

APLICAÇÃO DE MODELOS DE PREVISÃO DE DEMANDA BASEADOS EM SÉRIES TEMPORAIS EM UMA INDÚSTRIA METALÚRGICA

Salvador Pereira de Carvalho Junior (UFOP) salvadorjuniorcp@gmail.com
Andy Carvalhaes Reis Silva (Centro Universitário UNA) andysilva44@hotmail.com
Edson Antônio Gonçalves de Souza (UFOP) edagshp@gmail.com
Mayara Fernanda Silva e Santos (UFOP) mayarafss@yahoo.com.br
Irce Fernandes Gomes Guimarães (UFOP) profirce@yahoo.com.br

Resumo

Este estudo apresenta uma sequência de passos estruturados para a implementação de um sistema de previsão de demanda baseados em séries temporais, bem como uma aplicação prática em uma empresa do ramo metalúrgico, localizada em Contagem - MG. Quatro métodos estatísticos são utilizados: Média móvel, suavização exponencial I, suavização exponencial II e método Winters. Uma análise comparativa entre os resultados obtidos conclui que os métodos estatísticos apresentados possuem uma aderência mais significativa em relação a previsão de vendas fornecida pelo setor comercial da empresa. A técnica de suavização exponencial dupla obteve melhor resultado quando comparada as demais técnicas discutidas nesse artigo.

Palavras-Chaves: Previsão de demanda. Planejamento e Controle da Produção. Séries temporais. Análise comparativa

1. Introdução

A Indústria Metalúrgica no Brasil tem passado por diversas transformações na última década, resultado de uma maior diversificação e expansão da economia Brasileira. De acordo com o Ministério de Minas e Energia (MME, 2015), o setor metalúrgico registrou uma trajetória positiva em seus resultados do ano de 2000 até 2014 representando cerca de 1,5% do Produto Interno Bruto (PIB) do país.

Essa tendência de crescimento foi interrompida nos últimos anos com a grave crise econômica em que o país mergulhou. Só entre o ano de 2013 e 2014 houve uma diminuição de aproximadamente 6% no faturamento do setor (MME, 2015).

Dessa forma, em um panorama de mercados cada vez mais incertos e exigentes a busca por eficiência com foco na redução de custos se torna imprescindível. Dito isso, ter uma maior previsibilidade de mercado e, conseqüentemente, saber alocar os recursos de maneira mais eficiente, planejando suas instalações adequadamente, ajuda as empresas a se tornarem mais competitivas. Problemas diversos quanto ao planejamento da produção, como por exemplo, excesso / falta de estoque, podem ser minimizados com uma previsão de demanda adequada.

Dada a importância do processo de previsão de demanda no PCP, este estudo apresenta uma alternativa de modelo de previsão de demanda frente ao adotado atualmente em uma indústria metalúrgica que fabrica equipamentos e consumíveis de solda.

Motivado pelas frequentes divergências ocorridas entre planejamento de vendas repassado pelo setor comercial e a demanda real, este estudo oferece um embasamento mais quantitativo, utilizando ferramentas estatísticas para a elaboração de tais previsões em vez de análises puramente qualitativas.

Nesse sentido, este artigo encontra-se organizado em 5 seções incluindo a presente introdução. Seção 2 refere-se ao referencial teórico, onde busca-se embasamento teórico dos principais pontos abordados no estudo de caso incluindo uma metodologia de implementação. A seção 3 é caracterizada pela metodologia do trabalho. A seção 4, referente ao estudo de caso, faz a integração entre as técnicas e os procedimentos discutidos na seção 2. Na seção 5 encontra-se a conclusão do trabalho.

2. Referencial teórico

2.1. Planejamento e controle da produção

O Planejamento e Controle da Produção (PCP) envolve uma série de decisões sobre o que, quanto e quando produzir e comprar, tanto para os produtos finais, quanto para os componentes e matérias-primas. (FERNANDES; GODINHO FILHO, 2010).

Segundo Corrêa et al. (2004), as atividades de Planejamento e controle da produção podem ser classificadas em 3 níveis: longo, médio e curto prazo. Este conceito está relacionado ao denominado planejamento hierárquico da produção, uma metodologia que propõe decompor o problema do planejamento da produção de larga escala em sub-problemas menores, resolvendo-os sequencialmente, do maior horizonte para o menor horizonte (CORRÊA, 1996)

Inserida em todos os todos os 3 níveis de planejamento, a previsão de demanda no horizonte de longo prazo, segundo Ruffoni (2012), possibilita desenvolver estrategicamente o plano de produção, definindo que famílias de produtos oferecer ao mercado, de que equipamentos e instalações dispor etc.

No médio e o curto prazo, as previsões são empregadas para o PMP e a programação da produção no sentido de utilizar os recursos disponíveis, envolvendo a definição dos planos de produção e armazenagem, planos de compras etc. (TUBINO, 2000).

2.2. Previsão de demanda

Segundo Dias (2008), a previsão de demanda permite estimar a quantidade futura de produtos oferecidos pela empresa ao mercado. A previsão da demanda é de fundamental importância para a elaboração das atividades do PCP, pois com ela, é possível que a empresa preveja o futuro e planeje suas ações (TUBINO, 2000).

A literatura oferece uma vasta gama de técnicas que analisam minuciosamente formas para se prever a demanda. Para Slack et al. (2007), a escolha da técnica de previsão, deve-se considerar aspectos como o horizonte da previsão, disponibilidade de dados, precisão necessária e disponibilidade de recursos. Segundo Corrêa (2004) e Tubino (2000), existem diversas técnicas de previsão disponíveis, que podem ser classificadas em dois grupos: técnicas qualitativas e quantitativas.

Abordagens qualitativas são baseadas em fatores subjetivos ou de julgamento de pessoas-chaves como por exemplo, especialistas nos produtos ou nos mercados onde atuam (SLACK et al., 2007).

Mais utilizadas em um horizonte de curto e médio prazo, as técnicas quantitativas são baseadas em modelos estatísticos que utilizam dados de séries históricas, nas quais se procura identificar padrões de comportamento para que estes sejam projetados para o futuro (BACCHETTI, 2012)

2.2.1. Algumas técnicas quantitativas de previsão de demanda

Dentre as técnicas quantitativas de previsão de demanda, pode-se destacar 3 principais: técnicas de análise de séries temporais, métodos causais e redes neurais artificiais. Há na literatura uma vasta gama de estudos que se propõe a obter uma previsão de demanda baseada nessas três técnicas. A Tabela 2.1 traz algumas aplicações.

Tabela 2.1 – Estudos empíricos de previsão de demanda

Autor	Técnica	Descrição do estudo
Tisott et al. (2016)	Séries temporais	Investiga a implementação de modelos de previsão de vendas de uma distribuidora de aços especiais denominada Diferro Aços Especiais Ltda. Os autores avaliaram os modelos suavização exponencial e ARIMA, e estes foram comparados por meio das medidas de acuracidade. Conclusões: O modelo de suavização exponencial apresentou maior acurácia. Além disso, a combinação aritmética entre os métodos de suavização exponencial e ARIMA obteve menor desvio.
Jesus, Silva e Girade (2016)	Modelo causal e séries temporais	Os analisaram os resultados da implementação de técnicas de previsão de demanda em indústria de cerâmicas. Média Móvel, Média Ponderada, Média Exponencial Móvel, Técnica de Regressão Linear Simples e Previsão de Sazonalidade Simples foram usadas. Como resultado, o autor constatou que a Média Exponencial Móvel apresentou ser a técnica mais precisa.
Ferreira et al. (2016)	Redes neurais	O artigo tem como objetivo prever a demanda diária de encomendas em um Centro de Tratamento de Encomendas (CTE). Conclusões: A aplicação de redes neurais na previsão da demanda de encomendas apresentou boa aderência aos dados experimentais nas fases de treinamento e teste, pois a RNA identificou os padrões de comportamento num sistema complexo.
Almeida, Romanzini e Werner (2016)	Séries temporais	O estudo apresenta aplicação de conceitos de capacidade de produção e previsão de demanda. A técnica de suavização exponencial é utilizada. Conclusões: O modelo consegue prever o nível de utilização da capacidade produtiva para períodos futuros. Os autores pontuam que, de posse destes valores, é importante que tomadores de decisão consigam avaliar racionalmente o ajuste entre demanda e capacidade. Ilustrando assim que um <i>mix</i> entre técnicas qualitativas e quantitativas é uma boa saída.
Reis (2014)	Modelo causal, séries temporais e redes neurais	Aplicou as técnicas estatísticas de suavização exponencial, modelos ARIMA, regressão e redes neurais artificiais otimizadas pela técnica de algoritmos genéticos em indústria têxtil. Conclusões: a adoção de métodos que captam variações não lineares nem sempre gera ganhos de previsão. Além disso, os resultados mostraram que a otimização por Algoritmos Genéticos gera uma capacidade preditiva superior.

Fonte: Elaborado pelo autor

Nesta pesquisa, as técnicas baseadas em séries temporais: Média móvel, suavização exponencial simples, suavização exponencial dupla e método Winters, são avaliadas.

Média móvel

Utiliza dados de um número predeterminados de períodos, normalmente os mais recentes, para gerar sua previsão (LEMOS, 2006). A média móvel pode ser obtida a partir da equação 2.1.

$$\text{Previsão} \quad Mm_n = \frac{\sum_{i=1}^n Di}{n} \quad (2.1)$$

Onde Mm_n é a média móvel dos n períodos, Di a demanda ocorrida no período i , n o número de pedidos e i o índice do período.

Suavização exponencial simples

Esse método obtém a previsão para um período ajustando a previsão do período atual com o erro de previsão. A forma geral do método Suavização Exponencial Simples é apresentada na equação 2.2.

$$\text{Previsão} \quad F_{t+1} = \alpha \sum_{i=0}^n (1 - \alpha)^i Y_{t-1} + (1 - \alpha)^i F_t \quad (2.2)$$

Onde F_{t+1} é a previsão para o período $t + 1$, F_t é a previsão para o período t , Y_t é a demanda realizada no período t , n é o tamanho da série temporal e α é a constante de suavização com valor entre 0 e 1.

Suavização exponencial dupla

Também conhecido como suavização linear de Holt, esse método expande o método de suavização simples para previsões com dados que apresentam tendência linear, mas que não apresentam sazonalidade (MAKRIDAKIS et al. 1998).

$$\text{Previsão} \quad F_{t+m} = L_t + b_t m \quad (2.3)$$

$$\text{Nível} \quad L_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad (2.4)$$

$$\text{Tendência} \quad b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (2.5)$$

Onde F_{t+m} é a previsão para o período $t + m$, m é o horizonte de previsão, L_t é estimativa do nível da série temporal no período t , b_t é a estimativa de tendência da série para o período t e α e β são as constantes de suavização.

Método Winters

Utilizado para séries temporais que apresentam padrão de demanda com tendência linear e sazonalidade (LEMOS, 2006). A modelagem desse método é descrita a seguir.

$$\text{Previsão} \quad F_{t+m} = (L_t + b_t m) S_{t-s+m} \quad (2.6)$$

$$\text{Nível} \quad L_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-1}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad (2.7)$$

$$\text{Tendência} \quad b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (2.8)$$

$$\text{Sazonalidade} \quad S_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1 - \gamma)S_{t-1} \quad (2.9)$$

Onde s é o número de períodos por ciclo sazonal, S_t é a estimativa do componente sazonal da série temporal no período t e α , β e γ são as constantes de suavização com valores entre 0 e 1 e não relacionados ((MAKRIDAKIS et al., 1998).

Apesar das técnicas quantitativas e qualitativas retratarem vieses diferentes, Verruck et al. (2009) afirma que estudiosos tem utilizado a combinação das técnicas qualitativas e quantitativas para encontrar previsões com maior grau de precisão.

A próxima dedica-se a apresentar uma sequência de passos estruturados para a implementação de um sistema de previsão de demanda.

2.3. Guia de implementação

A metodologia apresentada a seguir é constituída de 5 passos e são baseadas nos estudos de Lemos (2006) e Pellegrini (2000).

Definição do problema

Considerada por Pellegrini (2000) uma das etapas mais importantes para a criação de um sistema de previsão de demanda, esta fase se dedica a definir um caráter geral de como o sistema de previsão irá se encaixar na empresa, onde será aplicado e principalmente o horizonte de planejamento (meses ou semanas).

Coleta de informações

Segundo Makridakis et al. (1998), para elaboração de um sistema de previsão, dois tipos de informações devem estar disponíveis: dados estatísticos e dados oriundos de julgamento e perícia de especialistas. Os dados estatísticos serão usados para a modelagem matemática do sistema de previsão e a opinião do especialista servirá para validar o modelo na prática.

Agregação dos dados

De acordo com Pellegrini (2000) A metodologia mais aplicada para agregação de produtos é a classificação ABC a qual determina a importância do produto, relacionando demanda e seu valor.

Os produtos de classe A são considerados os mais importantes para empresa. Representam 80% do faturamento e 20% dos itens vendidos e dessa forma, requerem uma atenção especial do planejador no momento do planejamento de necessidades. Os itens identificados na classe B são considerados de média importância e os itens da classe C são os de menor importância.

Análise preliminar

O primeiro passo para análise de séries temporais é a remoção de dados espúrios, também chamados de *outliers*. Isso acontece muitas vezes devido a ocorrências de demandas temporárias ou sem um padrão pré-estabelecido. Segundo Pellegrini (2000), uma vez retirados

os valores espúrios, analisam-se fatores como padrões, tendências e sazonalidades que podem estar presentes na série temporal em estudo. A análise gráfica preliminar fornece subsídios auxiliares na escolha dos modelos quantitativos a serem utilizados na modelagem matemática das diversas séries de dados.

Escolha dos modelos

Uma das formas de se avaliar qual melhor modelo escolher é através de medidas de acuracidade. Dentre as mais comuns pode se citar o MAPE. Medida de acurácia que expressa a precisão como modulo da porcentagem do erro entre o real e o previsto pelo período de tempo analisado (equação 2.10). Dessa forma, quanto menor o valor do MAPE, melhor o modelo.

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n |PE_i|}{n} \quad (2.10)$$

Sendo PE a porcentagem do erro e n o número de períodos de tempo.

3. Metodologia

A princípio, buscou-se realizar um levantamento bibliográfico referente aos temas abordados. Posteriormente, definiu-se a metodologia para a elaboração de um sistema de previsão de demanda e, por fim, aplicação dos modelos e análise dos resultados obtidos através de uma análise de acuracidade e gráfica.

Nesse trabalho foram utilizadas duas fontes de informações para a coleta de dados: Análise documental e entrevistas. Esta última foi realizada através de visitas agendadas na localidade estudada.

A partir da obtenção desses dados, a análise dos resultados foi subdividida em 2 etapas: análise e compilação dos dados pelo pesquisador utilizando softwares Excel (2010) e Minitab (2014) e discussão dos resultados obtidos com o gerente responsável. Buscando assim, obter uma maior aderência fazendo a junção das técnicas qualitativas e quantitativas como sugerido por Webby e O'connor (1996).

Os dados disponibilizados pela empresa referem-se ao conjunto de dados de janeiro a setembro de 2016 e representam a quantidade em quilograma faturada do item em questão. A previsão de demanda aqui examinada é em relação ao mesmo período do ano subsequente, 2017.

4. Estudo de caso

Os passos propostos na seção 2.3 serão utilizados em um caso prático em uma indústria do ramo metalúrgico localizada em Contagem, Minas Gerais. Com proximamente 250 funcionários, a

empresa em questão produz equipamentos e consumíveis de solda, atendendo desde o pequeno soldador com produtos padronizados até empresas grandes com produtos feitos sob encomenda. Empresas do setor de mineração, construção civil e aviação são alguns exemplos.

Definição do Problema

A previsão de demanda realizada atualmente na empresa em questão acarreta em problemas nas mais diversas áreas da empresa. Problemas com excesso de estoque, produção desnecessária de itens ou até mesmo escassez de itens são os principais problemas diagnosticados pelos gestores.

A elaboração da previsão de demanda é de responsabilidade do setor de vendas. Este por sua vez, encaminha tal plano de vendas para o setor de planejamento que por sua vez fica responsável pelo controle da capacidade de produção, da utilização das máquinas e da mão de obra, de forma a auxiliar na tomada de decisão da empresa, podendo planejar adequadamente suas ações.

Tal processo para elaboração do plano de vendas é baseado em sua maior parte na experiência e na opinião de equipe de vendas, que inclui a equipe de marketing, os gestores da área comercial e os próprios vendedores. Tal dependência exacerbada em conceitos subjetivos é motivo de conflito entre o setor de planejamento e a área comercial.

De acordo com o analista responsável pelo planejamento por essa família de produtos, é comum haver distorções nos dados fornecidos pelo setor, e que muitas vezes, a não consistência de tais dados obrigam planejadores a utilizarem um processo interno para cálculo de quanto comprar de matéria prima para os itens, buscando-se basear em uma análise numérica de dados históricos. Porém, não existe nenhum procedimento padrão para a realização desse cálculo, cabendo a cada analista identificar suas necessidades e esquematizar um melhor modelo que se encaixe nos seus itens.

Assim, a implementação de um sistema de previsão de demanda baseado em técnicas de *forecasting* na empresa teve como principal objetivo aumentar a precisão das previsões, possibilitando um melhor planejamento da produção.

Agregação dos dados

A empresa possui dois ramos principais de atuação: consumíveis e equipamentos de solda. Atualmente a empresa fabrica quatro tipos diferentes de equipamentos enquanto que os itens de consumíveis de solda somam um total de 400 diferentes tipos subdivididos em dois grupos

principais ou famílias: eletrodos e arames tubulares. Portanto, é interessante identificar quais são os produtos de maior e menor importância. Para este fim, a classificação ABC é utilizada.

A Figura 4.1 faz a estratificação dos itens de acordo com seu grau de importância. Pode-se observar que, através da classificação ABC, 4 itens foram classificados com alto grau de importância (Classe A), 4 produtos de média importância (Classe B) e 6 produtos com baixa importância (Classe C).

A partir dessa classificação é possível avaliar quais itens são considerados estratégicos para a organização. Por questões de limitação do escopo do trabalho, a aplicação deste estudo se restringir-se-á aos itens de classificação A, mais especificamente o arame tubular com maior representação nas vendas, o OK Aristorod 1,20. O processo descrito a seguir é replicável a todos os outros itens.

Figura 4.1 – Classificação ABC dos itens da família de arames tubulares

Nº	Produto	Valor das Vendas*	%	Acumuladc	Classe
1	OK ARISTOROD 12.50 H/H 1,20	1.723.849	24,0%	24%	A
2	AL S6 ESAB M.PAC OCTX250 1,00	1.486.337	20,7%	45%	A
3	OK ARISTOROD 12.50 H/H 0,90	800.060	11,1%	56%	A
4	AL COBR S6 ESAB RANDOM 0,90	797.568	11,1%	67%	A
5	OK ARISTOROD 12.50 MP 1,2X250	695.989	9,7%	77%	B
6	OK ARISTOROD 12.50 H/H 1,00	606.374	8,4%	85%	B
7	AL OK 12.51 ENDLESS M.PAC OCTX250 1,20	348.754	4,8%	90%	B
8	OK ARISTOROD 12.50 MP 1,0X250	195.663	2,7%	92%	B
9	AL S6 ESAB M.PAC OCTX120 1,20	169.206	2,4%	95%	C
10	AL COBR S6 ESAB HILO A HILO 1,60	121.834	1,7%	97%	C
11	OK ARISTOROD 12.50 MP 1,2X120	84.713	1,2%	98%	C
12	AL S6 ESAB M.PAC OCTX250 1,00 VIA MAR	80.283	1,1%	99%	C
13	OK ARISTOROD 12.50 MP 0,90 X 120	42.027	0,6%	99%	C
14	AL S6 ESAB M.PAC OCTX250 0,90	41.718	0,6%	100%	C

Fonte: Elaborado pelo autor

*Quantidade x valor unitário por kg

Análise Preliminar

No estudo de caso, os valores de demanda real com os valores contidos no intervalo de confiança ao nível de 95% para a demanda predita para aquele período foram comparados. Valores de demanda real não contidos no intervalo foram discutidos com o coordenador da área para se saber de fato, o que tinha acontecido naquele período de demanda atípica (alta ou baixa).

Após a identificação dos itens espúrios, tais demanda atípicas foram substituídas por suas respectivas previsões.

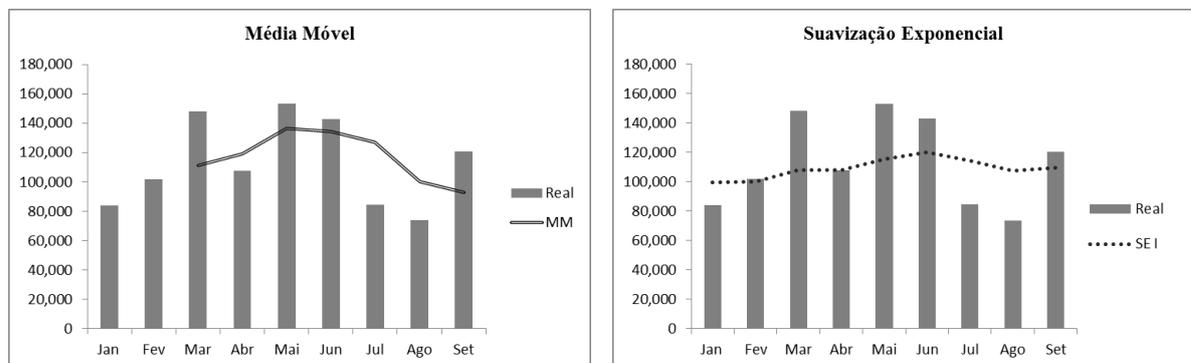
Aplicação dos modelos e análise dos resultados

Nesta seção apresenta-se a aplicação dos quatro métodos utilizados nesse estudo: Média Móvel, Suavização Exponencial I e II e Método Winters. Posteriormente é feita uma análise comparativa entre os modelos a fim de observar qual modelo mais se aproxima da demanda real. Nos gráficos a seguir as barras representam a demanda real dos produtos entre os meses de janeiro e setembro.

Vale ressaltar que, exceto o modelo média móvel, todas as séries temporais utilizadas nesse estudo utilizam, pelo menos, um dos suavizadores: alfa, beta, gama e delta em suas formulações. Devido à complexidade em estipular valores específicos para os suavizadores, como já explicitado por Morettin e Toloi (2004), foi deixado a cargo do próprio software a estipulação de valores.

O Gráfico 4.1 a esquerda apresenta a modelagem para a previsão de demanda utilizando o método Média móvel. É possível observar que esse modelo apresenta um resultado satisfatório nos meses de abril e junho cujos valores se aproximam de forma consistente do resultado real obtido pela empresa. De maneira oposta, nos meses de março e julho, o modelo de previsão não consegue fazer uma boa predição, como demonstrado na distância entre os valores da demanda real e da média móvel nos respectivos meses. Se a empresa tivesse se planejado com base nesse modelo, ocorreria falta de estoque no mês de março e excesso de estoque no mês de julho. Com relação ao valor do MAPE, esse modelo teve o segundo menor número empatado com o modelo de suavização exponencial I.

Gráfico 4.1 – Média móvel (esquerda) e suavização exponencial I (direita)



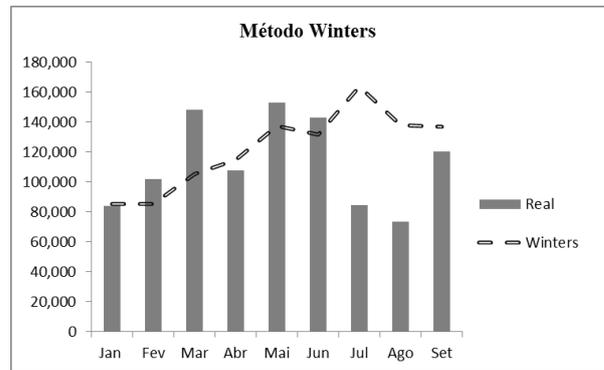
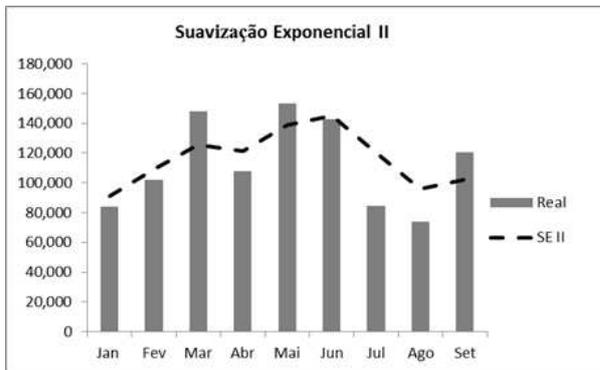
Modelo Escolhido	Média Móvel	Modelo Escolhido	Suavização exponencial
MAPE	30	MAPE	30
		Alpha	0.1678

Fonte: Elaborado pelo autor

Com resultados mais expressivos do que o método anterior, o método Suavização Exponencial I apresenta duas situações ideais como pode observado no Gráfico 4.1 a direita. As previsões dos meses de fevereiro e abril foram praticamente idênticas ao que aconteceu na pratica. Porém, falha em captar a tendência para os próximos meses. Março, junho e julho apresentariam falta de estoque para atender seus clientes de acordo com essa previsão. Enquanto que nos meses julho e agosto passaria por uma situação de excesso de estoque.

O Gráfico 4.2 a esquerda apresenta o terceiro método: Suavização exponencial II. Dentre todos os modelos apresentados foi o que mais correspondeu com os dados reais. É possível inferir que esse modelo consegue captar o movimento de tendência (crescimento ou decaimento das vendas) o que oferece um bom *insight* para os planejadores. A melhor adaptabilidade desse modelo é confirmada pelo menor número do MAPE dentre todos os modelos, significando que este modelo é o que mais se aproxima da realidade.

Gráfico 4.2 – Método Suavização exponencial dupla (esquerda) Método Winters (direita)



Modelo escolhido	Suavização exponencial II
MAPE	24
Alpha	0.4789
Gamma	0.3596

Modelo escolhido	Winters
MAPE	32
Alpha	0.2
Gama	0.2
Delta	0.2

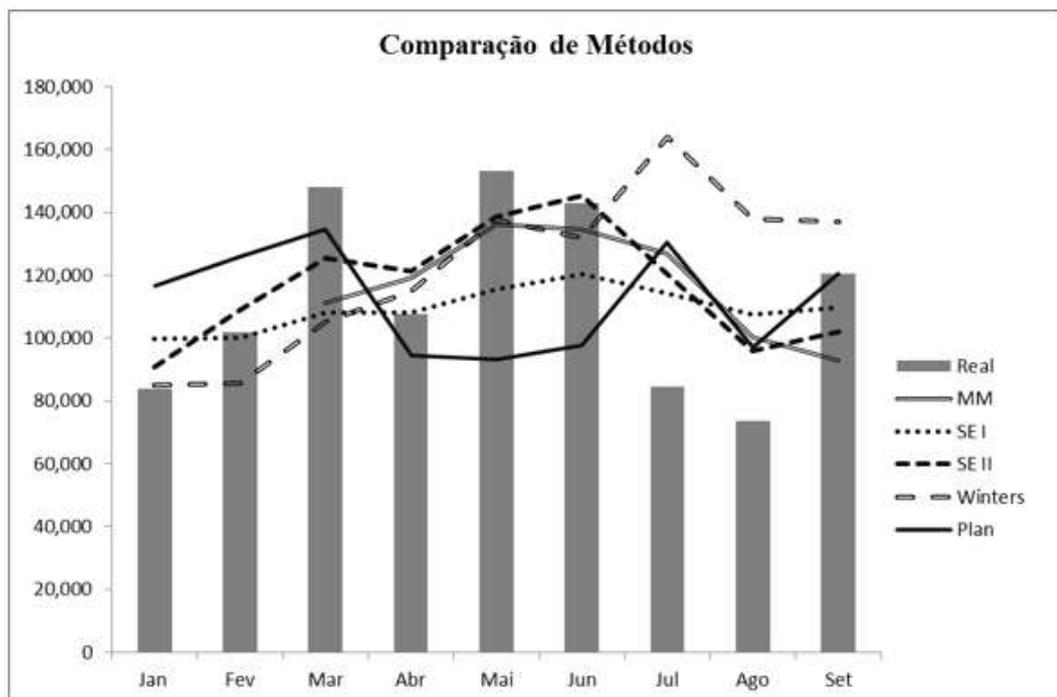
Fonte: Elaborado pelo autor

Por fim, o Gráfico 4.3 a direita apresenta os resultados obtidos pelo quarto e último modelo: Winters. Nos meses de janeiro a junho esse método aponta resultados bastantes consistentes com os dados reais, entretanto a partir de julho, é possível observar uma discrepância bastante

visível. Essa alta discrepância influenciou no resultado do MAPE cujo valor foi o maior valor entre todos os modelos.

Após a aplicação dos quatro modelos, os métodos foram aglomerados em um único gráfico com a intenção de se obter um *insight* visual sobre qual método apresentava uma maior consistência de informações com a realidade (Gráfico 4.3). Além disso, foi inserida a curva representando a previsão de vendas efetuada pelo setor comercial para o mesmo período observado para o ano de 2017. Como mencionado anteriormente, modelo que mais se aproxima dos dados reais em ambas questões, visual e estatisticamente é o modelo de suavização exponencial dupla.

Gráfico 4.3 – Comparação dos quatro métodos, a demanda real e a previsão de vendas



Fonte: Elaborado pelo autor

5. Conclusão

Os resultados obtidos pelas quatro técnicas foram avaliados através de uma análise de acuracidade, isto é, quanto menor o valor do erro frente a demanda real, melhor modelo. Além disso, a análise gráfica teve um papel essencial na definição da técnica mais aderente

A técnica de suavização exponencial II foi a técnica com melhor acurácia frente a demanda real. Tal conclusão foi observada após análise individual dos valores para cada mês, através de uma análise gráfica e o valor do MAPE, cujo valor foi o menor entre todas as outras técnicas. Além disso, esta técnica ofereceu resultados superiores à previsão de demanda fornecida pelo

setor comercial da empresa, demonstrando que a empresa deveria olhar de maneira mais atenta para seus cálculos de previsão de demanda.

Segundo os gestores a não aplicação de ferramentas estatísticas de previsão é devido a dois fatores principais: falta de pessoal capacitado para o desenvolvimento e implantação de modelos analíticos e falta de adequação dos modelos disponíveis para as necessidades da empresa.

Dessa forma, uma possível saída para esse problema é uma maior integração empresa-universidade. Trazer a expertise da academia para problemas reais das empresas é um processo no qual ambas partes são beneficiadas em que todos ganham.

Apesar da aplicação de um método geral de aplicação dos métodos de previsão, foi possível observar uma boa aderência de alguns modelos mostrando um possível caminho para empresa seguir. Para um próximo estudo é interessante realizar uma análise mais afunda quanto aos suavizadores, ajustando os valores de acordo com a necessidade específica do problema.

6. Referência

- ALMEIDA, R. P.; ROMANZINI, F.; WERNER, L. Planejamento da Capacidade de Produção na Indústria Plástica: Uma abordagem Baseada em Previsão de Demanda e Níveis de Capacidade. *Revista Produção Online*, Florianópolis, SC, v. 16, n. 3, p. 1033-1057, jul./set. 2016.
- BACCHETTI, A.; SACCANI, N. Spare Parts Classification and Demand Forecasting For Stock Control: Investigating the Gap Between Research and Practice. *Omega*. V. 40, n. 6, p. 722–737, dez. 2012.
- CORRÊA, H. L. Administração de produção e operações: uma abordagem estratégica. São Paulo: Atlas, 2004.
- CORRÊA, H. L.; GIANESI, I. G. N. Just in time, MRP II e OPT: um enfoque estratégico. São Paulo: Atlas, 1996.
- DIAS, M. A. P. Administração de materiais: Princípios, Conceitos e Gestão. 5. ed., 3. Reimpressão. São Paulo: Atlas, 2008. 336 p.
- FERNANDES, F. C. F; GODINHO, F. M. Planejamento e controle da produção: dos fundamentos ao essencial, Editora Atlas. 2010.
- FERREIRA, A.; FERREIRA, R.P.; SILVA, A.M., FERREIRA, A.; E SASSI, R.J. Um Estudo Sobre Previsão Da Demanda De Encomendas Utilizando Uma Rede Neural Artificial. XVIII Simpósio de Pesquisa Operacional & Logística da Marinha, Rio de Janeiro, 2016.
- JESUS, G. M. K.; SILVA, J. M.; GIRADE, C. Análise de técnicas de previsão de demanda: um estudo de caso de uma cerâmica. In: Encontro Nacional de Engenharia de Produção, 36., 2016, João Pessoa. Anais. João Pessoa: ABEPRO, 2016.
- LEMO, F. O. Metodologia para seleção de métodos de previsão de demanda. Porto Alegre: UFRGS, 2006. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção), Departamento de Engenharia de Produção e Transportes, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2006.
- MAKRIDAKIS, S.; WHEELWRIGHT, S.; HYNDMAN, R.J. Forecasting Methods and Applications. 3.ed. New York: John Wiley & Sons, 1998.
- MME. Ministério de Minas e Energia. Anuário Estatístico do Setor Metalúrgico 2015. Disponível em: <http://www.mme.gov.br>. Acesso em: 02 Fev. 2016.
- MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. Análise de Séries Temporais. São Paulo: Edgar Blucher Ltda, 2004.
- PELLEGRINI, F.R. Metodologia para implementação de sistemas de previsão de demanda. 2000. 146 p. Dissertação (Mestrado) – Engenharia de produção da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2000.
- REIS F. D. Avaliação De Modelos De Previsão De Vendas A Partir Da Exploração De Técnicas De Análise De Séries Temporais, Métodos Causais E De Redes Neurais Artificiais. 101 p. (Mestrado em Sistemas de Informação e Gestão do Conhecimento) – Universidade FUMEC, 2014.
- RUFFONI, E. P. Proposta de um modelo de plano mestre de produção para uma empresa de suplementos alimentares: uma pesquisa-ação. 70 p. Tese. Escola de administração, UFRGS, Porto Alegre, 2012.
- SLACK, N.; CHAMBERS, S.; JOHNSON, R. Administração da Produção. 2.ed. São Paulo: Atlas, 2007.
- TISOTT, T. P.; VIDOR, G.; PEDOTTI, A. H.; CHIWIACOWSKY, L.D. Implementação de um modelo de previsão de vendas na distribuição de aços especiais. In: Encontro Nacional de Engenharia de Produção, 36., 2016, João Pessoa. Anais, João Pessoa: ABEPRO, 2016.
- TUBINO, D. F. Manual de Planejamento e Controle da Produção. 2 ed. São Paulo: Atlas, 2000.
- VERUCK, F.; BAMPI, R. E.; MILAN, G. S. Previsão de demanda em operações de serviços: um estudo em uma empresa do setor de transportes. Simpósio de Administração da Produção, Logística e Operações Internacionais, Caxias do Sul, 2009.
- WEBBY, R.; O'CONNOR, M. Judgmental and statistical time series forecasting: a review of the literature. *International Journal of Forecasting*, v. 12, p. 91-118, 1996.