE	Comparado à variância. Unidade de medida é avaliada, elevando-se ao quadrado	ANDRADE <i>et al.</i> (2012)
RMSE	Mostra a dimensão real do erro, pela raiz quadrada do MSE	MOURA <i>et al.</i> (2010)
MPE	Avalia vieses	WANKE E JULIANELI (2006)
		MORO <i>et al.</i> (2015)
MAPE	Relaciona o tamanho do erro à observação proporcionalmente real	GOODWIN E LAWTON (1999)
		EAVES (2002)
		GADNER (1990)
		CARVALHO (2012)
MdAPE	Considera a mediana, descartando valores de erros altos e baixos	ARMSTRONG E COLLOPY (1992)
U-THEIL	Avalia o ajustamento da série prevista à série original	SANTOS FILHO <i>et al.</i> (2011)

2.4. Previsão de demanda no PCP

O planejamento e controle da produção (PCP) tem como uma de suas principais ferramentas de apoio à decisão os modelos de previsão de demanda. Segundo Cavalheiro (2003), a previsão tem a função de fornecer informações sobre a demanda futura dos produtos, para que a produção possa ser planejada com antecedência, permitindo que os recursos produtivos estejam disponíveis na quantidade e no momento certo.

Para Maia *et al.* (2010), frequentes oscilações de demanda fazem da previsão de materiais um desafio para a logística de suprimentos, sendo vista como um ponto crítico e de extrema importância para a empresa. Segundo os autores, os erros de previsões resultam em falta de componentes utilizados na linha de produção e atrasos no planejamento de produção da empresa, com conseqüente atraso na entrega do produto ao cliente final, bem como em um excesso de componentes estocados que não foram demandados pela fábrica, descapitalizando a empresa pela compra antecipada destes componentes e dificultando seu armazenamento, gerando custos de manutenção e de aluguéis de depósitos.

Cavalheiro (2003), em sua pesquisa sobre métodos de previsão de demanda, propôs um método para gerar dados de previsão, o qual foi aplicado no planejamento da produção de médio a curto prazo, de três empresas do ramo alimentício. Seu modelo foi baseado na análise de séries temporais de um total de 25 produtos e grupos de produtos dessas empresas que, após analisar a sazonalidade das séries, resultou em um modelo matemático de fácil e rápida operacionalização, o que pôde estimular a sua aplicação por parte do pessoal responsável pela previsão e planejamento da empresa.

Já Figueiredo (2008) realizou um estudo de previsão de demanda, com foco no PCP, em uma empresa da região de Joinville (SC), no qual foram observados dados históricos de dez itens de maior expressividade da empresa, por um período de oito anos. Foi aplicada a metodologia de Box-Jenkins para previsão das séries temporais, combinada com a técnica de redes neurais de funções de bases radiais, com medição da acurácia, por meio da raiz do erro quadrático médio (RMSE). O autor concluiu que a metodologia baseada em Redes Neurais apresentou o menor valor do RMSE, sendo classificada como o método de maior acurácia para previsão das séries temporais no referido trabalho. A empresa estudada nesse caso, objetivava adotar uma nova política para o PCP, com a implementação de novas diretrizes de gerenciamento. Diante disso, os resultados obtidos no estudo puderam auxiliar a empresa na tomada de novas decisões e na busca desta nova política de planejamento da produção.

Maia *et al.* (2010) constataram em sua pesquisa sobre a otimização do processo de programação de insumos de uma empresa fabricante de equipamentos, a existência de uma diferença na quantidade de componentes comprados em relação à quantidade de componentes demandados pela fábrica, prejudicando a acuracidade e percentual de acerto da programação, o que implicou na falta ou excesso de materiais, causando atrasos na entrega do produto ao cliente, ou aumento do custo de oportunidade, ocasionado pela perda de novas vendas por falta de materiais e, em outros casos, falta de recursos para compra de alguns insumos, devido a compras em excesso de outros insumos que não foram demandados pela fábrica.

Finalmente, Forno *et al.* (2013) realizaram uma pesquisa com 23 empresas cujo objetivo diagnosticar o processo de previsão de demanda das grandes empresas do Brasil. Foram analisadas cinco dimensões, dentre elas, os erros de previsão. Os autores concluíram que 73% das empresas têm problemas com excesso ou falta de materiais, devido a erros de previsão, como por exemplo, problemas de caixa e atrasos na entrega do produto ao cliente, evidenciando o impacto na produção, e em 50% das empresas ocorrem paralisações das linhas de produção, devido a erros de previsão de matérias-primas.

3 METODOLOGIA

Esta pesquisa foi realizada na empresa que utiliza os insumos críticos estudados para a fabricação de seus produtos, no qual ocorrem os problemas de planejamento da produção, como a falta e a sobra de insumos, sendo utilizados para a investigação os relatórios e os registros de dados efetuados pela empresa.

Para a realização da pesquisa, a população foi constituída pelos dados de consumo dos insumos críticos mencionados na Introdução, ao longo do tempo, ou seja, ao longo do tempo de vida do insumo.

A amostra compreendeu os dados de consumo dos insumos críticos, no período de janeiro de 2006 a setembro de 2016.

A base de dados foi composta por dados secundários, coletados de um sistema integrado de gestão ERP usado na empresa XYZ. Foi emitido um relatório de consumo mensal de cada insumo através do referido sistema, no qual os dados gerados serão organizados em uma planilha.

O tratamento dos dados foi dividido em duas etapas. A primeira etapa do tratamento de dados teve por finalidade aplicar cada método de previsão a cada insumo.

De modo a evitar o *overfitting* (sobreajuste a um conjunto específico de dados, mas sem possibilidade de generalização do ajuste), parte da amostra dos dados coletados foi usada para aplicar e parametrizar os modelos, e a outra parte foi usada para validação de cada modelo (*Split Sample*).

Cada modelo de previsão foi aplicado a cada um dos insumos críticos, no período referente à amostra de teste.

As previsões por meio dos modelos de Holt-Winters multiplicativo e aditivo e de Decomposição Clássica foram efetuadas com o auxílio do MS-Excel, usando o recurso do “Solver” para determinar os parâmetros nos modelos de Holt-Winters. Para esses modelos, a inicialização dos parâmetros foi feita conforme sugerido por Bertolo (2009), exceto nos casos de zero no período inicial da série do modelo multiplicativo, sendo necessário utilizar os índices sazonais iguais a 1, para que não ocorressem erros de divisão por zero.

Na Decomposição Clássica, em particular, a estimativa do ciclo futuro foi obtida pela média dos seis últimos valores históricos apresentados.

Para os modelos de Box-Jenkins (ARMA; ARIMA; SARIMA), as previsões foram feitas com a ajuda do software Eviews9 SV, utilizando o método objetivo de identificação do melhor modelo, e tentando minimizar o critério de informação Akaike (BERTOLO, 2009).

Na segunda etapa do tratamento dos dados, foram calculados os erros para cada método aplicado a cada insumo no período referente à amostra de validação. Em seguida, os métodos foram comparados em relação ao erro proporcionado pela previsão na amostra de validação.

Mas, considerando o fato de alguns erros (como o MAPE e o MdAPE) não poderem ser calculados quando há zeros na série, os períodos com zero de valor real foram desconsiderados para fins de cálculo de todos os erros.

Nos modelos de Holt-Winters, a parametrização foi feita tentando minimizar cada um dos 7 erros (da tabela 1 anterior) para cada insumo. Então, diferentemente do que aconteceu com os outros modelos, foram geradas 7 previsões diferentes para cada insumo. Em alguns casos, foi necessário alterar as restrições ao utilizar o recurso “Solver” pois, se os parâmetros fossem 0 ou 1, poderia implicar em erros nos cálculos dos erros.

Em casos particulares, algum método que não tenha sido considerado, nem testado pode ter um melhor desempenho para algum insumo. Essa limitação foi minimizada com a utilização dos métodos mais consagrados, que obtiveram melhores resultados em pesquisas anteriores.

O mesmo pode ocorrer com os erros; não obstante terem sido utilizados os principais, que obtiveram resultados mais acurados em outras pesquisas, pode acontecer de algum erro não

contemplado nesta pesquisa ser o mais adequado para definir o método ótimo para algum insumo.

Por se tratar apenas de uma amostra dos dados, sua representatividade também pode consistir em uma limitação desta pesquisa, uma vez que nada garante que o futuro da demanda vai se comportar como o passado da mesma.

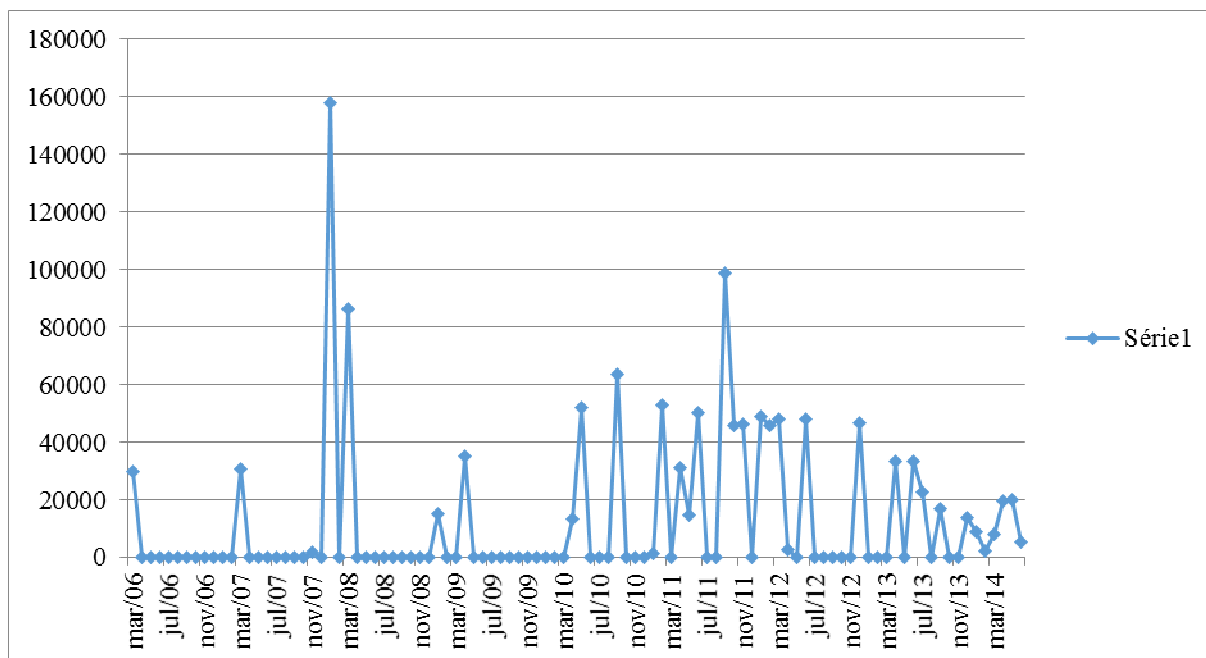
Outra limitação da pesquisa refere-se à arbitrariedade na identificação do tipo de demanda de cada insumo, contando, apenas, com a subjetividade desta pesquisadora.

Naturalmente, como este trabalho consiste no estudo de um caso único, não se pretende generalizar os achados e conclusões apresentados.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

O gráfico 1 a seguir mostra a demanda do insumo 300009 no período da amostra de teste, ou seja, de março/06 a junho/14, no qual demonstra uma demanda permanente, por apresentar um ciclo de vida longo, sem grandes alterações, a menos de algumas exceções.

Gráfico 1 – Demanda do insumo 300009

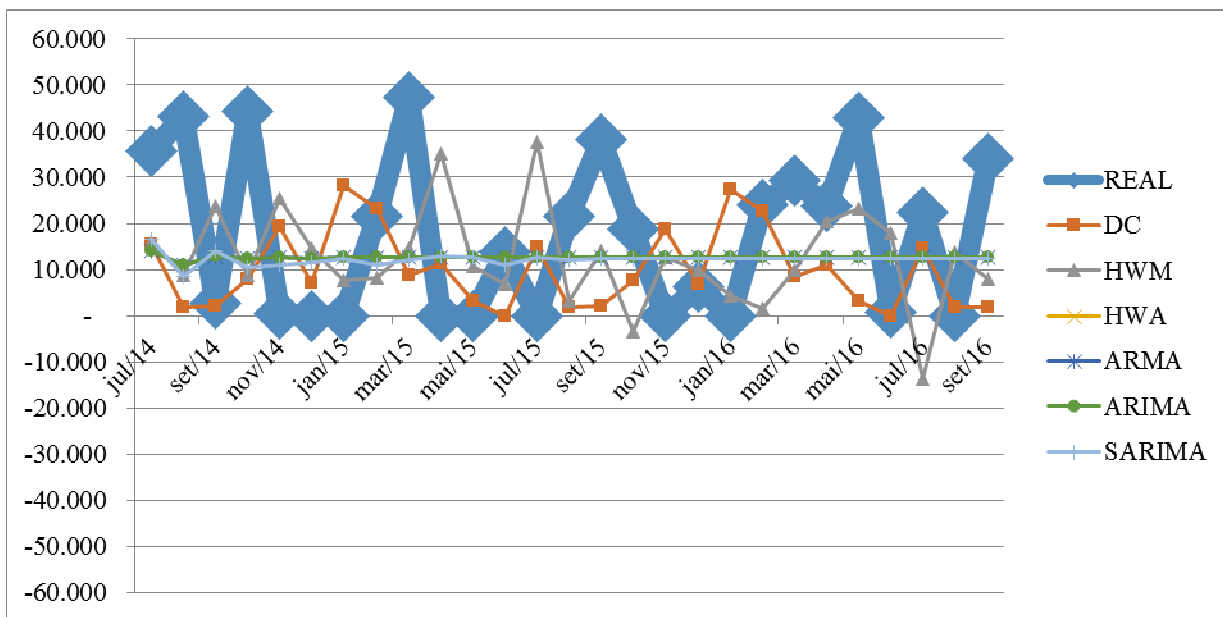


Ao projetar as previsões no período da amostra de validação, de julho/14 a setembro/16, por cada um dos 6 modelos considerados nesta pesquisa, obteve-se o resultado a seguir, apresentado pelo Quadro 2ⁱ e o Gráfico 2.

Quadro 2 – Consumo real e previsões do insumo 300009

300009		PREVISÃO					
Mês	REAL	DC	HWM	HWA	ARMA	ARIMA	SARIMA
jul/14	35.651	15.325	15.855	376.871	14.115	14.115	16.437
ago/14	43.145	1.926	8.879	- 481.863	11.083	11.083	8.445
set/14	2.650	2.025	23.793	1.907.066	12.885	12.885	14.168
out/14	44.325	7.872	8.842	- 238.099	12.241	12.241	10.310
nov/14	498	19.278	25.448	- 221.199	12.620	12.620	10.975
dez/14	0	7.055	14.669	- 291.567	12.484	12.484	11.586
jan/15	0	28.081	7.646	- 257.396	12.563	12.563	12.267
fev/15	21.400	23.316	8.086	- 175.751	12.534	12.534	11.119
mar/15	47.258	8.788	14.615	1.428.284	12.551	12.551	12.104
abr/15	0	11.384	35.241	- 77.216	12.545	12.545	12.892
mai/15	0	3.154	10.611	- 65.474	12.548	12.548	12.755
jun/15	13.770	0	6.860	8.263	12.547	12.547	10.866
jul/15	0	14.966	37.613	90.549	12.548	12.548	12.677
ago/15	21.628	1.881	3.251	128.108	12.548	12.548	11.981
set/15	38.067	1.978	13.974	140.135	12.548	12.548	12.413
out/15	18.720	7.687	- 3.397	363.351	12.548	12.548	12.246
nov/15	0	18.822	12.632	168.712	12.548	12.548	12.349
dez/15	6.193	6.888	9.779	173.083	12.548	12.548	12.308
jan/16	0	27.415	4.226	173.047	12.548	12.548	12.333
fev/16	23.978	22.762	1.645	166.581	12.548	12.548	12.323
mar/16	29.307	8.578	9.923	-1.942.815	12.548	12.548	12.329
abr/16	23.682	11.112	20.300	128.141	12.548	12.548	12.327
mai/16	42.876	3.078	23.098	121.938	12.548	12.548	12.328
jun/16	600	0	18.034	1.410.454	12.548	12.548	12.327
jul/16	22.480	14.607	- 13.777	58.988	12.548	12.548	12.328
ago/16	0	1.836	13.892	99.295	12.548	12.548	12.328
set/16	34.145	1.930	8.059	- 454.852	12.548	12.548	12.328

Gráfico 2 – Consumo real e previsões do insumo 300009



A previsão pelo método de Holt-Winters aditivo foi retirada deste gráfico para melhor visualização das outras previsões, em virtude dos valores altos encontrados por esse método. Foram calculados os erros de cada método, conforme o Quadro 3 a seguir.

Quadro 3 – Erros dos métodos de previsão aplicados ao insumo 300009

300009							
MODELO	ERRO						
	MAD	MSE	RMSE	MPE	MAPE	MdAPE	U-theil
Decomposição clássica	18.638	555.526.498	23.570	2,59	2,40	0,29	0,58
Holt-winters aditivo	43.946	320.827.426.680	1.050.621	12,70	1.037,23	0,48	1.868.220,67
Holt-winters multiplicativo	16.256	727.753.968	26.977	9,93	3,79	0,44	15.128,97
Arma	15.312	307.077.354	17.524	3,01	3,16	0,53	0,61
Arima	15.312	307.077.354	17.524	3,01	3,16	0,53	0,61
Sarima	15.540	318.032.387	17.833	2,86	2,98	0,52	0,63

Os métodos foram comparados em relação ao erro proporcionado pela previsão na amostra de validação. Entretanto, para determinar qual método obteve melhor desempenho, considerando todos os erros, a média não pôde ser usada, pois os erros têm unidades de medida diferentes (alguns, na própria unidade da grandeza a ser prevista; outros são apresentados em termos percentuais).

Optou-se, portanto, por normalizar os erros antes de calcular a média entre eles, conforme tabela 4 a seguir; ou seja, foi calculada a distância de cada um dos valores da tabela 3 anterior, em desvios-padrão, para a média daquele erro, considerando todos os métodos. Desta forma, no Quadro 4 a seguir, os erros normalizados estão todos na mesma unidade e sua média pode ser calculada.

Quadro 4 – Erros normalizados

300009								
MODELO	ERRO NORMALIZADO							Média dos erros normalizados
	MAD	MSE	RMSE	MPE	MAPE	MdAPE	U-theil	
Decomposição clássica	-0,21	-0,45	-0,44	-0,76	-0,45	-2,09	-0,45	-0,69
Holt-winters aditivo	2,22	2,24	2,24	1,73	2,24	0,19	2,24	1,87
Holt-winters multiplicativo	-0,44	-0,44	-0,43	1,05	-0,45	-0,25	-0,43	-0,20
Arma	-0,53	-0,45	-0,46	-0,66	-0,45	0,76	-0,45	-0,32
Arima	-0,53	-0,45	-0,46	-0,66	-0,45	0,76	-0,45	-0,32
Sarima	-0,51	-0,45	-0,45	-0,70	-0,45	0,63	-0,45	-0,34

Foi identificado que, para o insumo 300009, o método que errou menos e, portanto, o que pode ser indicado como mais adequado para realizar as previsões para esse insumo, foi a Decomposição Clássica.

Esse procedimento atende o objetivo da pesquisa (identificar qual o método de previsão mais adequado para a demanda de cada um dos insumos críticos da empresa XYZ), no que se refere ao insumo 300009.

Segundo Mancuzo (2003), para esse tipo de demanda (permanente), o melhor método de previsão seria a suavização exponencial simples, por se tratar de série sem tendência e sem sazonalidade. Entretanto, foi verificado neste exemplo que o melhor método para uma

demanda permanente seria o método de Decomposição Clássica, usada quando há tendência e sazonalidade na série.

Nesta pesquisa, a suavização exponencial simples não foi testada, mas sim os modelos Holt-Winters, considerados aperfeiçoamentos da suavização exponencial simples. Mas eles tiveram os dois piores desempenhos na previsão da demanda deste insumo.

Essa metodologia foi replicada para todos os 11 insumos críticos considerados nessa pesquisa. Abaixo, o Quadro 5 mostra uma sumarização da análise dos resultados:

Quadro 5 – Sumarização da análise dos resultados

Insumo	Tipo de demanda	Método(s) mais adequado(s) segundo a teoria	Ranking desse(s) método(s) nesta pesquisa	Método mais adequado segundo esta pesquisa
300009	Permanente	Suavização exponencial simples / Holt-Winters	6	Decomposição clássica
300061	Permanente	Suavização exponencial simples / Holt-Winters	6	Box-Jenkins
300397	Sazonal	Holt-Winters	3	Decomposição clássica
		Box-Jenkins	2	
300402	Irregular	Decomposição clássica	4	Box-Jenkins
300403	Sazonal	Holt-Winters	2	Decomposição clássica
		Box-Jenkins	3	
300445	Irregular	Decomposição clássica	6	Box-Jenkins
300460	Irregular	Decomposição clássica	4	Box-Jenkins
366169	Irregular	Decomposição clássica	4	ARMA
366182	Irregular	Decomposição clássica	1	Decomposição clássica
366184	Sazonal	Holt-Winters	2	ARMA
		Box-Jenkins	1	
366194	Sazonal	Holt-Winters	1	Holt-Winters
		Box-Jenkins	3	

Como pode ser observado, apenas no caso dos 3 últimos insumos a adequação entre tipo de demanda e método de previsão – sugerida na teoria – se verificou na prática. Em 6 dos 11 insumos, o método sugerido pela teoria ficou entre os piores, em termos de desempenho; em 3 desses 6 casos, o método sugerido foi, de fato, o pior dentre os 6 testados.

A última coluna do quadro anterior atende ao objetivo da pesquisa. Conforme pode ser observado, os modelos de Box-Jenkins (incluindo o ARMA) foram identificados como os

mais adequados na maioria dos casos. Os modelos de Holt-Winters foram os mais adequados somente em um caso.

Podemos perceber que a teoria se confirmou em poucos casos, o que sugere que não há um padrão a ser seguido. Independentemente do tipo de demanda do insumo, não se deve aplicar o modelo sugerido na teoria para tal tipo, sem antes certificar-se que não há outro modelo melhor. O ideal é testar vários métodos para observar qual terá o melhor desempenho em cada.

Ao longo do tratamento dos dados, pôde ser observada a magnitude dos erros que, em alguns casos, apresentaram valores elevados. Parte dessa falta de capacidade preditiva dos modelos testados deve-se à dificuldade de previsão quando há muitos zeros na série, como ocorrido com a maioria dos insumos trabalhados nesta pesquisa.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O objetivo desta pesquisa foi identificar qual o método de previsão mais adequado para a demanda de cada um dos insumos críticos da empresa XYZ. Para tal, foram aplicados alguns métodos de séries temporais de previsão de demanda a cada insumo crítico da empresa, mensurado seus erros de previsão e comparados os resultados obtidos.

Vale ressaltar a importância de dividir a amostra em subamostras para testar e parametrizar o modelo em um conjunto de dados e validá-lo em outro (*Split sample*), como foi feito nesta pesquisa. Esse procedimento evita o sobreajuste do modelo a um conjunto de dados específicos (*overfitting*), sem capacidade de generalizá-lo para dados futuros de demanda.

Devido às limitações dos recursos técnicos e financeiros na esfera pública, degradando a qualidade dos gastos públicos, o uso compartilhado pelos órgãos públicos do modelo proposto poderá viabilizar a melhoria de gestão, já que alguns métodos de previsão têm a capacidade de prever a demanda futura por longos períodos, permitindo um planejamento mais eficiente dos recursos, ou seja, comprando insumos com qualidade, na quantidade certa, e no momento certo, com o menor preço possível, reduzindo os estoques ociosos e gerando economia para a administração pública.

Além disso, essa capacidade de previsão para longos períodos poderá facilitar o planejamento da produção pelo sistema puxado, utilizando o sistema de Registro de Preço, uma vez que, ao identificar as necessidades dos insumos com antecedência, haverá o recurso

necessário para atender à demanda da pronta entrega e evitará paradas de produção por falta de material.

Outra questão tratada que será beneficiada com o modelo proposto são as compras emergenciais que seriam evitadas, uma vez que não haverá mais necessidade de conduzir uma aquisição por dispensa de licitação, devido ao planejamento feito com antecedência.

Quanto ao excesso de zeros na série, o que ocorre é que os métodos de previsão de séries temporais não “entendem” esses zeros e não consideram os motivos pelos quais em determinados períodos não houve consumo. Esses métodos apenas observam o comportamento da variável ao longo tempo, seguindo padrões temporais, e projetam os valores para um determinado período a frente, replicando esses padrões. Mas essas ausências de consumo não ocorrem segundo padrões temporais; os zeros não acontecem a cada 5 períodos ou nos meses de março e novembro, por exemplo.

A explicação para a ocorrência de períodos sem consumo é, na verdade, bem diferente. O fato de a pesquisa envolver uma empresa pública, que depende de licitações para fazer aquisições dos insumos, pode ser um dos fatores que contribuem para a ocorrência de muitos zeros nas séries pois, como em alguns casos há uma demora na finalização do processo licitatório, podem ocorrer rupturas do estoque.

Em alguns casos, é preciso aguardar em torno de um ano e meio o desfecho dos procedimentos licitatórios, fugindo totalmente do cronograma planejado para atender entre seis e oito meses, seja por burocracia interna, seja por falta de tomada de decisões, seja por fracasso da licitação, seja por reclamações de licitantes que demandam o retorno do processo à área de planejamento e/ou engenharia para rever especificações, dentre outros problemas que, mesmo com as inúmeras cobranças da área de planejamento, não se resolvem a tempo de não zerar o estoque.

Esse comportamento foge do padrão temporal, havendo causas por trás disso. Assim, para esse tipo de previsão, o ideal seriam os métodos causais, utilizados quando a demanda de um item é relacionada a outras variáveis, tanto internas como externas à empresa, como, por exemplo, para prever a demanda de ligações em uma central de atendimento de serviços telefônicos em função, dentre outros, da chegada da conta telefônica na residência do cliente e do seu vencimento, como fizeram Bouzada e Saliby (2009).

Os autores usaram a Regressão Múltipla que, segundo Tabachnick e Fidell (1996) é uma técnica causal que possibilita a avaliação do relacionamento de uma variável dependente com diversas variáveis independentes.

Para pesquisas futuras, sugere-se, então, utilizados métodos causais para prever a demanda desses ou outros insumos da empresa XYZ, considerando que a demanda pelos insumos da empresa em questão é influenciada por diversos fatores externos, como a cotação do dólar, pois alguns insumos são importados e alguns produtos finais são exportados, e a ocorrência de licitações demoradas, como já explanado anteriormente. A cotação do dólar e a ocorrência de licitações demoradas poderiam ser usadas como variáveis explicativas para prever a demanda dos insumos em um modelo causal, como a Regressão Múltipla.

Outra sugestão para estudos futuros seria replicar esta pesquisa com outros métodos quantitativos de séries temporais não contemplados aqui, seja nessa empresa ou em outro órgão público, já que Kerkannen *et al.* (2009) alegaram existir pelo menos 70 técnicas de previsão de demanda diferentes. Além disso, esta pesquisa pode ser replicada com os mesmos métodos, ou outros julgados convenientes, porém usando outros erros de previsão não contemplados aqui, como por exemplo, o *Mean Absolute Scaled Error* (MASE) (HYNDMAN, 2006), usado para mensurar o desempenho de itens com demanda intermitente e o *Tracking Signal* (TS), que utiliza um sinal de advertência que dá uma indicação da acurácia da previsão (CORRÊA; GIANESI; CAON, 2009).

Além disso, podem ser realizados estudos integrando as previsões de demanda da empresa em questão com as previsões de seus clientes, objetivando criar melhorias na gestão da cadeia de suprimentos.

Podem ser usados, também, os métodos qualitativos de previsão de demanda, para os itens em que os dados históricos não se encontrarem disponíveis, ou métodos mistos, qualitativos e quantitativos, como conversas com especialistas, já que alguns insumos não apresentam padrões claros de comportamento.

REFERÊNCIAS

ANDRADE, M. G. et al. Análise do erro de previsão de vazões mensais com diferentes horizontes de previsão. **Controle e Automação**, Campinas, v. 23, n. 3, p. 294-305, 2012.

ARMSTRONG, J.; COLLOPY, F. Error Measures for Generalizing About Forecasting Methods: Empirical Comparisons, **International Journal of Forecasting**, v.8, p. 69-80, 1992.

BALLOU, R. H. **Logística Empresarial**. São Paulo: Atlas, 1995.

BARROS, V. F. A., MENEZES, J. E. de. Análise da relação entre a produção e o consumo de água na grande Goiânia utilizando o método estatístico de previsão de Holt-Winters. **Rev. Elet. em Gestão, Educação e Tecnologia Ambiental**. v. 7, nº 7, p. 1272-1282, (e-ISSN: 2236-1170), 2012.

BERTOLO, L. A. **Técnicas de Previsão de Box-Jenkins - ARIMA**. Catanduva: IMES, 2009.

BOUZADA, M. A. C. Aprendendo Decomposição Clássica: Tutorial para um Método de Análise de Séries Temporais. **TAC**, Rio de Janeiro, v. 2, n. 1, art. 1, pp. 1-18, 2012.

BOUZADA, M. A. C.; SALIBY, E. **Prevendo a demanda de ligações em um call center por meio de um modelo de Regressão Múltipla**. *Gestão & Produção*, v.16, n.3, pp.382-397, set/2009.

CARVALHO, C. A. V. Análise de Previsão de Itens de Demanda Intermitente Utilizando o Modelo Syntetos Boylan Approximation (SBA). XXXVI Encontro da ANPAD. **Anais...** Rio de Janeiro/RJ: 2012.

CAVALHEIRO, D. **Método de previsão de demanda aplicado ao planejamento da produção de indústrias de alimentos**. Dissertação (mestrado em engenharia mecânica) - Programa De Pós-Graduação Em Engenharia Mecânica, Florianópolis: UFSC, 2003.

CORRÊA, H. L.; GIANESI, I. G. N.; CAON, M. **Planejamento, Programação e Controle da Produção: MRP II/ ERP: conceitos uso e implantação**. 5 ed. São Paulo: Atlas, 2009.

DOYLE, P.; FENWICK, I.A. Sales Forecasting — Using a Combination of Approaches. **Long-Range Planning**, v. 9, n. 3, p. 60-69, 1976.

EAVES, A. H. C. **Forecasting for the Ordering and Stock-Holding of Consumable Spare Parts**. Tese. Department of Management Science the Management School, Lancaster University, Lancaster, Inglaterra (2002).

FAGUNDES, M. B. B.; XAVIER, R. A. G.; ALMEIDA JUNIOR, L. C.; FERREIRA, M. R. A infraestrutura aeroportuária em Campo Grande/MS: um modelo de previsão a partir da demanda. **Revista Economia e Gestão**, v. 13, n. 32, 2013.

FAVA, V. L. **Manual de econometria**. In: VASCONCELOS, M. A. S.; ALVES, D. São Paulo: Editora Atlas, 2000.

FAVARETTO, F. Impacto das incertezas da previsão da demanda no planejamento detalhado da produção. **Revista P&D em Engenharia de Produção**, Itajubá, v. 10, n. 1, p. 101-108, 2012.

FIGUEREDO, C.J. **Previsão de séries temporais utilizando a metodologia Box & Jenkins e redes neurais para inicialização de planejamento e controle da produção** – Dissertação de Mestrado. Curitiba: UFPR, 2008.

FORNO, A. J. et al. **Previsão de Demanda nas Organizações: resultados de 23 empresas do Brasil**. X Simpósio de Excelência em Gestão e Tecnologia. Resende/RJ: 2013.

GARDNER, E. Evaluating Forecast Performance in an Inventory Control System, **Management Science**, 36, 490-499, 1990.

GOODWIN, P.; LAWTON, R. On the asymmetry of the symmetric MAPE. **International journal of forecasting**, v. 15, p. 405-408, 1999.

HYNDMAN R. J. **Another look at forecast-accuracy metrics for intermittent demand**. *Foresight: Int J Appl Forecast* 4: 43–46, 2006.

HORNBURG, S. *et al.* A programação da produção puxada pelo cliente: Estudo de caso na indústria têxtil. XXVIII Encontro Nacional de Engenharia de Produção. **Anais...** Rio de Janeiro/RJ: 2008.

KERKKÄNEN, A.; KORPELA, J.; HUISKONEN, J. Demand forecasting errors in industrial context: Measurement and impacts. **Int. J. Production Economics**, v.118, p. 43-48, 2009.

LEVINE, D. M.; BERENSON, M. L.; STEPHAN, D. **Estatística: Teoria e Aplicações**. Rio de Janeiro: Editora LTC, 2000.

MAIA, F. L. S.; MARTINS, L. M; BOOSE, A. R. **A otimização do processo de programação de insumos do componente alfa utilizado pela empresa XYZ**. XXX Encontro Nacional de Engenharia de Produção. São Carlos/SP: 2010.

MANCUSO, A. C. B.; WERNER, L. Estudo dos Métodos de Previsão de Demanda aplicado em uma empresa de auditorias médicas. **Revista Ingeniería Industrial**, n° 1, p. 99-111, 2014.

MANCUZO, F. **Análise e previsão de demanda**: Estudo de caso em uma empresa distribuidora de rolamentos. Dissertação de mestrado em Engenharia. Porto Alegre: UFRGS, 2003.

MONTGOMERY, D. C.; JOHNSON, L. A.; GARDINER, J. S. **Forecasting and time series analysis**. 2ª ed., New York: McGraw-Hill, 1990.

MORO, M. F.; SCORTEGAGNA, C.; WEISE, A. D.; BORTOLOTTI, S. L. V. Aplicação do método de Holt-winters para a previsão de demanda de computadores de mesa em uma loja de informática em Foz do Iguaçu. V Congresso Brasileiro de Engenharia de Produção. **Anais...** Ponta Grossa/PR: 2015.

MOURA, R. G. et al. Avaliação do modelo regional ETA utilizando as análises do CPTEC e NCEP. **Rev. bras. meteorol.** v.25, n.1, São Paulo: 2010.

OLIVEIRA, F. L. C.; *et al.* Critérios de identificação da ordem do modelo autorregressivo periódico – PAR(P). XLII SBPO. **Anais...** Bento Gonçalves/RS: 2010.

PACHECO, R. F.; SILVA, A. V. F. Aplicação de modelos quantitativos de previsão em uma empresa de transporte ferroviário. XXIII Encontro Nac. de Eng. de Produção. **Anais...** Ouro Preto/MG: 2003.

PEGELS, E. M. C. C. An Approach for Selecting Times Series Forecasting Models, **International Journal of Operations & Production Management**, v. 10, n.3, p. 50 – 60, 1990.

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

PIRES, S. R. J. **Gestão estratégica da produção**. Piracicaba: Unimep, 1995.

RAMSER, C. A. S; *et al.* Previsão para o volume de vendas no varejo - Combustíveis e lubrificantes – no estado do Rio Grande do Sul. **Espacios**, v. 36, n. 10, 2015.

RUSSOMANO, V. H. **Planejamento e controle da produção**. São Paulo: Pioneira, 1995.

SALLES, A. A. de; ARANTES, P. E.; TAVARES, C. C. Um Estudo da Série de Vendas de Automóveis no Brasil através de Métodos Clássicos de Previsão de Demanda. XXXIV Encontro da EnANPAD. **Anais...** Rio de Janeiro/RJ: 2010.

SANTOS FILHO, E. L; SILVA, W. V; VEIGA, C. P; TORTATO, U. Previsão dos retornos do Ibovespa utilizando redes neurais artificiais *Feedforward* Evolutivas. **Revista Produção Online**. Florianópolis/SC, 2011.

SENNA, P.; TANSCHKEIT, R.; GOMES, A. M. Planejando o processo de previsão de demanda com auxílio da lógica Fuzzy. **Revista Produção e Desenvolvimento**, v.1, n.2, p.90-103, 2015.

TABACHNICK, B.; FIDELL, L. S. **Using multivariate statistics** (3a ed.). New York: Harper Collins, 1996.

VERÍSSIMO, A. J.; ALVES, C. C.; HENNING, E.; AMARAL, C. E. Métodos estatísticos de suavização exponencial Holt-Winters para previsão de demanda em uma empresa do setor metal-mecânico. **Revista Gestão Industrial**. v. 08, n. 04, p. 154-171, 2012.

WANKE, P; JULIANELLI, L. **Previsão de Vendas**. São Paulo: Atlas, 2006.

WERNER, L.; RIBEIRO, J. L. D. Previsão de Demanda: Uma Aplicação dos Modelos Box-Jenkins, **Gestão & Produção**, v.10, n.1, p.47-67, 2003.

Como Referenciar este Artigo, conforme ABNT:

ARAÚJO, B. V; BOUZADA, M. A. C. Adequação dos Métodos de Previsão às Especificidades das Demandas. **Rev. FSA**, Teresina, v.14, n.6, art. 2, p. 24-48, nov./dez. 2017.

Contribuição dos Autores	B. V. Araújo	M. A. C. Bouzada
1) concepção e planejamento.		X
2) análise e interpretação dos dados.	X	X
3) elaboração do rascunho ou na revisão crítica do conteúdo.	X	
4) participação na aprovação da versão final do manuscrito.	X	X

ⁱ Para os dois modelos Holt-Winters, em que foram calculadas 7 previsões diferentes para cada insumo, os valores apresentados na tabela e gráfico correspondem à média das 7 previsões.