

Previsão de demanda influenciada pela operação e alocação personalizada de estoque

Alexandre Dias Irigon, Fernando Teixeira Mendes Abrahão
 Instituto Tecnológico de Aeronáutica (ITA), São José dos Campos/SP – Brasil

Resumo – A influência da operação na gestão do consumo de itens aeronáuticos e consequente gerência de estoque para uma alocação personalizada é uma temática pouco abordada e de difícil mensuração. A proposta deste trabalho é comparar um método de previsão de demandas de operadores de helicópteros, com intuito de realizar uma alocação personalizada de estoque. Para a identificação da demanda será usado o relatório de compras global de itens consumíveis tipo A, classificados como demanda contínua, e, para a previsão da demanda, compararemos o modelo Holt-Winters de série temporal com o modelo de médias móveis somado à alocação com base no julgamento.

Palavras-Chave – Gerenciamento de sobressalentes, previsão de estoques, personalização de alocação.

I. INTRODUÇÃO

Na utilização de aeronaves uma grande fonte de custos advém da manutenção e dos suprimentos na fase do ciclo de vida denominado operação. Nesta mesma fase se concentram 70% dos custos totais do ciclo de vida (Fig.1). Portanto um bom controle dos estoques é sempre uma medida importante para a redução de custos, para garantir a disponibilidade pretendida e evitar desperdícios de recursos financeiros.

A relevância desta gerência se torna ainda mais pujante quando tratamos da administração de recursos públicos. Quando aplicado ao militarismo, não obstante o objetivo intrínseco de utilizar da melhor forma possível os impostos da população, gerir corretamente os estoques significa estar preparado para garantir a defesa da pátria e a soberania do território através da disponibilização dos ativos bélicos envolvidos. A previsão incorreta de estoque pode gerar indisponibilidade e queda na prontidão operacional, caso erre para menos ou desperdícios e elevação dos custos, caso erre para mais.

Neste sentido este trabalho tem a pretensão de tomar uma pequena parte da gestão de estoque e analisá-la pormenorizadamente para que seja possível observar se a atual gerência é suficientemente preparada para atuar frente aos novos desafios da administração da manutenção. O objetivo deste trabalho é melhorar a previsão para aquisição de itens através do desenvolvimento de um modelo comparativo, análise estatística e previsão de demanda. Para elucidar uma possível diferença na utilização de itens de consumo, três forças armadas, operadoras do helicóptero H-36 (Airbus H225M), serão estudadas e propor-se-á um modelo personalizado de compra.

No título II será feita uma revisão da literatura no estado da arte para elucidar as várias abordagens de previsão de consumo de itens aeronáuticos durante a fase de operação. Em seguida será discorrido sobre o método proposto, juntamente com suas limitações. No título IV serão feitas as discussões sobre o resultado e considerações finais do trabalho.

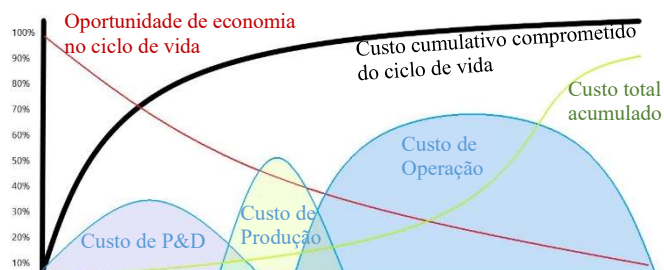


Fig. 1. Visão Geral do Custo do Ciclo de Vida de Sistemas Complexos. Adaptado de www.dau.mil/default.aspx

II. REVISÃO DA LITERATURA

Em artigo publicado em 2018 Qiwei Hu, John E. Boylan, Huijing Chen e Ashraf Labib fazem uma revisão da literatura que aborda um compêndio de publicações relacionados à Pesquisa Operacional e suas abordagens na gerência de sobressalentes. [1]

O artigo apresenta um quadro de modelo descritivo para Pesquisa Operacional na gerência de sobressalentes, do qual destacamos as principais disciplinas que se aplicam a uma fase de operação normal com suas principais tarefas. Dentre estas analisaremos a disciplina de previsão: *Design* para a avaliação do método de previsão e previsão da demanda atual (Tabela I). TABELA I. MODELO DESCRITIVO PARA PESQUISA OPERACIONAL NA GERÊNCIA DE SOBRESSALENTES. FONTE: ADAPTADO DE [1]

I. Objetivos da gerência de sobressalentes				
II Principais tarefas	<i>Design</i> (D) Previsão (P)	Fase 1: Compra inicial: (D) <i>Design</i> do sistema. (P) Previsão Inicial	Fase 2: Operação normal: (D) Revisão do <i>design</i> . (P) Reposição de estoque	Fase 3: Descarte: (D) Revisar o reabastecimento (incluindo o reuso). (P) Previsão final
		Simulação	<i>Design</i> alternativos (D) Parâmetros dos Sistemas(P)	
III Disciplinas suporte de Pesquisa Operacional	Classificação multiteritório	Classificação para o controle de estoque (D) (P)	Classificação para o controle de estoque (D) (P) Classificação para a previsão (D) (P)	Classificação para o controle de estoque (D) (P) Classificação para a previsão (D) (P)
	Previsão	Avaliação do método (D) Demanda inicial (P)	Avaliação do método (D) Demanda atual (P)	Avaliação do método (D) Demanda final (P)
III Disciplinas suporte de Pesquisa Operacional	Otimização	Parâmetros do sistema (D)	Parâmetros do sistema (D) Reposição de estoques (P)	Reuso da cadeia de suprimentos (D) Pedidos de fim de linha (P)

No *design* para a avaliação da previsão são discutidos e conhecidos como os modelos contribuem atualmente para uma melhoria do processo de previsão ao longo do ciclo de vida

através da análise acadêmica dos métodos e seus desempenhos.

Na predição da demanda corrente os conhecimentos dos métodos são agrupados em três grupos de acordo com a técnica de previsão que é aplicável ao gerenciamento de sobressalentes: séries temporais, confiabilidade e julgamento [1]. Não obstante os demais métodos de previsão (*Bootstrapping* de julgamento, Análise conjunta, intensões, jogos, analogias, sistemas especialistas, econometria, etc.) estas três categorias abordam as técnicas mais utilizadas na previsão de sobressalentes[2].

A. Séries temporais

A previsão baseada em séries temporais é mais indicada à conjuntos de dados, grandes o suficiente, cujos relacionamentos são conhecidos e não haja grandes mudanças esperadas das previsões com a expectativa que dados passados possam indicar o futuro [2]. Teoricamente adequada aos dados de peças sobressalentes, onde a taxa de falha não tende a modificar significativamente, mesmo que imatura [3].

Embora as técnicas de series sejam amplamente utilizadas para prever demandas de peças, elas melhor se adequam a regimes em que existam um montante considerável de dados para a sua aplicação, com itens de giro rápido no estoque, conforme mostrado na árvore de seleção de Armstrong (Fig.2). Logo, a fase inicial de um sistema, ou a provisão inicial de itens, fica comprometida pela pobreza de dados de consumo e a fase de descarte fica comprometida com a obsolescência dos itens envolvidos.

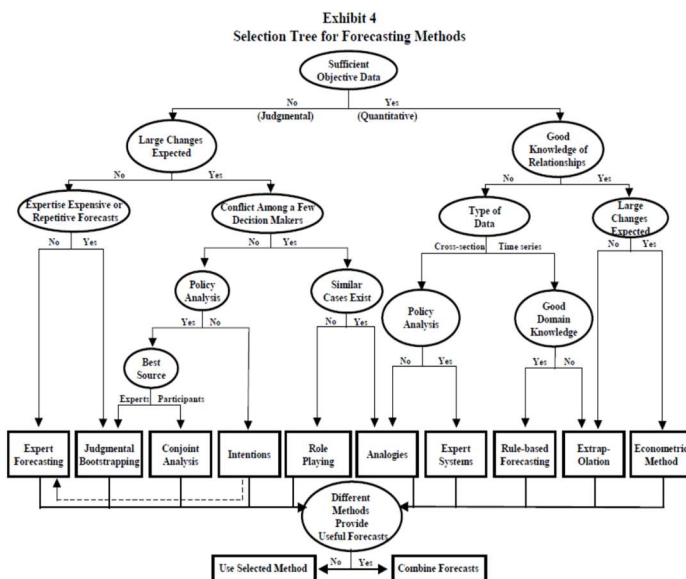


Fig. 2. Árvore de Seleção de Métodos de previsão [2]

No entanto a realidade se mostra diversa pois, a maioria dos itens é considerada de demanda suave, lenta ou mesmo intermitente e não se adaptam bem às séries temporais[4].

Algumas técnicas foram geradas para tentar corrigir tais distorções causadas pela intermitência, como acima mencionado, tais como: *bootstrapping*, *Support Vectors Machine* (SVM), redes neurais e abordagem *Bayesiana*. Por outro lado uma abordagem em dois estágios na qual são considerados os dados advindos do consumo e dados advindos da manutenção, aplicados a situações da indústria aeronáutica através de um estudo comparativo, se mostrou mais eficiente

do que o método de previsão intermitente mais comum, o chamado método de Croston [5]-[1].

B. Confiabilidade

A previsão baseada em confiabilidade pode ser usada quando da ausência de dados para a composição de previsão baseada em séries temporais. Outrossim para o uso da confiabilidade e outras métricas da manutenção é necessário assegurar a acurácia da informação ou poder estimá-la. Fatores ambientais, normalmente ignorados, atuam na mudança das características da confiabilidade ao mesmo passo que a utilização do Sistema [6].

C. Julgamento

Nem sempre os dados são suficientes para prever corretamente a demanda de sobressalentes. Os modelos podem conter vieses não identificados por fatores externos de planejamento que, dado a rotatividade de um item, este pode ser sobre ou superestimado. A previsão baseada em julgamento busca corrigir ou minimizar o efeito destes vieses ou mesmo servir como fonte única face à ausência de dados. Situação semelhante pode ser encontrada no início da operação onde a previsão é completamente baseada em julgamento [1].

Em verdade existem poucos estudos que mensuram quão boa é a previsão baseada em julgamento com relação a métodos estatísticos, mas conclui-se que em 74% das tomadas de decisão as previsões de demanda são ajustadas. Os resultados mostram: i) no geral, há um aumento da precisão da previsão com os ajustes de julgamento; ii) ajustes negativos apresentam melhores resultados do que os positivos; iii) ajustes positivos tem desempenho insatisfatório independentemente de sua magnitude; e iv) ajustes positivos pequenos (menos de 20 unidades) melhoram a precisão das previsões de nulos. Também mostram que houve uma melhora no nível de serviço (do inglês *service level*) [1]-[7]-[8].

Este trabalho abordará uma parte da teoria sobre a identificação da demanda, complementando com uma visão em dois estágios, utilizando-se das séries temporais para itens de reposição rápida (do inglês: *fast-moving*) e julgando a melhor alocação quando necessário [1]-[5]-[7]. A Tabela II sintetiza a aplicação em relação à literatura.

TABELA II. COMPARAÇÃO ENTRE MÉTODOS. FONTE: O AUTOR

	Identificação da demanda	Dois estágios	Séries temporais	Confiabilidade	Julgamento
Synetos <i>et al</i> [7] (2009)					X
Fildes <i>et al</i> [8](2009)					X
Ghodrati& Kunar [6](2005)				X	
Romeijnders <i>et al</i> [5](2012)		X	X	X	
Este trabalho	X	X	X		X

III. MATERIAIS E MÉTODOS

A. Materiais

1) *Dos dados*: Primeiramente é preciso delimitar o escopo do trabalho quanto aos itens a serem pesquisados. A classificação aeronáutica quanto ao tratamento financeiro do item aponta dois tipos: o consumível e o reparável.[3]

O consumível é classificado segundo a análise de viabilidade de aquisição em função da disponibilidade de fornecedores, valor financeiro e tempo para reposição. Tal estratégia é definida por cada operador na composição de sua cadeia logística de suprimentos durante o processo de implantação. Não é absoluta a definição de item reparável ou consumível partindo do seu designador (*PN-part number*).

Neste trabalho serão utilizados a população de 1276 (hum mil duzentos e setenta e seis *PN's* consumíveis que compõe o H225M), com 28.453 (vinte e oito mil, quatrocentos e cinquenta e três) unidades analisadas, adquiridas entre março de 2018 e maio de 2019. Os dados foram descaracterizados quanto à correta identificação do *PN*, mas seus valores foram mantidos.

Por semelhança o item é considerado reparável quando, feita a análise de viabilidade, opta-se por repará-lo à despeito de adquirir um item novo. As analogias referentes aos itens consumíveis podem ser realizadas reciprocamente.

Outra delimitação que se fará na análise é a aplicação do sistema ABC. Nesse modelo a premissa utilizada é de que existem itens em um estoque, com elevada taxa de utilização ou com valor unitário alto, cujo o produto entre seu valor versus o movimento pode ser tabelado e controlado. Pareto[9] descreveu um fenômeno em que 80% do valor em estoque corresponde a aproximadamente 20% dos itens em estoque. Tal fenômeno ficou conhecido com lei de Pareto. No sistema ABC os itens classe A são os 20% mais caros, pois representam 80% do valor em estoque, os itens classe B representam 30% cujo valor contribui com 10% do valor total em estoque e os itens classe C, com 50% de representatividade indicam os 10% restantes do valor. Também é possível fazer a mesma analogia do custo aplicada a lei de Pareto com o consumo.

2) *Contextualização*: Tomar-se-á o exemplo da gestão do Helicóptero Airbus H225M no âmbito do Ministério da Defesa.

Atualmente o projeto é controlado por um Escritório de Gestão Logística (EGLOG) localizado na sede da Diretoria de Material da Aeronáutica (DIRMAB) em São Paulo-SP. Este equipamento está sendo gerenciado, de forma inédita, pelas três forças armadas operadoras que, conjuntamente, fazem o planejamento da utilização do contrato de suporte logístico, celebrado com a Helibras. Dentre as atribuições do EGLOG temos a necessidade de previsão de consumo de itens para ser repassado à contratante, com o intuito de garantir o cumprimento do adequado suporte previsto em contrato. O gerente de projeto H225M tem disponível em seus bancos de dados informações sobre o estoque, compra, valor e o tipo dos itens (reparável ou consumível). O modelo atual de compras não personaliza a utilização, baseia-se no consumo médio entre os três operadores e na alocação com base no julgamento para gerar a entrada do estoque médio [10].

Rotineiramente a previsão é feita com geração do caderno de compras, advindo da análise de dados das compras anteriores de itens, confiabilidade e utilização, para indicar as demandas de material. No entanto os resultados gerados não são confiáveis por encontrarem-se enviesados por erros de relatos técnicos dos códigos de falhas dos itens nas manutenções, falta de registro de consumo de itens por obsolescência nos estoques, erros nos registros de recolhimento, entre outros, que obrigam os especialistas a realizarem ajustes com julgamento na previsão de compras[1]-

[10]. Este modelo de previsão tem conseguido manter a disponibilidade dentro dos parâmetros contratados pelas FFAA.

Somado aos erros acima relatados, também podem colaborar para ineficácia e ineficiência, problemas relacionados à maturidade dos fatores de confiabilidade, manutenibilidade, disponibilidade e segurança – RAMS (do inglês *Reliability, Availability, Maintainability and Security*). A Fig.2 apresenta o efeito ocorrido quando tais fatores não são devidamente abordados ao longo das fases que antecedem a entrega do primeiro produto ao primeiro cliente (área sombreada representando o perfil da maturidade tardia dos fatores de RAMS). A consequência são problemas de inconsistência nos fatores decisivos para os cálculos e previsões de estoques e serviços.

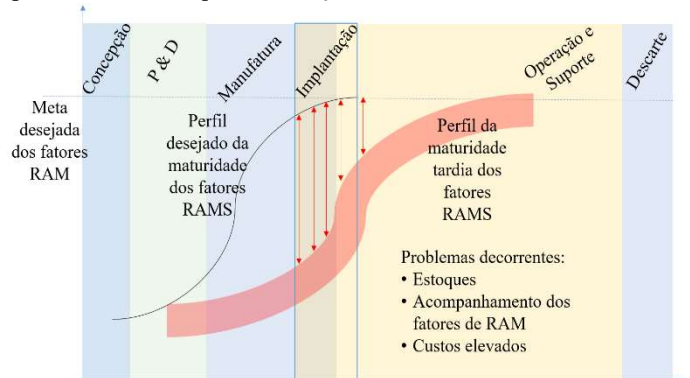


Fig.3. Suportabilidade na implantação de sistemas complexos. Adaptado de [3].

B. Método

Os registros de compra de material por operador foram separados, sem distinção quanto a necessidade (advindos de manutenção preditiva ou corretiva), contabilizando o número de eventos por *PN*. Para estabelecer uma normalização os eventos por *PN* são divididos pelo total de horas de voo realizadas no mês correspondente ao seu consumo. Não serão contabilizados os atrasos de registros de compra para este estudo.

Para a categorização no sistema ABC é feito o produto entre o número de eventos por *PN* versus o valor registrado e atualizado em dólar para o seu valor, com base na lista de preços mais atualizada pelo fabricante em 2018[10]. A categorização e separação aplicada acima busca estabelecer uma nova identificação da demanda no qual o viés da compra global é utilizado para dar início à prospecção de discrepâncias entre as compras dos distintos operadores (Marinha do Brasil, Exército Brasileiro e Força Aérea Brasileira). Analogamente ao princípio levantado para a análise em dois estágios buscar-se-á encontrar uma composição de dados, o qual influenciará o valor bruto encontrado na compra dos itens, à despeito de seu padrão de demanda. [4]-[5]-[11]

Em uma análise preliminar dos dados foram excluídos itens que não apresentavam registro de valor de seu custo e os itens comprados exclusivamente por um dos operadores. Esta separação excluiu os dados da Marinha do Brasil que fez uma compra única de todos os itens no mês de março de 2018.

Na identificação dos itens a serem utilizados no estudo foi feita uma dupla aplicação do sistema ABC, primeiramente qualificando os mais caros, em seguida os que tiveram mais giro no período considerado. Em uma segunda rodada na aplicação do sistema iniciou-se pela qualificação dos mais

consumidos para depois buscar-se os itens mais caros. Na terceira rodada comparou-se os resultados e eliminou-se os itens repetidos. Ao final desta rodada foram identificados 37 PN's candidatos. Este novo arranjo de identificação (duplo ABC) busca uma abordagem exploratória dos dados para encontrar um padrão de demanda.[4]-[11]

Após esta primeira seleção foram excluídos os itens que registraram pedidos de compra inferior a quatro meses consecutivos, pois inviabilizaria a previsão trimestral atualmente adotada pelo EGLOG. Ao final chegou-se aos itens estudados conforme a Tabela III.

TABELA III. ITENS ANALISADOS. FONTE: O AUTOR

	PNEU	PARAFUSO 1	PARAFUSO 2	PORCA
Pedidos	83	1352	419	603
Valor acumulado em Dólar	76.389,40	4.267,25	3.011,56	2.167,03

Por fim comparar-se-á o método de média móvel, utilizado na previsão de compra feito atualmente pelo EGLOG, com a aplicação do modelo de Holt-Winters (segundo estágio) multiplicativo tendo em vista a baixa mudança esperada nos dados das séries como segue[5]-[10]:

$$\hat{Y}_t = \frac{Y_{t-3} + Y_{t-2} + Y_{t-1}}{3} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \hat{Y}_{t+1} &= (N_t + T_t)S_{t+1-p} \text{ em que} \\ N_t &= \alpha.(Y_t/S_{t-p}) + (1-\alpha).(N_{t-1} + T_{t-1}) \\ T_t &= \beta.(N_t - N_{t-1}) + (1-\beta).T_{t-1} \\ S_t &= \gamma.(Y_t/N_t) + (1-\gamma).S_{t-p} \end{aligned} \quad (2)$$

Onde: Y é o valor realizado no período; \hat{Y} é o predito para o período $t+1$; N é o nível inicial do período t; T é a tendência; S é a sazonalidade do período; α é o parâmetro de suavização exponencial, variando entre 0 e 1 (quando mais próximo à 1 menos os componentes da previsão influenciam, quando mais próximo à zero mais valores contribuem significativamente para a previsão); β é o parâmetro de tendência; γ é o parâmetro de sazonalidade; p é o número de períodos do ciclo sazonal.

A estimação dos parâmetros α , β e γ vem da minimização da soma do erro quadrático da previsão realizada com o suplemento SOLVER do aplicativo Microsoft Excel® 2013 (15.0.5127.1000).

A análise foi feita em etapas. A primeira comparou-se a compra realizada com base na média móvel (modelo do EGLOG) (1) e a predição dos dados gerados com o modelo Holt-Winters ambos para uma previsão trimestral.

A análise mensal de previsão por operador foi preterida em relação à trimestral em função dos dados conterem vários nulos e tornariam ainda menos relevantes os resultados encontrados.

Na segunda etapa foram unificados os dados de compra (agregado dos três operadores) e comparadas as previsões pelos dois modelos, porém mensalmente e não trimestralmente conforme na primeira etapa.

Em um terceiro passo, para uma análise de sensibilidade dos modelos, os nulos mensais foram forçadamente substituídos pela distribuição uniforme do consumo por PN nos meses subsequentes. Utilizou-se como referência para esta distribuição o número de itens adquiridos na última compra realizada antes dos nulos.

Para as análises trimestrais por operador adotou-se como nível inicial (N_1) a razão entre o valor atual de pedido de compra (Y_1) e a sazonalidade atual (S_1): $N_1 = \frac{Y_1}{S_1}$. Na análise agregada foi considerado: $N_t = \frac{Y_t}{S_{t-p}}$, com $p=3$ (sazonalidade do trimestre). O demais N_{t+1} seguiram o padrão descrito em (2).

O componente inicial de tendência para as análises trimestrais foi arbitrado como $T_1 = Y_{t+1} - Y_t$. Nos demais T_{t+1} seguiram o padrão descrito em (2). Na análise agregada o componente inicial de tendência foi arbitrado por $T_1 = \frac{Y_3 - Y_1}{2}$. Nos demais T_{t+1} seguiram o padrão descrito em (2).

O componente inicial de sazonalidade para as análises trimestrais foi arbitrado como $S_1 = \frac{Y_1}{Y_m}$, onde Y_m é a média de Y. Nos demais S_{t+1} seguiram o padrão descrito em (2). O componente inicial de sazonalidade para as análises agregadas foi arbitrado como $S_1 = \frac{Y_1}{Y_{mt}}$, onde Y_{mt} é a média do primeiro trimestre.

Para realizar a comparação de resultados entre os métodos adotou-se o índice da raiz quadrada do erro médio (*Root Mean Square Error* – RMSE)(3), que se mostrou menos sensível aos pontos de previsão nula enquanto os outros estimadores propostos, tal como o percentual do erro médio absoluto ficam indefinidos por apresentar divisões por zero [12]:

$$\sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (\hat{Y}_t - y_t)^2}{n}} \quad (3)$$

Onde: \hat{Y}_t é o predito da compra para o período t, Y_t é o realizado no período t e n é o total de períodos.

IV. ANÁLISE DOS DADOS

Dentre os PN selecionados observou-se na seleção prévia que, apesar de utilizar a totalidade de itens que compõem o H225M, somente 4 itens que apresentaram um fluxo regular de utilização, considerando os 15 meses de dados disponíveis, ou seja, um evento raro.

Os gráficos a seguir demonstram o comportamento realizado na previsão agregada, onde a série temporal, teve melhor desempenho que nas previsões trimestrais, embora ainda inferiores à média móvel. As previsões da primeira etapa da análise foram omitidas pois todas convergiram para nulos (aos moldes do Gráfico 2), inviabilizando a análise gráfica. As linhas azuis demonstram o realizado mensalmente, as linhas laranjas mostram a previsão pelo modelo Holt-Winters e as linhas cinzas apresentam o resultado da previsão do modelo de médias móveis.

Não foi possível realizar a comparação das análises agregadas do PN PARAFUSO e do PN PORCA pois, mesmo nesta configuração, houveram períodos de nulos nos pedidos resultando em termos [S_1 S_2 (PARAFUSO) e S_2 (PORCA)] divisores nulos. No Gráfico 2 e 4 pode-se perceber que a linha de previsão ficou estagnada em zero como reflexo dos nulos acima descritos inviabilizando qualquer análise.

Ao comparar os RMSE encontrados da análise trimestral ou da agregada em relação à média móvel esta última obteve, em todos os cenários avaliados, melhor desempenho que o modelo Holt-Winters. A Tabela IV resume os resultados encontrados nas três etapas de análise: trimestral (“tri”) por operador, trimestral agregada e a análise de sensibilidade (“modif.”). Para cada PN apontado nas colunas, ao se comparar

o RMSE entre o modelo Holt-Winters e o modelo de média móvel temos um índice menor para a média.

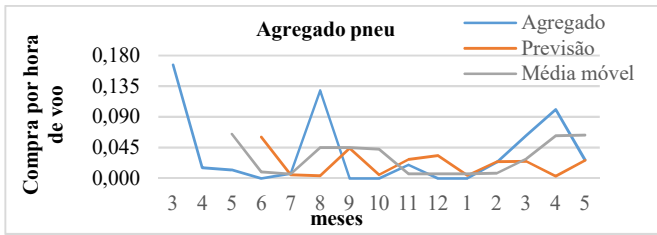


Gráfico 1: Valores agregados para o PN PNEU. Fonte: O autor



Gráfico 2: Valores agregados para o PN PARAFUSO. Fonte: O autor

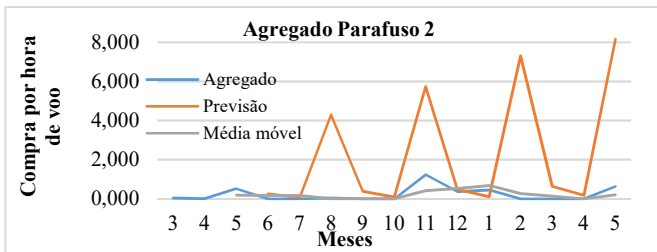


Gráfico 3: Valores agregados para o PN PARAFUSO2. Fonte: O autor

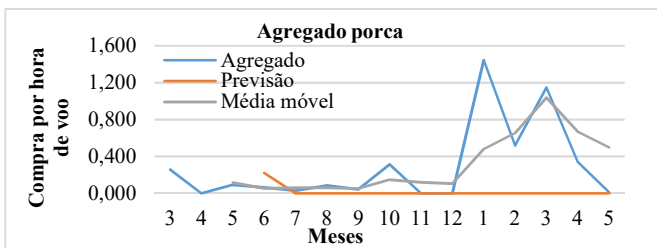


Gráfico 4: Valores agregados para o PN PORCA. Fonte: O autor

Cabe ressaltar que o modelo Holt-Winters não foi ajustado para calcular múltiplos períodos, o que, eventualmente, replicaria a média móvel (que é um caso particular do modelo Holt-Winters quando não existem componentes de tendência ou sazonalidade).

Do resultado da análise de sensibilidade, gerada a partir da manipulação de dados, obtemos os seguintes gráficos:

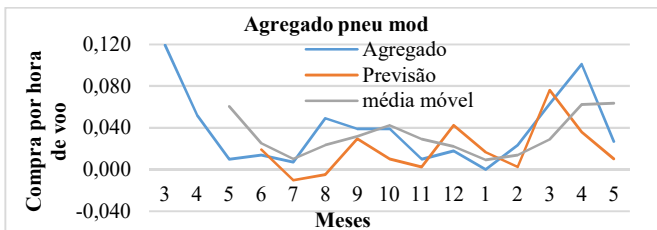


Gráfico 5: Valores agregados para o PN PNEU modificado. Fonte: O autor

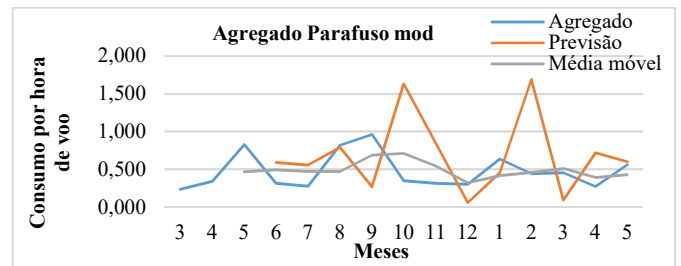


Gráfico 6: Valores agregados para o PN PARAFUSO modificado. Fonte: O autor

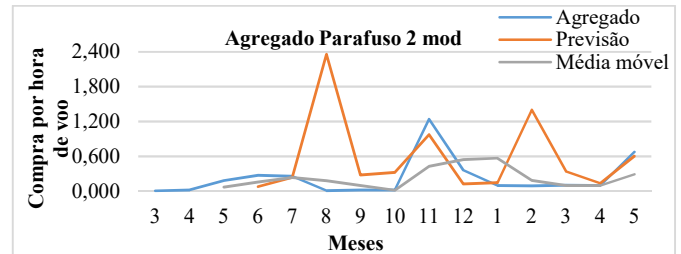


Gráfico 7: Valores agregados para o PN PARAFUSO 2 modificado. Fonte: O autor

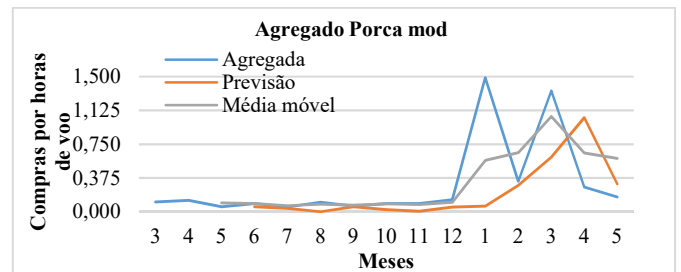


Gráfico 8: Valores agregados para o PN PORCA modificado. Fonte: O autor

TABELA IV. COMPARAÇÃO ENTRE AS RAÍZES QUADRADAS DO ERRO MÉDIO. FONTE: O AUTOR

	Pneu	Pneu modif	Parafu so	Parafu so modif	Parafu so 2	Parafu so 2 modif.	Porca	Porca modif.
RMSE tri EB	0,059	0,024	Não definida Divisão por zero	0,364	0,840	0,505	Não definida Divisão por zero	0,451
RMSE tri EB média móvel	0,038	0,019	0,473	0,080	0,444	0,478	0,198	0,139
RMSE tri FAB	0,061	0,053	1,2591	0,333	0,274	0,151	0,814	0,742
RMSE tri FAB média móvel	0,022	0,021	0,450	0,241	0,081	0,023	0,118	0,179
RMSE agreg.	0,052	0,029	Não definida Divisão por zero	0,614	3,5214	0,795	Não definida Divisão por zero	0,518
RMSE agreg. média móvel	0,037	0,024	0,503	0,226	0,304	0,295	0,323	0,322

Na manipulação dos dados o PN PARAFUSO sofreu a maior modificação em relação ao seu padrão original. Inicialmente com uma taxa de “Compras por hora de voo” máxima de 1,488, contabilizadas no mês de maio de 2019, alterou para o máximo de 0,961 itens por hora de voo no mês de setembro de 2018. Tal modificação pode ser encontrada comparando os picos das linha azuis do Gráfico 2 com o Gráfico 6

A análise de sensibilidade demonstrou uma redução significativa nos índices de erro para cada PN, conforme esperado teoricamente para o modelo Holt-Winters, uma vez que o fluxo de itens aumentou, mas ainda não obteve melhores resultados na previsão do que a média móvel. Devido à escassez de dados obtidos juntos ao EGLOG não foi possível observar a sazonalidade dos itens.

Quanto à alocação personalizada de compra não foi possível concluir, com base na análise do comportamento de cada PN, que esta seja mais eficiente que uma compra agregada de itens, ou seja o erro para a previsão personalizada para cada operador foi maior que o erro da previsão conjunta. À exceção foi para o PN PORCA onde o “RMSE trimestre média móvel EB”(0,198) e o “RMSE trimestre média móvel FAB” (0,118) foi significativamente melhor que o “RMSE agregado média móvel” (0,323), conforme Tabela IV.

V. OBSERVAÇÕES FINAIS

Foi explicada a aplicação da proposição de um método exploratório com identificação da demanda, atuando em dois estágios, prevendo a demanda com série temporal e realizando testes comparativos em relação à média móvel e verificação de seu desempenho via testes do quadrado do erro médio (RMSE).

Não foram estudados os comportamentos de consumo de peças por horas voadas, que poderiam alterar a qualidade das previsões, uma vez que a coleta de tais dados não foi implementada em todos os PN do H225M.

Em complemento ao RMSE, nas análises que foram possíveis (séries sem nulos), foi feita uma comparação entre o erro percentual médio absoluto (MAPE). Esta última permite uma comparação percentual do erro enquanto o RMSE, em função das grandezas envolvidas, torna-se menos inteligível. Destarte foi verificado o erro mínimo de 27,76% denotando que, embora o contrato de suporte logístico esteja sendo atendido, ainda existe margem para melhoras na previsão de itens consumíveis.

Uma combinação de técnicas de previsão poderia ser utilizada para verificar uma possível redução nos RMSE, conforme abordado na árvore de escolha de técnicas e previsão que fica como sugestão para trabalhos futuros[2].

REFERÊNCIAS

- [1] Q. Hu, J. E. Boylan, H. Chen, and A. Labib, “OR in spare parts management: A review,” *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 266, no. 2, pp. 395–414, Apr. 2018.
- [2] J. S. Armstrong, “Principles of Forecasting,” vol. 30, J. S. Armstrong, Ed. Boston, 2001.
- [3] F. T. M. Abrahão, “Logística no Desenvolvimento de Sistemas Complexos. Notas de aula,” 2018.
- [4] T. M. Williams, “Stock Control with Sporadic and Slow-Moving Demand,” *J. Oper. Res. Soc.*, vol. 35, no. 10, pp. 939–948, Oct. 1984.
- [5] W. Romeijnders, R. Teunter, and W. van Jaarsveld, “A two-step method for forecasting spare parts demand using information on component repairs,” *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 220, no. 2, pp. 386–393,

- Jul. 2012.
- [6] B. Ghodrati and U. Kumar, “Reliability and operating environment-based spare parts estimation approach: A case study in Kiruna Mine, Sweden,” *J. Qual. Maint. Eng.*, vol. 11, no. 2, pp. 169–184, 2005.
- [7] K. Tracht, G. Goch, P. Schuh, M. Sorg, and J. F. Westerkamp, “Failure probability prediction based on condition monitoring data of wind energy systems for spare parts supply,” *CIRP Ann.*, vol. 62, no. 1, pp. 127–130, Jan. 2013.
- [7] A. A. Syntetos, K. Nikolopoulos, J. E. Boylan, R. Fildes, and P. Goodwin, “The effects of integrating management judgement into intermittent demand forecasts,” *Int. J. Prod. Econ.*, vol. 118, no. 1, pp. 72–81, Mar. 2009.
- [8] R. Fildes, P. Goodwin, M. Lawrence, and K. Nikolopoulos, “Effective forecasting and judgmental adjustments: an empirical evaluation and strategies for improvement in supply-chain planning,” *Int. J. Forecast.*, vol. 25, no. 1, pp. 3–23, Jan. 2009.
- [9] N. Slack, S. Chambers, and R. Johnston, *Administração da Produção*, 3rd ed. São Paulo: Atlas, 2009.
- [10] A. D. Irigon, “Entrevista no dia 06/06/2019 com o Cap QEM Aer Diego Serra Azul Albuquerque, do Exército Brasileiro. Adjunto do Coordenador do Projeto H36 na DIRMAB.” Alexandre Dias Irigon, São Paulo, 2018.
- [11] L. P. Fávero, P. Belfione, F. L. Silva, and B. L. Chan, *Análise de dados: modelagem multivariada para tomada de decisões*. Rio de Janeiro: Elsevier, 2009.
- [12] R. A. Scarpel, “Gestão de Operações e Logística - PO 220 notas de aula,” 2018.