

**PREVISÃO DE DEMANDA DE ITENS DE CONSUMO DA AERONAVE T-27 TUCANO:
uma análise de séries temporais e comparação entre modelos
FORECASTING THE DEMAND OF CONSUMABLE ITEMS OF T-27 TUCANO
AIRCRAFT: an analysis of time series and comparison between models**

Allan Gonçalves Almeida¹
Nancy Christiane Ferreira Silva²
Luciana Mesquita Monteiro³

RESUMO

Este trabalho demonstra o modelo de previsão mais adequado à demanda de itens de consumo da Aeronave T-27 TUCANO na Força Aérea Brasileira, através de uma análise do comportamento das séries temporais dos *Part Numbers* (PN) e uma comparação entre métodos de previsão de demanda. Tal abordagem é devida ao fato de que a falta destes itens ocasiona situações de emergência, onde a aeronave fica impossibilitada de voar, impactando diretamente na missão precípua da FAB e, conseqüentemente, na defesa e integração do território brasileiro. Desta maneira, o propósito deste artigo é comparar o modelo de previsão de demanda utilizado atualmente pela FAB com outros métodos, a fim de identificar o que mais se adequa à realidade analisada, possibilitando, desta forma, uma redução no número de emergências por falta de itens. Este intento será alcançado mediante estudo de caso de 113 PN considerados críticos, ou seja, cuja falta resultou na impossibilidade de realização de missões em anos anteriores e que não possui estoque para os próximos 12 meses. A análise evidenciou que o modelo da média móvel simples, utilizado para a previsão de itens consumíveis atualmente, é superado pelo modelo de média móvel ponderada, que se mostrou o mais adequado devido à sua acuracidade.

Palavras-chave: Previsão de demanda. Séries temporais. T-27 TUCANO.

ABSTRACT

This paper demonstrates the prediction model that best suits the demand for T-27 TUCANO Aircraft consumables in the Brazilian Air Force (FAB), by analyzing the behavior of Part Numbers (PN) time series and comparing methods for demand forecasting. Such approach is due to the fact that the lack of these items causes emergency situations, in which an aircraft is unable to fly, directly impacting the FAB's primary mission and, consequently, the defense and integration of the Brazilian territory. Thus, the purpose of this paper is to compare the demand forecasting model currently used by the FAB with other methods, in order to identify the one that best fits the analyzed

¹Oficial intendente da Força Aérea Brasileira. Bacharel em Ciências da Logística com habilitação em Intendência da Aeronáutica e Bacharel em Administração com ênfase em Administração Pública pela Academia da Força Aérea – AFA. Pós-graduando em Logística Empresarial – UNIS/ILA. E-mail: goncalvesaga@fab.mil.br

²Bacharel em Matemática pela Universidade Estadual Paulista - UNESP, mestre em Estatística pela Universidade de São Paulo - USP e doutora em Ciências pela Universidade Federal de São Paulo - UNIFESP. Professora e pesquisadora do Centro Universitário do Sul de Minas - UNIS MG. E-mail: nancy@unis.edu.br..

³Graduação em Engenharia Aeronáutica pelo Instituto Tecnológico de Aeronáutica (ITA). Pós-graduação em Logística Empresarial pela Universidade Cruzeiro do Sul (UNICSUL). Mestrado em Logística e Gerenciamento de Suprimentos pelo Air Force Institute of Technology (AFIT). E-mail: lucianamesquitallmm@gmail.com.

reality, allowing a reduction in the number of emergencies due to lack of items. This intent will be achieved through a case study of 113 PN considered critical, in other words, whose the absence resulted in the impossibility of accomplishing missions in previous years and which has no stock for the next 12 months. This study proved that the simple moving average model, which is the model used to forecast the demand of consumable items nowadays, is outperformed by the weighted moving average, which was proved to be the most appropriate model due to its accuracy. **Key-words:** Forecasting. Time series. T-27 TUCANO.

1 INTRODUÇÃO

A Aeronave T-27 TUCANO é utilizada pela Força Aérea Brasileira (FAB) na formação de novos oficiais aviadores que serão responsáveis pelo controle, defesa e integração do território nacional, tornando-se, portanto, o instrumento basilar para que a FAB possa cumprir sua missão. Neste diapasão, a disponibilidade de itens para manutenções na aeronave supramencionada é essencial para permitir o suporte às operações realizadas.

Dentre as dezenas de milhares de itens necessários para manter o projeto em atividade, 95% são considerados consumíveis, que, apesar do valor reduzido para aquisição, podem ser responsáveis pela indisponibilidade de uma missão, uma vez que inviabiliza a manutenção de uma aeronave e, por conseguinte, pode inviabilizar a realização de uma missão (BRASIL, 2007). Desta maneira, visto a grande quantidade de itens envolvidos, a previsão de demanda tem um papel extremamente importante na realidade da FAB, pois pode possibilitar o suporte à aeronave e a sua operação, proporcionando a prontidão e a economicidade esperadas.

Assim sendo, este artigo estuda qual o modelo de previsão mais adequado à demanda de itens de consumo da Aeronave T-27 TUCANO na FAB, por meio de uma análise do comportamento das séries temporais dos *Part Numbers* (PN) e uma comparação entre métodos de previsão de demanda, devido uma recorrente indisponibilidade de aeronaves por falta de itens consumíveis, possivelmente causada pela utilização de um modelo de previsão de inadequado. Tal abordagem é devida ao fato de que a falta destes itens ocasiona situações de emergência, onde a aeronave fica impossibilitada de voar, impactando diretamente na missão precípua da FAB e, consequentemente, na defesa e integração do território brasileiro

O propósito deste estudo é comparar o modelo de previsão de demanda utilizado atualmente pela FAB com outros métodos, a fim de se identificar o que mais se adequa à realidade analisada, possibilitando, desta forma, uma redução no número de emergências por falta de itens. Este intento será alcançado mediante estudo de caso de 113 PN considerados críticos, ou seja, cuja falta de itens impossibilitou a realização de missões em anos anteriores e que não possuem estoque para os próximos 12 meses.

2 PREVISÃO DE DEMANDA

Ballou (2006) diz que a previsão dos níveis de demanda é vital para a empresa como um todo, proporcionando a entrada básica para o planejamento e controle de todas as áreas funcionais. Certamente, a previsão de demanda é uma parte integral da tomada de decisão em atividades de gerenciamento. Werner e Ribeiro (2003), complementam que a previsão de demanda é uma atividade importante para auxiliar na determinação dos recursos necessários para a empresa. Uma organização estabelece metas e objetivos, e então seleciona as ações das quais espera-se resultados

na realização destas metas e objetivos (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998). Nesta mesma linha de pensamento, Mehdiyev et al. (2016) diz que a previsão de demanda é uma necessidade primordial na tomada de decisões racionais e no planejamento de atividades mais preciso, lidando com as incertezas do futuro.

Similarmente, a previsão de demanda é essencial na realidade da Força Aérea Brasileira, visto que, para cumprir sua missão precípua, tal qual a manter a soberania do espaço aéreo e integrar o território nacional, com vista a defesa da pátria, uma quantidade exorbitante de itens de alto valor monetário são necessários para apoiar uma aeronave que proporcionará o cumprimento do propósito supramencionado. Desta forma, determinar um modelo de previsão que se adeque da melhor forma possível ao comportamento da demanda de itens na FAB é um fator essencial para a eficácia e eficiência de suas ações.

2.1 PREVISÃO DE DEMANDA NA FAB

A manutenção é combinação de todas as ações técnicas e administrativas, incluindo as de supervisão, destinadas a manter ou recolocar um item em um estado no qual possa desempenhar uma função requerida (ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS, 1994), demonstrando ser parte indispensável quando se trata do apoio a operações de aeronaves na Força Aérea Brasileira. Neste sentido, existem uma infinidade de itens necessários para a conclusão do procedimento supracitado, compostos, em sua maioria, por materiais de consumo.

Desta maneira, os consumíveis, apesar de apresentarem valor reduzido em comparação com outras categorias de materiais, detêm de uma importância considerável quando se trata do apoio a aeronaves, visto que esses itens também são responsáveis por impedir operações e ocasionar em emergências, neste caso utilizada tradicionalmente para caracterizar a situação da aeronave ou equipamento com falta de peça e que exigirá uma solicitação de emergência, para os casos em que não houver disponibilidade de material no estoque da FAB (BRASIL, 2007).

Nesta linha de pensamento, o Manual de Suprimento MCA 67-1 prevê:

“MATERIAL DE CONSUMO – Embora de valor bem inferior, os demais itens, principalmente os sobressalentes, têm, também, grande importância para o apoio à operação e correspondem a cerca de 90 a 95% do total de itens no sistema. Alguns são tão críticos para a eficácia militar e a aprestamento quanto àqueles de maior valor.(...)” (BRASIL, 2007 , p. 104)

Assim sendo, no intuito de evitar emergências, a Força Aérea Brasileira utiliza o Sistema Integrado de Logística de Materiais e Serviços (SILOMS) para o gerenciamento de materiais e para a previsão de demanda futura deles, baseada nos dados históricos de consumo registrados no sistema e de métodos estatísticos.

2.2 MÉTODOS QUANTITATIVOS E QUALITATIVOS

Conforme Ballou (2006), existem diversos métodos disponíveis para a elaboração de uma previsão de demanda, cada grupo tem diferentes graus em termos de exatidão relativa em previsões de longo prazo e de curto prazo, o nível de sofisticação quantitativa utilizado e a base lógica (dados históricos, opiniões de especialistas, ou estudos) da qual a previsão é derivada, sendo divididos em três categorias: qualitativos, de projeção histórica e causais. Já Makridakis, Wheelwright e Hyndman (1998) classificam em duas principais categorias: Quantitativo e Qualitativo.

Os métodos qualitativos são aqueles nos quais se dispõe de pouca ou nenhuma informação quantitativa, mas existe conhecimento qualitativo suficiente (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998). Ainda Ballou (2006) complementa que, quanto aos dados históricos, é possível que não estejam ao alcance ou que tenham escassa relevância para a previsão. Tais métodos recorrem a julgamento, intuição, pesquisas ou técnicas comparativas a fim de produzir estimativas quantitativas sobre o futuro (BALLOU, 2006).

Os métodos quantitativos, de projeção histórica e causais, por sua vez, são utilizados quando se dispõe de informação quantitativa suficiente (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998). É necessário que se tenha um número razoável de dados históricos e que a tendência e variações sazonais durante o tempo sejam estáveis e bem definidas, de maneira que a projeção desses dados no futuro possa representar uma maneira eficiente de previsão de curto prazo (BALLOU, 2006). Desta forma, utilizando-se de modelos matemáticos, é possível se estabelecer uma previsão de demanda futura a partir de dados históricos que demonstram a variação da demanda ao longo do tempo, o que é chamado de série temporal.

Para que seja possível a aplicação de técnicas quantitativas é necessário atender a duas condições: (i) que os dados históricos estejam disponíveis de forma numérica e (ii) que se possa assumir que esses padrões se repetirão no futuro (JHONSON e KING, 1988 e MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998). Assim sendo, dada a proposta da pesquisa a ser realizada e a natureza dos dados obtidos estar de acordo com os critérios DESCRITOS, optou-se pelo método quantitativo como o basilar na realização deste trabalho. Tendo isso em vista, torna-se necessário a introdução do conceito principal que possibilita a utilização destes métodos: as séries temporais.

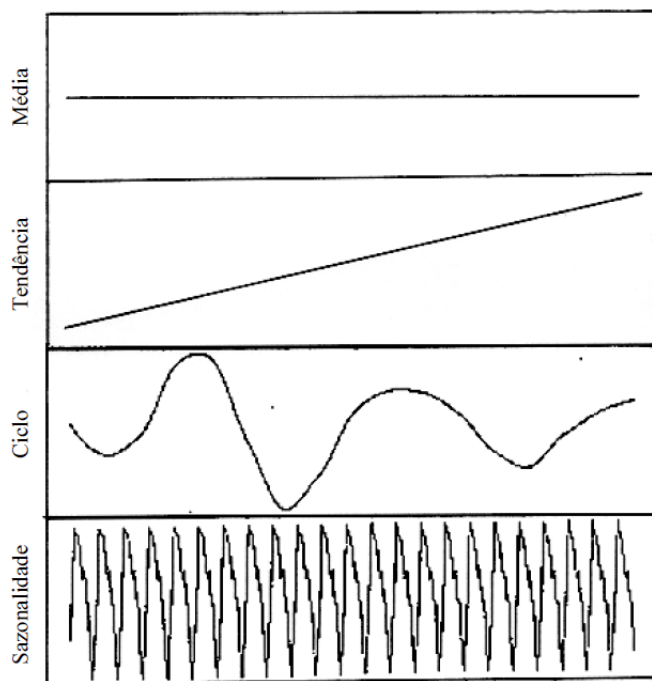
2.3 SÉRIES TEMPORAIS

A natureza quantitativa das séries de tempo incentiva o uso de modelos matemáticos e estatísticos como principais fontes de previsão (BALLOU, 2006). No entanto, conforme Pellegrini (2000), o emprego de cada modelo depende basicamente do comportamento da série temporal que se deseja analisar.

Baseado no comportamento da série temporal analisada, deve-se escolher o modelo matemático que mais se adequa a esta. Makridakis, Wheelwright e Hyndman (1998) estabelecem quatro diferentes padrões que uma série temporal pode exibir: horizontal ou estacionário, sazonalidade, cíclico e tendência.

O padrão horizontal apresenta-se quando os dados flutuam ao redor de uma média constante. A sazonalidade acontece quando a série temporal é afetada variações cíclicas que se repetem em intervalos constantes de tempo. O padrão cíclico ocorre quando os dados exibem ascensões e quedas em intervalos de tempo não constantes. Por fim, a tendência se estabelece quando a série temporal apresenta um comportamento ascendente ou descendente durante um período de tempo relativamente longo. Os tipos de comportamentos das séries temporais apresentados acima estão ilustrados na figura 1.

Figura 1. Características de uma série temporal.



Fonte: (PELLEGRINI, 2000).

2.4 ACURACIDADE DA PREVISÃO DE DEMANDA

A acuracidade de um modelo de previsão de demanda refere-se ao quanto o mesmo consegue refletir os dados já conhecidos (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

No intuito de estimar a performance de métodos de previsão de demanda, nas últimas três décadas, várias formas de se medir a acuracidade foram adotadas em muitos estudos como critério de avaliação (MEHDIYEV; ENKE; FETTKE; LOOS, 2016). Ainda Mehdiyev et al. (2016), menciona que diversas formas de se medir a acuracidade para regressões foram propostas, e os comentários e recomendações acerca desta utilização vêm sendo discutidos intensamente em vários estudos. Desta forma, são utilizadas algumas medidas estatísticas, no intuito de mensurar a precisão método.

Para Y_t sendo o valor observado no período t e F_t a previsão de demanda para o mesmo período, a seguinte equação pode ser utilizada para definir o erro para cada período (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

$$e_t = Y_t - F_t$$

Assim sendo, se há previsões e observações para n períodos, consequentemente ocorrerão n erros, tornando possível a definição das seguintes medidas estatísticas padrão (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |e_t|$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2$$

A média dos erros (ME), não indica o tamanho dos erros comuns na previsão, apresentando valores pequenos devido aos valores positivos e negativos se anularem no cálculo da média. A média absoluta dos erros (MAE) e a Média dos quadrados dos erros (MSE – *mean square error*) utilizam de valores positivos para calcular a média. Cabe ressaltar que, tanto a MAE quanto a MSE resultam em valores essencialmente positivos, de forma que, quanto maior o valor apresentado pela média (mais distante do zero), menos o valor analisado corresponde a realidade observada.

Além das médias descritas, existem ainda a média percentual de erro (MPE) e a média absoluta real dos erros (MAPE) que podem ser dadas pelas seguintes equações, considerando PE_t o erro percentual no período t (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

$$PE_t = \left(\frac{Y_t - F_t}{F_t} \right) * 100$$

$$MPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n PE_t$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |PE_t|$$

Essas médias tendem a ser de mais fácil compreensão, visto que seu resultado é dado em porcentagem, diferente do número absoluto apresentado no MAE e MSE. Existe, porém, a restrição na utilização do MPE e MAPE, pois a série temporal analisada não pode dispor de valores zerados, como pode-se perceber na equação *do* PE_t .

Todas as formas de cálculo de média de erros expostas são essenciais na escolha do modelo de previsão de demanda mais apropriado para a série temporal.

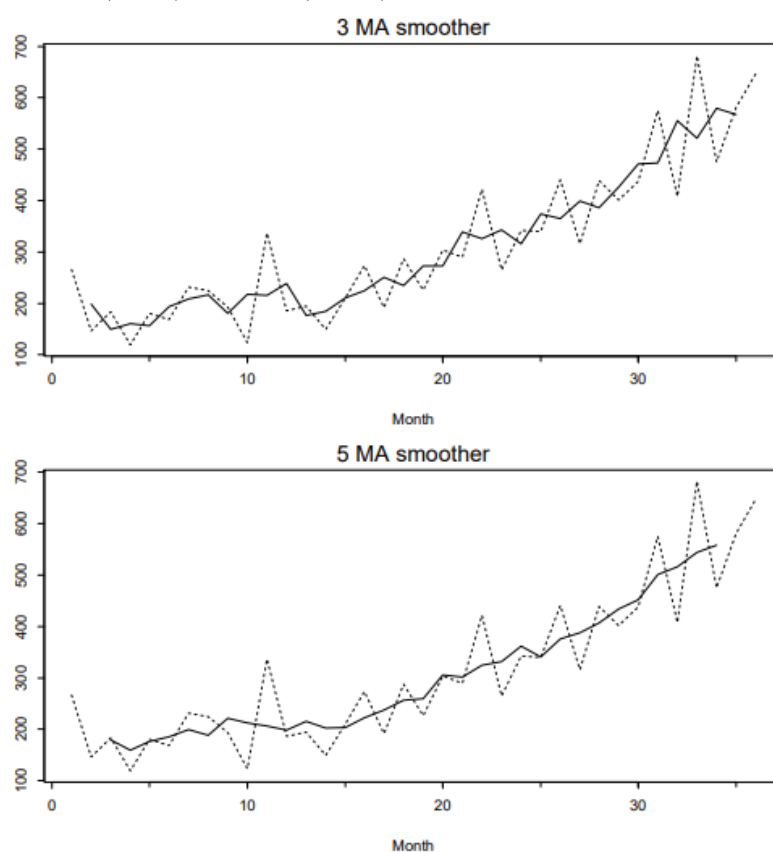
2.5 MODELOS DE PREVISÃO DE DEMANDA

Dentre os diversos modelos de previsão de demanda futura existentes, foram escolhidos os métodos mais consagrados na literatura e de simples implantação e aplicação, conforme Ballou (2006), Makridakis, Wheelwright e Hyndman (1998) e Pellegrini (2000), sendo estes a média móvel simples, média móvel ponderada, suavização exponencial e suavização exponencial dupla de Holt.

2.5.1 Média Móvel

Cada ponto de uma média móvel numa série de tempo é a média aritmética ou ponderada de um número de pontos consecutivos das séries, na qual o número de pontos de dados é escolhido de forma a eliminar os efeitos da sazonalidade e irregularidade. (BALLOU,2006) O método da média móvel simples é indicado para previsões de curto prazo onde as componentes de tendência e sazonalidade são inexistentes ou possam ser desprezadas (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998). Pode-se observar o efeito da utilização deste modelo na Figura 2, onde a linha mais escura representa a série suavizada.

Figura 2. Efeito de suavização do modelo de média móvel simples para 3 meses (acima) e 5 meses (abaixo)



Fonte: (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

Este modelo é o utilizado atualmente para a realização da previsão de demanda de itens consumíveis no SILOMS e pode ser descrito, de maneira geral, por uma seguinte equação abaixo para uma média móvel simples de ordem k (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

:

$$T_t = \frac{1}{k} \sum_{j=-m}^m Y_{t+j}$$

Nesta fórmula, define-se *half-width* da média móvel como o número de pontos de cada lado que estão incluídos na média, denotado por $m=(k-1)/2$.

2.5.2 Média Móvel Ponderada

A vantagem deste modelo é que as tendências são mais suavizadas, de modo que, ao invés das médias serem colocadas e retiradas repentinamente, como na média móvel simples, os valores são desconsiderados lentamente. (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

Geralmente, uma média móvel ponderada de k pontos pode ser escrita da seguinte forma (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998):

$$T_t = \sum_{j=-m}^m a_j Y_{t+j}$$

onde $m=(k-1)/2$ é a *half-width* e os pesos são denominados a_j .

Esse modelo tende a responder mais rápido que a média móvel simples, devido a atribuição de pesos para cada período.

2.5.3 Suavização exponencial

Ballou (2006) descreve como uma técnica similar à média móvel, exceto por seus pontos mais recentes receberem maior peso. Enquanto na média móvel simples os dados da série temporal recebem o mesmo peso, a suavização exponencial atribui pesos decrescendo exponencialmente quando a observação ficar mais velha.

Caso a série temporal em estudo mantenha-se constante sobre um nível médio, uma suavização exponencial simples pode ser usada para a previsão de valores futuros dessa série. A representação matemática desse modelo é dada por (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998)

$$F_{t+1} = \alpha Y_t + (1 - \alpha)F_t$$

onde F_{t+1} é a previsão da demanda para o tempo $t+1$, feita no período atual t ; α é a *constante de suavização*, assumindo valores entre 0 e 1; Y_t é o valor observado na série temporal para o tempo t ; e, F_t é o valor da previsão feita para o tempo t .

A constante α é extremamente importante, tendo em vista o fato de que esta determina o quão responsivo a mudanças uma previsão de demanda será. Assim sendo, um valor alto resulta em uma maior rapidez na resposta da previsão maior enquanto um valor baixo tende a deixar a previsão mais constante e pouco responsiva.

Escolher o valor adequado para a constante da ponderação exponencial exige um alto grau de conhecimento. Quanto maior o valor de α , maior o peso atribuído aos níveis de demanda mais recentes (BALLOU, 2006).

2.5.4 Modelo de Holt

Holt extrapolou a suavização exponencial simples para uma suavização exponencial linear, possibilitando a previsão de demanda para dados que demonstrem tendência. Este modelo emprega duas constantes de suavização, α e β (com valores entre 0 e 1), sendo representado por três equações (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998)

$$\begin{aligned} L_t &= \alpha z_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \\ T_t &= \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta) T_{t-1} \\ F_{t+k} &= L_t + kT_t \end{aligned}$$

Nas equações acima, L_t refere-se a uma estimativa de nível, enquanto T_t resulta no nível de tendência apresentado na série temporal analisada. Por fim, F_{t+k} é a previsão de demanda para os próximos k períodos.

Assim como na suavização exponencial simples, o método de Holt requer valores iniciais, neste caso L_0 e T_0 . Uma alternativa para estes cálculos iniciais é igualar L_0 ao último valor observado na série temporal e calcular uma média da declividade nas últimas observações para T_0 (PELLEGRINI, 2000).

3 MATERIAIS E MÉTODOS

Pretende-se comparar diversos modelos de previsão de demanda para itens consumíveis aplicados na aeronave T-27 TUCANO, utilizando de dados históricos de consumo dentre o período de janeiro de 2013 a dezembro de 2018, obtidos no SILOMS, identificando-se como pesquisa aplicada, dirigida a solução de problemas específicos (SILVA; MENEZES, 2005).

Ademais, trata-se de uma pesquisa descritiva, que, conforme Gil (2002), tem como objetivo primordial a descrição das características de determinada população ou fenômeno ou, então, o estabelecimento de relações entre variáveis. Será realizado um estudo de caso da demanda mensal de itens de consumo da aeronave supracitada, caracterizado por um estudo exaustivo de um ou poucos objetos, de maneira que permita seu amplo e detalhado conhecimento (GIL, 2002).

Assim sendo, foram selecionados dentre os 16658 PNs aplicáveis ao projeto, 113 *Part Numbers* classificados como críticos, ou seja, aqueles que apresentaram situação de emergência no ano anterior, que não foram atendidos, que necessitaram de um processo de obtenção para sua solução, e que seus estoques atuais não possuam níveis de atendimento para 12 meses. A título explicativo serão demonstradas a aderência destes métodos aos PNs 4550A-02750-330 e 650C81-5 que apresentaram padrões constantes e com tendência, respectivamente.

Os dados foram analisados utilizando-se de recursos e técnicas estatísticas, tratando-se, portanto, de pesquisa quantitativa (SILVA; MENEZES, 2005)

3.1 ANÁLISE DAS SÉRIES TEMPORAIS E ESCOLHA DOS MODELOS DE PREVISÃO DE DEMANDA

Conforme Lindberg e Zackrisson (1991), um dos maiores problemas relacionados a previsão de demanda é a escolha do método aplicado para gerar a previsão. Neste sentido, Makridakis, Wheelwright & Hyndman (1998), prevêm que a aplicabilidade de um sistema de previsão de demanda quantitativo depende de três condições: disponibilidade de informações históricas, possibilidade da transformação das informações históricas em dados numéricos e suposição da repetição de padrões observados em dados passados no tempo futuro.

Assim sendo, foram obtidos os dados históricos de demanda no período entre os meses janeiro de 2013 a dezembro de 2018, podendo, desta forma, analisar como as séries temporais se comportavam.

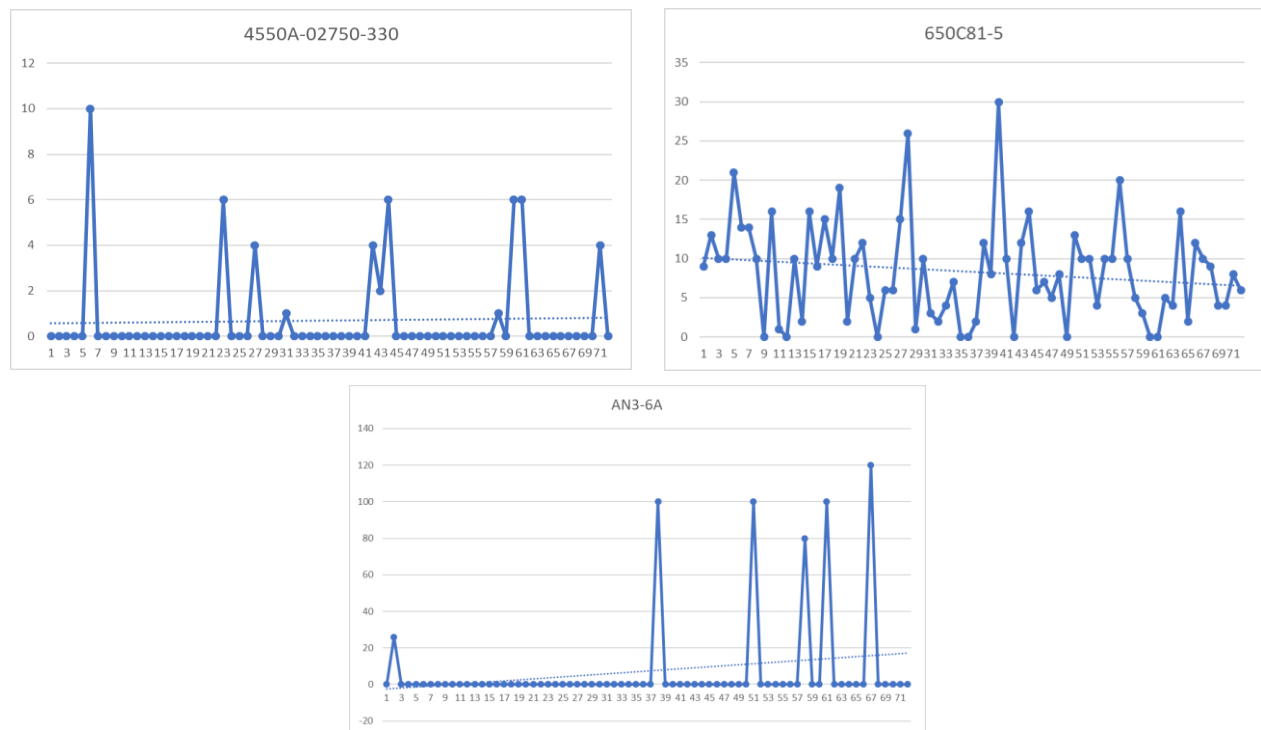
Neste diapasão, após estudo dos gráficos, exemplificados na Figura 3, foram encontrados os seguintes padrões:

Tabela 1. Comportamento das séries temporais da amostra

Média	44
Sazonalidade	0
<u>Tendência</u>	<u>69</u>
Total	113

Fonte: o autor.

Figura 3. Séries temporais média (PN 4550A-02750-330), com tendência (PN 650C81-5) e sem sazonalidade (PN AN3-6A)



Fonte: o autor.

Inicialmente é possível observar que aproximadamente 39% da amostra apresenta um comportamento médio na série temporal. Isso se deu, principalmente, ao fato de que muito dos itens analisados possuíam extensos períodos sem demanda mensal, fazendo com que o gráfico não demonstrasse tendência. Quanto aos 61% restante que apresentaram tendência nas séries temporais, também era possível observar períodos em que não havia consumo, porém estes se concentravam em um lado do gráfico, configurando as tendências crescentes e decrescentes observadas. Por fim,

apesar de todos os gráficos apresentarem um padrão cíclico, nenhum demonstrou sazonalidade, visto que as demandas não aconteciam em períodos constantes, conforme gráfico do PN AN3-6A.

Conforme Lemos (2006), deve-se privilegiar técnicas quantitativas e simples com poucas variáveis e relações simples entre elas, pois estas propendem a ser menos tendenciosas, utilizam os dados de forma mais eficiente, ajudam no entendimento e aceitabilidade do método e reduzem erros e custos. Destarte, após a análise das séries temporais foi possível estabelecer quais seriam os modelos serem comparados, sendo eles: média móvel simples, média móvel ponderada, suavização exponencial simples e o modelo de Holt.

Os três primeiros modelos foram escolhidos devido a sua característica de se adaptarem melhor a séries constantes no tempo, enquanto o último foi escolhido por se adequar a padrões com tendência e sem sazonalidade. Além disso, a média móvel simples foi utilizada para os períodos históricos de 24 meses, 12 meses e 6 meses, sendo o primeiro período escolhido por ser o método utilizado na previsão de demanda do SILOMS, enquanto os outros dois foram selecionados pela média móvel simples se adequar melhor para previsões de curto prazo (BALLOU,2006).

4 RESULTADO E DISCUSSÃO

Selecionada a amostra, foram aplicados a cada PN os modelos de previsão de demanda expostos anteriormente no intuito de compará-los.

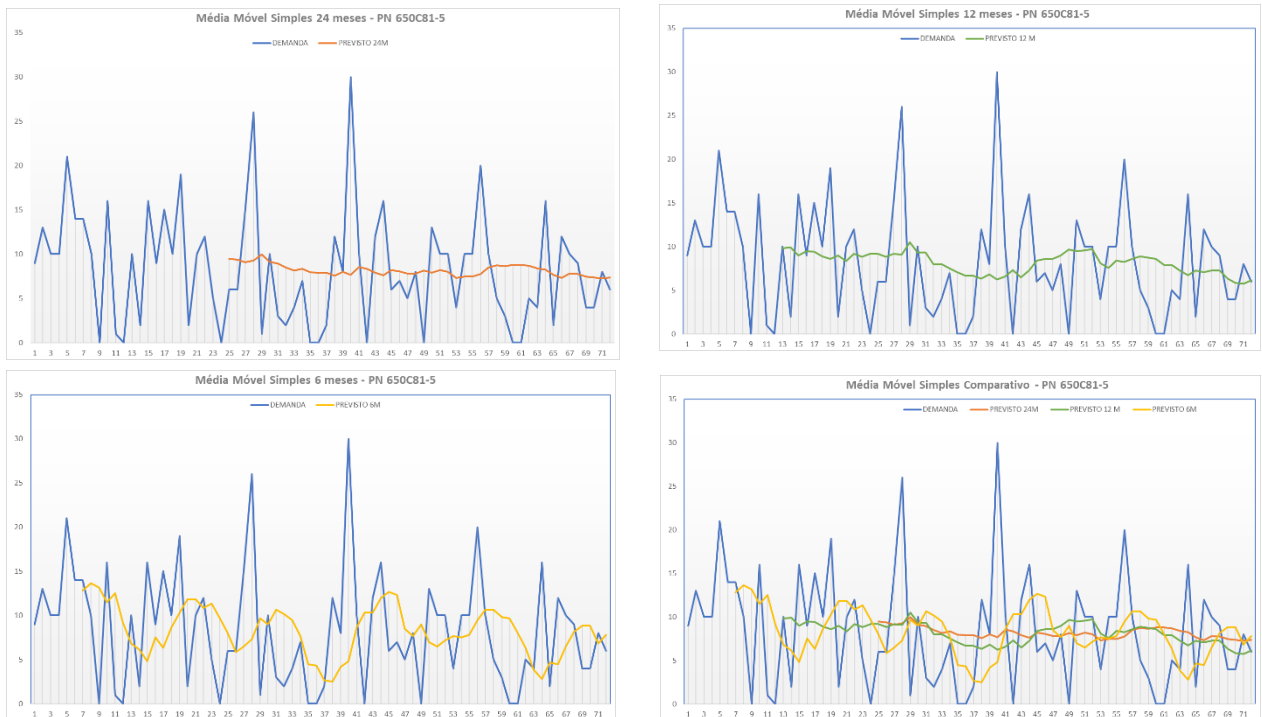
Primeiramente foram aplicadas as médias móveis simples para os períodos de 24, 12 e 6 meses ($n=24$, $n=12$ e $n=6$). Como pode-se observar, à medida que o período dos dados históricos utilizados no cálculo do modelo se aproxima do curto prazo, as previsões se tornam mais reativas as mudanças bruscas na demanda, o que é um indício de que esta diminuição de n ocasionará em uma melhor acuracidade da média móvel simples.

Figura 4.Comparativo Média Móvel Simples PN 4550A-02750-330



Fonte: o autor.

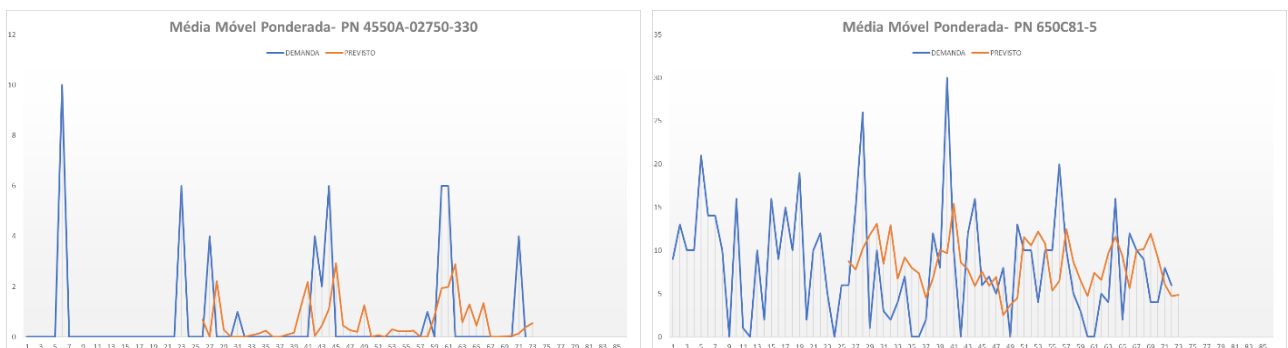
Figura 5. Comparativo Média Móvel Simples PN 650C81-5



Fonte: o autor.

Posteriormente foi utilizado o modelo da média móvel ponderada para o período de 24 meses, o qual utiliza de pesos para cada dado histórico observado a fim de se obter a melhor previsão. Sendo assim, a ferramenta SOLVER do Microsoft Excel foi utilizada para se obter a melhor combinação de pesos para cada PN que minimizem a Média dos quadrados dos erros (MSE).

Figura 6. Média Móvel Ponderada PN 4550A-02750-330 e PN 650C81-5

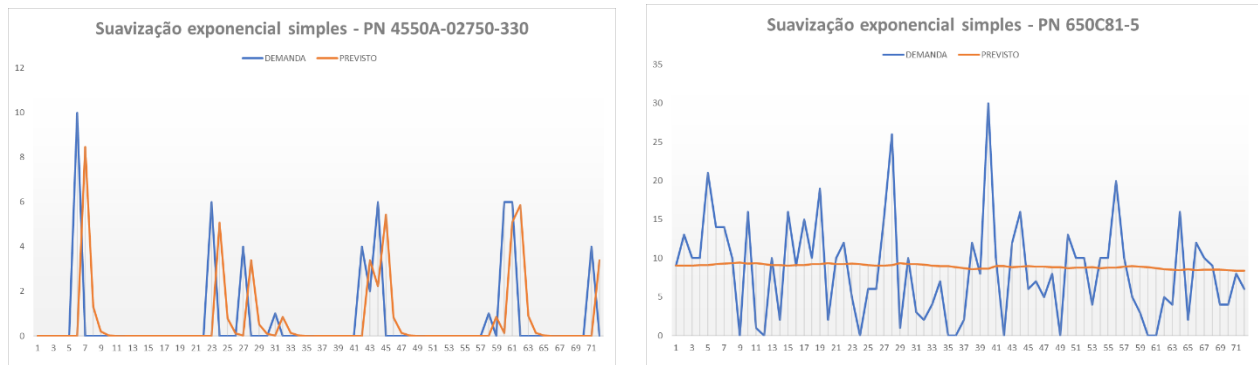


Fonte: o autor

Ainda sem comparar os MSE já é possível observar claramente, através dos gráficos, uma maior aderência da média móvel ponderada sobre a simples.

Em seguida procedeu-se com o modelo da suavização exponencial simples, onde, para se estabelecer o valor de α , foi utilizado o mesmo método feito na média móvel ponderada, resultando nos seguintes gráficos

Figura 7. Suavização exponencial simples PN 4550A-02750-330, $\alpha = 0,847218185$ e PN 650C81-5, $\alpha = 0,014300519$

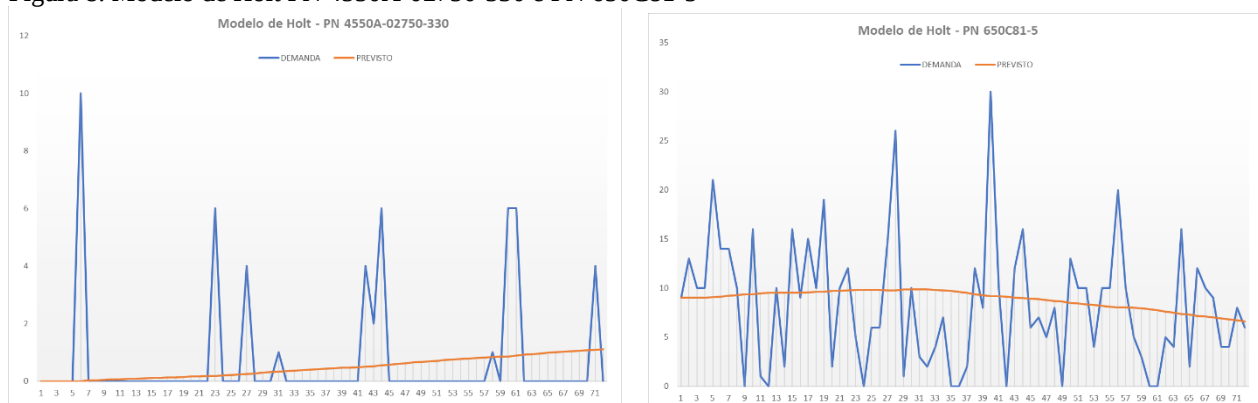


Fonte: o autor

Um dado que chama a atenção é que para o PN 4550A-02750-330 é possível observar claramente o efeito de um alto valor de α ($\alpha = 0,847218185$) na reatividade da previsão quanto as mudanças abruptas na demanda. Por outro lado, em decorrência da grande flutuação de valores dos dados e a tendência apresentada para o PN 650C81-5, a solução ótima encontrada no SOLVER foi $\alpha = 0,014300519$, resultando em um gráfico pouco reativo e praticamente constante.

O modelo de Holt, foi o último modelo aplicado na amostra analisada, conforme observado nas figura 8.

Figura 8. Modelo de Holt PN 4550A-02750-330 e PN 650C81-5



Fonte: o autor

Nesta análise, assim como nas anteriores, foi utilizada a função SOLVER do Microsoft Excel para se estabelecer que combinações de α e β minimizariam o MSE da previsão. Cabe ressaltar que, com os valores encontrados para tais variáveis não se observou nenhuma tendência nos cálculos para a demanda do PN 4550A-02750-330, enquanto para o PN 650C81-5 foi possível se identificar uma tendência decrescente, constatando a análise das séries temporais realizada anteriormente.

Outro aspecto importante é a característica mais “suave” demonstrada neste modelo em comparação com o mostrado anteriormente, devido a Holt ter estabelecido seu cálculo utilizando de uma suavização exponencial dupla.

Por fim, tendo utilizado cada um destes modelos para todos os 113 PNs da amostra, foi possível a criação da Tabela 2 que compara todos os itens analisados em relação à média dos quadrados dos erros do modelo de previsão de demanda utilizado, de maneira que o que apresentar o menor MSE é o mais adequado para a série temporal.

Tabela 2. Comparativo de modelos de previsão de demanda

PN	MSE					
	MM 24M	MM 12M	MM 6M	WMA	EXP	HOLT
312-06190-002	2,170	1,806	1,768	2,170	1,408	1,408
312-07965-019	0,087	0,072	0,071	0,087	0,056	0,056
A2048-2	126,683	121,054	103,590	126,683	94,580	94,580
312-00022-005	0,024	0,089	0,087	0,021	0,070	0,070
312-18821-401	0,121	0,101	0,101	0,083	0,082	0,081
312-03411-001	63,229	99,748	99,279	41,380	78,019	79,417
312-02316-001	0,297	0,230	0,246	0,234	0,195	0,195
PE88001-5BC7-5E	0,745	1,588	1,503	0,347	1,245	1,246
MS24665-132	270,939	661,027	2233,377	127,481	1787,329	1785,917
312-12358-001	3,487	2,869	2,815	3,479	2,295	2,248
MS28775-016	40,085	40,417	43,632	31,849	34,507	34,507
312-01114-001	1,333	1,132	1,149	0,861	0,911	0,889
312-07968-001	0,021	0,017	0,016	0,021	0,014	0,014
312-07967-001	0,021	0,017	0,016	0,021	0,014	0,014
PE95097-1	0,536	0,461	0,823	0,410	0,698	0,691
312-01710-005	0,043	0,036	0,035	0,032	0,028	0,028
MS21256-2	358,834	338,120	341,168	267,083	275,760	274,918
2600-6	252,228	209,121	203,548	249,413	165,132	163,164
AN960-416L	205,451	488,258	480,022	103,771	392,863	392,863
MS21133-05	1,278	1,063	1,080	0,926	0,871	0,853
640-31	0,014	0,046	0,636	0,000	0,507	0,507
BS312-33-0017	0,021	0,018	0,018	0,021	0,014	0,014
48-7-7000	1,937	1,597	1,641	1,715	1,297	1,291
312-12663-003	1,223	1,009	0,981	1,077	0,809	0,815
312-02746-001	0,087	0,072	0,071	0,087	0,056	0,056
312-02609-001	0,270	0,207	0,213	0,223	0,191	0,192
312-02531-001	0,062	0,049	0,051	0,048	0,041	0,042
1N10243	0,294	0,244	0,237	0,234	0,195	0,196
SA3629	0,193	0,154	0,129	0,146	0,125	0,127
DLS4-1431	0,191	0,150	0,130	0,143	0,125	0,127

312-11967-001	0,001	0,005	0,071	0,000	0,056	0,056
PE71027-1A	0,022	0,047	0,317	0,004	0,266	0,266
CVH271KH-SQ	255,679	254,445	261,609	158,181	204,993	198,491
1126-00-5	22,762	22,361	20,224	14,745	17,931	17,581
R134A	8,379	6,715	6,929	6,240	5,487	5,513
312-20018-001	0,194	0,202	0,614	0,067	0,491	0,492
312-01401-001	0,098	0,104	0,100	0,071	0,081	0,081
312-08150-001	0,022	0,018	0,018	0,021	0,014	0,014
1589-00-3	0,043	0,035	0,031	0,032	0,028	0,028
A218-962284-00	3,711	3,456	3,352	2,620	3,951	3,953
AN3-21	0,194	0,175	0,177	0,175	0,141	0,141
PE21033-2	0,573	1,184	1,142	0,298	0,950	0,965
4550A-02750-330	2,973	3,414	3,512	1,731	3,921	3,852
7335FR-160-P4	6,728	6,021	5,862	5,286	4,712	4,712
312-16900-001	0,284	2,779	2,721	0,225	2,166	2,166
M83461/1-132	39,615	91,924	85,283	27,388	71,766	71,766
OLEO 134A	0,195	0,163	0,159	0,195	0,127	0,127
DLS4-1849	0,105	0,086	0,082	0,105	0,070	0,069
DLS4-0052	0,704	0,747	0,684	0,519	0,583	0,583
MS24693-S51	5094,136	4350,740	4241,280	4384,388	3395,406	3393,247
AN960-10L	1565,775	1878,457	1958,448	992,186	1542,682	1483,670
L1208	0,594	0,498	0,481	0,271	0,404	0,390
MS28889-2	15,684	14,106	13,403	12,130	11,213	11,213
P2773	0,087	0,072	0,071	0,083	0,056	0,056
BS312-27-0017/0200	0,072	0,086	0,148	0,052	0,332	0,332
312-00021-009	0,158	0,169	0,168	0,108	0,134	0,134
MS24694S12	16312,166	18680,325	18850,686	12380,044	15014,468	14409,902
312-12754-001	0,087	0,072	0,071	0,087	0,056	0,056
M2002-1	0,979	0,863	0,835	0,501	0,661	0,663
NAS1189-06P14L	12,549	9,774	8,613	9,716	8,086	8,086
PK2641	0,601	0,488	0,477	0,440	0,407	0,389
312-01646-001	0,023	0,037	0,053	0,023	0,042	0,042
312-01647-001	0,126	0,121	0,115	0,090	0,097	0,097
2600-LW	8,712	191,737	188,206	0,002	154,974	156,284
312-00163-001	0,022	0,018	0,018	0,021	0,014	0,014
312-00312-003	0,022	0,018	0,018	0,022	0,014	0,014
312-00647-001	0,347	0,289	0,283	0,347	0,225	0,225
312-01757-001	0,216	0,215	0,483	0,125	0,579	0,578
312-02409-001	0,063	1,466	1,443	0,000	1,266	1,267
312-06570-013	0,032	0,862	0,876	0,000	0,746	0,746
312-06739-001	0,001	0,018	0,018	0,000	0,014	0,014
312-08103-001	0,084	0,069	0,067	0,083	0,056	0,056
312-08104-001	1,811	1,620	1,633	1,366	1,362	1,350

7740-00266	1,507	1,113	0,944	0,861	0,911	0,911
AN3-4A	346,000	288,578	281,634	331,515	237,659	233,257
AN3-5A	547,061	649,784	663,994	399,928	529,098	538,544
AN3-6A	977,971	823,444	811,680	722,345	681,566	661,372
AN4-12	217,019	190,933	192,271	209,271	156,239	154,020
H14-3	3,104	2,600	2,545	3,000	2,028	2,028
MS14144L3	316,877	278,942	300,700	216,046	237,410	248,847
MS14144L5	21,981	20,198	20,656	14,003	16,567	15,871
MS14145L5	3,475	2,961	2,899	2,653	2,298	2,302
312-07286-001	0,000	0,001	0,018	0,000	0,014	0,014
312-07289-001	0,042	0,037	0,053	0,032	0,042	0,042
650C81-5	42,157	41,295	51,892	31,477	40,915	40,915
85166-002	0,140	0,124	0,116	0,092	0,096	0,096
312-08633-001	0,010	0,092	0,105	0,000	0,097	0,097
312-11003-001	0,522	0,443	0,410	0,416	0,346	0,346
DCN1-4536-3	19,017	19,178	19,494	15,243	15,935	15,843
AN310-8	19,869	18,175	20,665	17,731	16,555	16,555
MS29513-020	29,146	46,421	576,784	19,497	459,357	459,087
312-15885-007	0,818	1,246	1,556	0,808	1,229	1,228
DLS4-1002	0,000	0,001	0,003	0,000	0,014	0,014
DLS4-02098	0,022	0,018	0,018	0,022	0,014	0,014
AN6024-6	0,304	0,247	0,210	0,236	0,202	0,208
X6236	0,270	0,220	0,225	0,215	0,179	0,177
BTLS05-384T27-100	0,022	0,018	0,018	0,022	0,014	0,014
312-18260-003	0,437	0,378	0,413	0,340	0,404	0,409
MS24693-C49	55,935	50,643	51,990	31,564	40,809	39,398
MS27039-1-10	2368,099	1993,182	1955,616	1942,601	1598,430	1606,526
312-08104-003	1,184	27,465	26,895	0,000	21,478	21,478
PE71027-1CA	2,018	1,931	2,067	1,535	1,605	1,613
312-16163-001	8,770	7,189	7,237	7,742	5,766	5,806
DLS3-1161	12,201	10,174	10,149	12,031	8,153	8,105
312-16486-001	0,187	0,158	0,154	0,154	0,125	0,121
X6232	0,949	0,778	0,795	0,788	0,630	0,631
DLS88-068	14,666	14,164	42,953	13,636	34,685	34,730
MBEU4679DP	0,284	0,414	0,444	0,154	0,352	0,366
PE71028-2AL	0,065	1,174	1,149	0,025	0,915	0,915
M4000AC-19	1,936	1,766	1,778	1,214	2,344	2,740
MS28775-257	5,701	5,146	4,881	3,592	4,081	4,024
M4000AC-19	1,936	1,766	1,778	1,212	2,344	2,740
MS28775-257	5,701	5,146	4,881	3,590	4,081	4,024
SOMA MSE	29715,94	32004,31	34241,28	22965,62	27415,45	26741,64

Fonte: o autor

Quando se analisa os valores dos MSE para toda amostra, chama atenção que a média móvel simples não demonstrou a melhor acurácia para nenhum PN. Apenas com esses dados já é possível comprovar a hipótese de que o modelo utilizado pela FAB atualmente não é o mais adequado para o comportamento da demanda dos itens. Além disso, ao se comparar os modelos com uso de dados históricos de 24 meses, 12 meses e 6 meses, não se observa uma melhora dos resultados para as análises de curto prazo, ao contrário do que era esperado, visto a característica deste modelo explicitada no capítulo 2.5.1.

Outro dado que chama a atenção é a dominância da média móvel ponderada como modelo com melhor acurácia, mesmo que a amostra seja categorizada, em sua maioria, por séries temporais com tendência. Ademais, o modelo de Holt não demonstrou o resultado esperado na amostra, visto que era o único modelo que utilizava de cálculos baseados na tendência dos gráficos.

Os resultados obtidos podem ser possivelmente explicados devido a tendência apresentada pelas séries temporais analisadas terem se mostradas pequenas e discretas, fazendo com que a constante de tendência considerada no modelo de Holt não conseguisse exprimir da melhor maneira a previsão para o próximo período. Entende-se, portanto que essas amostras se comportavam mais como uma série temporal média, fazendo com que a média móvel ponderada se mostrasse a mais adequada para a maioria dos dados estudados.

Outro fato que pode ter ocasionado estes resultados são os longos períodos sem demanda apresentados em vários gráficos analisados, impossibilitando que os modelos expressassem seus melhores resultados.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Inicialmente, é possível observar que, tanto a suavização exponencial quanto o modelo de Holt, apresentaram o melhor resultado para, aproximadamente, 29% da amostra (33 itens) e que a média móvel ponderada se mostrou a mais adequada para 52% da amostra (59 itens), demonstrando a eficiência de outros métodos em comparação com o utilizado atualmente pela FAB. Apesar destes 3 modelos terem se destacado no estudo, o modelo da média móvel ponderada apresentou a menor soma das médias dos erros quadráticos para os itens analisados, demonstrando ser o modelo que mais reflete a realidade e, consequentemente, o mais adequado a demanda de itens consumíveis da aeronave T-27 TUCANO.

Outrossim, um fato de muita relevância que pôde ser constatado é que a média móvel simples não demonstrou uma boa acuracidade em nenhum dos *Part Numbers* analisados, se comparada com os demais modelos. Pode-se afirmar, desta forma, que o modelo utilizado atualmente pela Força Aérea Brasileira não se adequa ao comportamento da demanda de itens consumíveis da aeronave T-27 TUCANO, não sendo, portanto, o mais apropriado para o cálculo da previsão de demanda, possivelmente resultando na constante falta dos itens analisados. Desta maneira, a adoção média móvel ponderada em substituição ao modelo ora utilizado pela Força Aérea Brasileira pode trazer mudanças significativas nas previsões feitas pelo SILOMS.

Por fim, tendo em vista que o SILOMS precisa ser alimentado com dados por operadores do sistema que possuam conhecimento e experiência, sugere-se um estudo sobre os aspectos qualitativos envolvidos no processo, no que se refere a forma que são realizados os lançamentos das demandas no sistema, a capacitação de pessoal para realização desta função e como este influencia na previsão. Além disso, sugere-se o estudo de uma sistematização entre métodos quantitativos e qualitativos de previsão de demanda.

REFERÊNCIAS

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 5462: Confiabilidade e manutenibilidade**. Rio de Janeiro: [s.n.], 1994.

BALLOU, R. H. **Gerenciamento da cadeia de suprimentos: Planejamento, Organização e logística empresarial**. 5. ed. Porto Alegre: Bookman, 2006.

BRASIL. **MCA 67-1 Manual de Suprimento**. Brasília: Ministério da Defesa, 2007.

GIL, C.A. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 4. ed. São Paulo: Atlas, 2002.

JOHNSON, D; KING, M. **BASIC Forecasting Techniques**. Butterworth & Co., London, 1988.

LE MOS, F.O. **Metodologia para seleção de métodos de previsão de demanda**. 2006. 183 f. Dissertação (Mestrado) – Escola de Engenharia, Universidade do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, 2006.

LINDBERG, E; ZACKRISSON, U. **Deciding about the Uncertain: The Use of Forecasts as an Aid to Decision-making**. Scandinavian Journal of Management. v. 7, n. 4, p. 271-283, 1991.

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

MEHDIYEV, N.; ENKE, D.; FETTKE, P.; LOOS, P. **Evaluating Forecasting Methods by Considering Different Accuracy Measures**. Procedia Computer Science, v. 95, p. 264 – 271, 2016.

PELLEGRINI, F. R. **Metodologia para Implantação de Sistemas de Previsão de Demanda**. 2000. 130 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção), Departamento de Engenharia de Produção e Transportes, Universidade do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, 2000.

SILVA, E. L.; MENEZES, E. M. **Metodologia da Pesquisa e Elaboração de Dissertação**. 4. ed., Florianópolis: UFSC, 2005.

WERNER, L.; RIBEIRO, J. **Previsão de demanda: uma aplicação dos modelos Box-Jenkins na área de assistência técnica de computadores pessoais**. Gestão e produção. São Carlos, SP. Vol. 10, n. 1 (abr. 2003), p. 47-67, 2003.