

ANÁLISE DA DEMANDA DE PEÇAS SOBRESSALENTES UTILIZANDO O MÉTODO SYNTETOS-BOYLAN APPROXIMATION (SBA): ESTUDO DE CASO DE UM NAVIO DE GUERRA DA MARINHA DO BRASIL EM OPERAÇÃO NUMA MISSÃO DE PAZ DA ORGANIZAÇÃO DAS NAÇÕES UNIDAS (ONU)

Juliana Bonfim Neves da Silva

Faculdade Gama e Souza
Rua Leopoldina Rego nº502, Olaria, Rio de Janeiro/RJ
jubonesi@gmail.com

Marcos dos Santos

Marinha do Brasil – Centro de Análises de Sistemas Navais (CASNAV)
Rua da Ponte – edifício 23, Ilha das Cobras, Centro, Rio de Janeiro/RJ, CEP 20091-000
marcosdossantos_doutorado_uff@yahoo.com.br

Carlos Francisco Simões Gomes

Departamento de Engenharia de Produção – Universidade Federal Fluminense
Rua Passo da Pátria nº156, São Domingos, Niterói/RJ, CEP 24220-240
carlos.francisco@pq.cnpq.br

Fabrcio da Costa Dias

Centro de Tecnologia da Indústria Química e Têxtil – SENAI CETIQT
Rua Magalhães Castro nº174, Riachuelo, Rio de Janeiro/RJ, CEP 20961-020
fcdias@yahoo.com

Luciangela Galletti da Costa

Centro de Tecnologia da Indústria Química e Têxtil – SENAI CETIQT
Rua Magalhães Castro nº174, Riachuelo, Rio de Janeiro/RJ, CEP 20961-020
fcdias@yahoo.com

RESUMO

No ano de 2011, a Fragata União, navio de guerra da Marinha do Brasil (MB), foi incorporada à Força Interina das Nações Unidas no Líbano (UNIFIL). Durante a missão, observou-se a necessidade de um modelo de previsão de demanda de peças sobressalentes para manutenção dos equipamentos de bordo mais adequado à nova realidade operacional do navio. Analisadas as demandas a partir de uma série histórica dos anos de 2012, 2013 e 2014, identificou-se que a demanda da maioria das peças apresentava um comportamento de acordo com a Curva Normal. Todavia, outras passavam longos períodos sem demanda, apresentando um comportamento severamente estocástico. O presente estudo utilizou os métodos de Croston e Syntetos-Boylan Approximation (SBA) comparando-os com o modelo utilizado atualmente pela MB. O estudo mostra-se relevante por ser totalmente inédito na MB e demais Forças Armadas, além de possuir um caráter dual, podendo ser adaptado em outros setores produtivos que necessitem de itens sobressalentes de elevado valor agregado.

PALAVRAS CHAVE. Previsão de demanda, Peças sobressalentes, Navio de guerra.

ABSTRACT

In 2011, the Frigate Union, Brazilian Navy's warship, was incorporated into the United Nations Interim Force in Lebanon (UNIFIL). During the mission, there was the need for a demand forecast model of spare parts for maintenance of on-board equipment best suited to the new ship's operational reality. Analyzed the demands from a time series of the years 2012, 2013 and 2014, it was identified that the demand of most of the pieces had a behavior according to the Normal Curve. However, others spent long periods without demand, with a severely stochastic behavior. This study used the methods of Croston and Syntetos-Boylan Approximation (SBA) comparing them with the model currently used by the Navy. The study shows is relevant because it is totally unprecedented in the MB and other armed forces, as well as having a dual character and can be adapted in other productive sectors that require spare items of high added value.

KEYWORDS. Demand forecast, spare parts, Warship.

1. Introdução

A Força-Tarefa Marítima (FTM) da Força Interina das Nações Unidas no Líbano (UNIFIL) foi criada em 2006 por resolução do Conselho de Segurança das Nações Unidas, em atendimento à solicitação do Governo Libanês. A UNIFIL foi estabelecida para confirmar a retirada das Forças Israelenses do sul do Líbano, devolver a paz e a segurança internacional e assistir o Governo Libanês na retomada da sua autoridade na região.

Em novembro de 2011, a Fragata União, navio de guerra da Marinha do Brasil, foi incorporada a referida missão. A Fragata União, mostrada na Figura 1, ampliou a capacidade operacional da Força-Tarefa, por ser um navio de maior porte e, conseqüentemente, com maiores recursos em termos de permanência, sensores e sistemas de armas. Além disso, o navio é equipado com uma aeronave Super Linx, com um Grupo de Mergulhadores de Combate e com um destacamento de Fuzileiros Navais.

Figura 1 – Fragata União em missão de paz no Líbano



Fonte: www.defesaareanaval.com.br

Durante a missão, observou-se a necessidade de um modelo de previsão de demanda de peças sobressalentes para manutenção dos equipamentos de bordo mais adequado à nova realidade operacional do navio. Algumas peças sobressalentes apresentaram demanda de acordo com a curva normal, enquanto outras apresentaram comportamento severamente estocástico, evidenciando que a média aritmética simples, modelo adotado até então, passou a apresentar graves distorções para ser utilizado no novo cenário. A necessidade de um modelo de maior acurácia é reforçada pelo elevado custo de algumas peças de reposição para manutenção, aliado aos recursos limitados da instituição.

Assim, este trabalho tem como objetivo melhorar a política de estoque de sobressalentes de um navio de guerra em operação. Analisadas as demandas dos itens de reposição, a partir de

uma série histórica dos anos de 2012, 2013 e 2014, identificou-se que algumas peças possuem um comportamento com longos períodos sem demanda. A dificuldade de precisão para esse tipo de demanda incentivou o desenvolvimento do estudo, que utilizou os métodos de Croston e Syntetos-Boylan Approximation (SBA) e os comparou com o modelo utilizado atualmente em navios de guerra da Marinha do Brasil. O estudo mostra-se relevante por ser totalmente inédito na Marinha do Brasil e ter um caráter dual, podendo ser utilizado em outras Forças Armadas e também em outros setores produtivos que necessitam de peças sobressalentes de elevado valor agregado e que não podem interromper a sua operação.

2. Revisão da literatura

Segundo [Ballou 2006] uma das maneiras que as organizações encontraram para obter vantagens competitivas no mercado é através do gerenciamento eficiente da cadeia de suprimento. Para o autor, o controle de estoque “é parte vital do composto logístico, pois estes podem absorver de 25% a 40% dos custos totais[...]. Portanto, é importante a correta compreensão do seu papel na logística e de como devem ser gerenciados”.

O conceito de estoque provavelmente é compreendido por todos. Desde o primórdio de sua história, a humanidade utiliza estoques de diversos recursos para apoiar seu desenvolvimento e sua sobrevivência. Assim, o gerenciamento do estoque é um conceito largamente difundido, estando presente em praticamente todo o tipo de empresa, assim como no dia-a-dia das pessoas. [GARCIA *et al.* 2006]

Em seu trabalho, [Wanker 2002] menciona que a produção de peças sobressalentes para equipamentos industriais, aviões, navios, estações de tratamento de água e esgoto, dentre outras, em vários casos apresentam características muito específicas, tais como: elevado tempo de reposição, produção sob demanda, equipamentos desenvolvidos a partir de projeto especial e custo de reposição elevado.

Nesses casos, o gerenciamento de estoque de peças sobressalentes torna-se crucial, principalmente quando as empresas passam a vislumbrar que a otimização dos estoques é extremamente fundamental para determinar o quantitativo de peças sobressalentes necessário para manter um equipamento funcionado.

Para [Ferreira *et al.* 2009] o gerenciamento de estoques dos itens sobressalentes é uma necessidade de grande relevância para organizações que utilizam ampla quantidade de ativos físicos em seus processos produtivos. O gerenciamento de estoque de sobressalentes é significativamente diferente do gerenciamento de estoques regulares.

Os estoques regulares são utilizados para servir diretamente ao mercado consumidor, ou a um processo produtivo. Esses tipos de estoque constituem uma proteção contra irregularidades na demanda, atrasos de fornecimento e problemas de produção, dentre outros. [FERREIRA *et al.* 2009].

Entretanto, os sobressalentes são itens de suprimento destinados à eventual substituição de seus similares, instalados em equipamento ou unidade produtiva, por motivo de extravio, desgaste, avaria ou prevenção de avaria. Estes itens não fazem parte do negócio principal da organização, porém são a garantia de que os ativos físicos, empregados nos seus processos, funcionem de forma a manter a capacidade produtiva necessária. [FERREIRA *et al.* 2009].

No entanto, devido à natureza dos itens de reposição, há carência de ferramentas e modelos para atender a natureza específica de itens sobressalentes reforça a dificuldade em estabelecer metodologias e estratégias consistentes para a gestão destas peças. Além disso, o histórico da demanda nas organizações é limitado com poucas ocorrências de demanda e longas sequências de valores nulos [WILLEMAIN *et al.* 2004].

Diversos modelos de gerenciamento de estoque estão baseados em fatores financeiros tais como custo de aquisição, custo de manutenção de estoque, custo de oportunidade e fatores de gestão como lote econômico de compras, estoque de segurança, cobertura de estoque, rotatividade etc. Entretanto esses modelos não conseguem dar garantia que as unidades disponíveis no estoque são realmente as necessárias, uma vez que não reconhecem a relação entre

processos (principalmente os críticos), equipamentos e item sobressalentes. Além disso, acabam tratando os itens de reposição da mesma maneira que os outros itens.

Na situação proposta por este trabalho, a MB necessita conhecer melhor o sistema de suprimento de peças sobressalentes e onde, prioritariamente, deve ser aplicado esforço e capital para implementar as decisões estratégicas do modo mais eficiente de controlá-las. Todavia o grande desafio do sistema de suprimento da MB é compreender o comportamento da sua demanda de forma mais precisa.

Em uma missão de paz, por exemplo, manter o funcionamento de um navio é um fator de crucial relevância para que a instituição leve a bom termo a sua missão constitucional.

3. Problema

O artigo possui como foco a avaliação da demanda de peças sobressalentes de um motor de um dos seus navios. Os itens sobressalentes para este equipamento apresentam uma grande variedade. Foi verificado que o tipo de motor em estudo poder ser dividido em oito subsistemas, são eles: subsistema de combustível; subsistema de ar de alimentação; subsistema dos cilindros; subsistema do pistão; subsistema dos cabeçotes; subsistema do eixo de manivelas; subsistema de óleo lubrificante; e subsistema de resfriamento.

3.1. Atendimento dos pedidos

Os itens podem são armazenados em dois depósitos: depósito local e depósito central. De acordo com a determinação de necessidades levantadas pelo setor de manutenção, o solicitante faz o pedido do item por meio de um sistema informatizado. Se houver em estoque, localizado no depósito local, o produto é encaminhado para setor de manutenção, senão o sistema verifica a existência do pedido no depósito central. Se o item estiver em estoque no depósito central, o material é encaminhado ao depósito local, e em seguida para o solicitante. Entretanto, se o depósito central não tiver o item, o setor de compras faz o pedido ao fornecedor.

3.2. Modelo atual de previsão da demanda

O modelo utilizado atualmente pelo setor de planejamento da MB para o gerenciamento de seus itens reposição é função de alguns parâmetros, que são comuns a todos os tipos de itens que a empresa possui. Não há tratamento diferenciado para as peças reposição com demanda esporádica, todos os itens são tratados da mesma maneira. A política atual adotada na previsão da demanda para manter o estoque dos seus itens é baseada no modelo de média simples dos 24 últimos meses da demanda real. De posse destes dados, o analista utiliza estas informações como ponto de partida para novas compras com horizonte nos próximos 2 anos. Além disso, como a 95% dos itens sobressalentes são importados, o lead time varia entre 40 e 60 dias. Por segurança, a empresa adotada 80 dias.

3.3. Modelo proposto

A proposta deste artigo é encontrar o método de previsão de demanda que forneça uma melhor acurácia. Como o foco do repousa sobre os itens com demanda esporádica, dois métodos de previsão foram analisados, são eles: o método de previsão de Croston e SBA. Há um interesse particular nos métodos selecionados pela capacidade de se ajustarem aos dados com comportamento esporádico. Os dois métodos serão comparados com o modelo atual utilizado pela Marinha. Também será dado um enfoque sobre os erros entre o previsto e o observado. A medida de precisão utilizada foi o Erro Médio Absoluto (EMA). Quanto menores os valores dessa medida, melhor será a previsão.

3.3.1. Modelo de Croston

O método de [Croston 1972] foi desenvolvido para aplicação específica nos casos em que a demanda tem como característica uma série temporal de valores zero no consumo de alguns períodos. No seu trabalho, foi proposto um método de ajuste exponencial para previsão de demanda que separa a estimação dos intervalos entre demandas da estimação dos volumes demandados em cada ocorrência.

Esse método executa separadamente, dois ajustes exponenciais: sobre a demanda (z) e sobre o intervalo entre as demandas (p). Primeiro, utiliza o ajuste exponencial simples sobre a demanda, estimando a demanda média futura. Depois, aplica-se o ajuste exponencial simples sobre o intervalo entre as demandas, estimando o intervalo médio futuro. Se não houver ocorrência de demanda no espaço entre uma revisão do período e outra (período t), o método somente incrementa a contagem dos períodos desde a última demanda. Esta contagem dos períodos entre as demandas é representada pela variável q . Em seguida, divide-se z por p , obtendo assim a previsão da demanda y^* , onde $y^*=z/p$. O autor afirma que tal procedimento elimina o viés causado pelo ajuste exponencial aplicado sobre a série temporal. A previsão pelo método de [Croston 1972] é dada pelas equações a seguir:

- Se não houver demanda no período, $y_t = 0$, então:

$$z_t = z_{t-1} \quad (1)$$

$$p_t = p_{t-1} \quad (2)$$

$$q = q + 1 \quad (3)$$

- Se houver demanda no período, $y_t \neq 0$, então:

$$z_t = z_{t-1} + \alpha(y_t - z_{t-1}) \quad (4)$$

$$p_t = p_{t-1} + \alpha(q - p_{t-1}) \quad (5)$$

$$q = 1 \quad (6)$$

Combinando a estimativa do tamanho da demanda com a estimativa do intervalo entre demandas, obtém-se:

$$y_t^* = \frac{z_t}{p_t} \quad (7)$$

Onde:

- z_t - Estimativa de Croston do tamanho médio da demanda;
- p_t - Estimativa de Croston no intervalo médio entre as transações;
- q - Intervalo de tempo desde a última demanda;
- α - Parâmetro de suavização entre 0 e 1;
- y_t - Demanda de um item no tempo t ;
- y^* - Previsão da demanda.

As previsões somente são atualizadas quando ocorre uma demanda. Pode-se notar que a variável q , conforme equações (3) e (6): se a cada período de revisão, ao final de cada mês, não foi verificado demanda, a variável q vai crescendo (3), até que uma demanda se confirme no período. No entanto, quando houver demanda, naturalmente a variável q assume o valor 1(um), conforme mostrado na equação (6). Esta foi a maneira que Croston encontrou para administrar os períodos sem demanda e permitir o uso do ajuste exponencial.

3.3.2. Modelo de Croston Modificado (SBA)

[Syntetos e Boylan 2001] demonstram que a formulação proposta por Croston em 1972 apresenta viés para cima, ou seja, a previsão tende a carregar o estoque. Diante disto, os autores propuseram modificação na equação de Croston, que ficou conhecido como SBA – Syntetos Boylan Approximation. Essa nova versão, também atualiza o tamanho e o intervalo da demanda,

tal como efetuado no modelo de Croston, porém corrige a equação (7) para previsão da demanda da seguinte forma:

$$y_t^* = \left(1 - \frac{\alpha}{2}\right) \frac{z_t}{p_t} \quad (8)$$

3.3.3. Erros de previsão

A precisão da previsão consiste no quão próximo às previsões se aproximam dos dados reais. Previsões muito próximas dos dados reais significam erros baixos, logo, são mais aceitas. Todavia, se os erros de precisão são muito maiores é sinal que o modelo de previsão deve ser alterado ou ajustado.

[Ballou 2006] cita que devido ao fato de que o futuro não é espelhado perfeitamente pelo passado, a previsão da demanda futura conterá erros em algum nível. Assim, o erro de previsão é definido, como a diferença entre a demanda real e a demanda prevista.

Contudo existem várias as formas possíveis de mensurar e acompanhar os erros de previsão. Entre os mais populares, destacam-se a erro médio absoluto e o erro médio quadrático. [SLACK et al. 2009].

3.3.4. Erro médio absoluto (EMA)

Segundo [Slack et al. 2009], o erro médio absoluto (EMA) é a média do módulo das diferenças entre a demanda prevista e a demanda real. É representada pela fórmula:

$$EMA = \frac{\sum_{i=1}^n |Y_i - Y_i^*|}{n}$$

3.3.5. Erro médio quadrático (EMQ)

O erro médio quadrático (EMQ) também pode ser usado como uma medida do erro de previsão. O EMQ é determinado somando os erros de previsão ao quadrado e dividindo pelo número de erros usados no cálculo. De acordo com [Koenig 2014], esta é uma medida clássica, amplamente utilizada, dada à facilidade que proporciona nas operações algébricas e matemáticas, característica esta não encontrada no cálculo dos erros em termos absolutos. No entanto, ao se elevar os erros ao quadrado obtêm-se valores bastantes elevados e, ao se extrair a média, mesmo assim o valor médio acaba sendo relativamente alto. Para equacionar esta desvantagem dessa medida, extrai-se a raiz quadrada da EMQ, resultando na raiz do erro médio quadrático (REMQ), isto é:

$$REMQ = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - Y_i^*)^2}{n}}$$

Para gerir estoques de sobressalentes, propõe-se que sejam realizados os seguintes passos: análise da demanda, modelo de previsão da demanda e cálculo do erro de previsão.

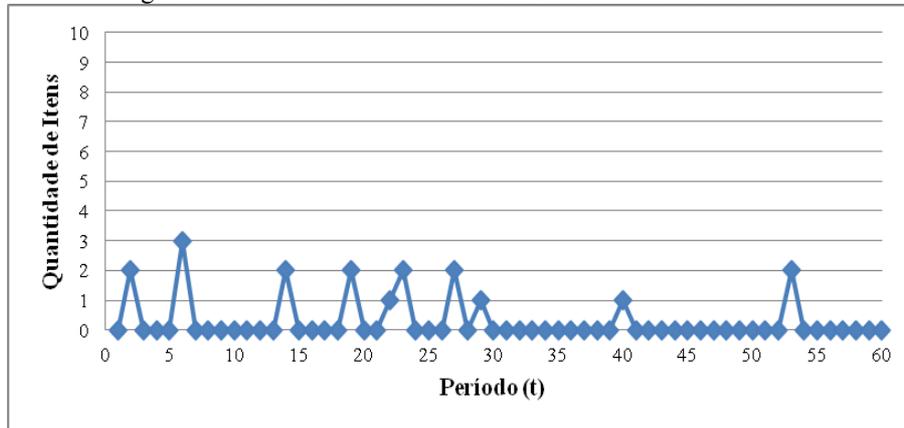
3.4. Análise da demanda

A primeira parte da análise da demanda consiste na coleta dos dados históricos dos itens utilizados no motor no período de 2009 a 2013. Foi levantado o volume total dos itens utilizados pelo setor de manutenção referente ao motor. Esta informação foi obtida por meio da coleta de dados do sistema de gestão da organização.

O estoque dos itens que compõem os motores possui um grande volume e variedade. Por esse motivo, a análise da demanda de todos os itens tornaria o trabalho muito extenso e inviável para o tempo disponível para execução do mesmo. Assim, optou-se por considerar apenas os materiais classificados como críticos, ou seja, os materiais essenciais para o funcionamento do motor. Foram classificados como críticos os itens 1, 3 e 21; de um total de 50 itens avaliados.

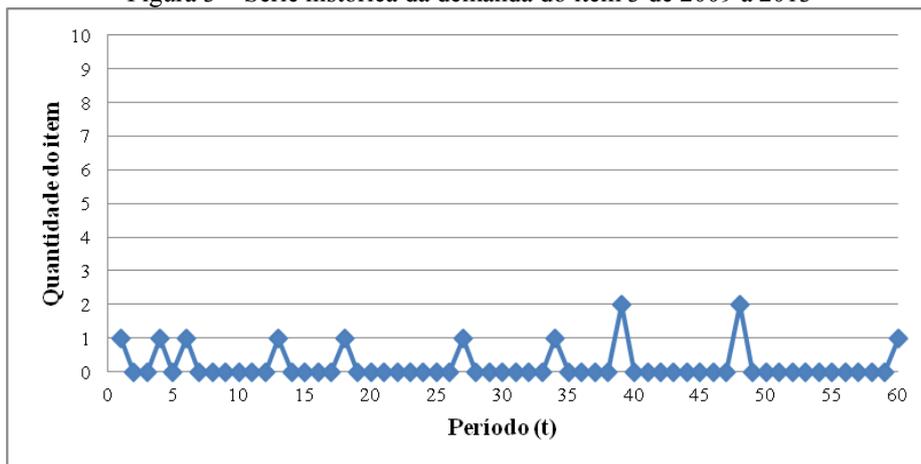
Os dados da demanda real, compreendendo o período de 2009 a 2013, foram utilizados para determinação do perfil de demanda. As séries temporais das demandas dos itens selecionados iniciam-se em janeiro/2009 e terminam em dezembro/2013, totalizando sessenta (60) meses de observações. As Figuras 2, 3 e 4, a seguir, mostram os gráficos de linha da série temporal de cada item.

Figura 2 – Série histórica da demanda do item 1 de 2009 a 2013



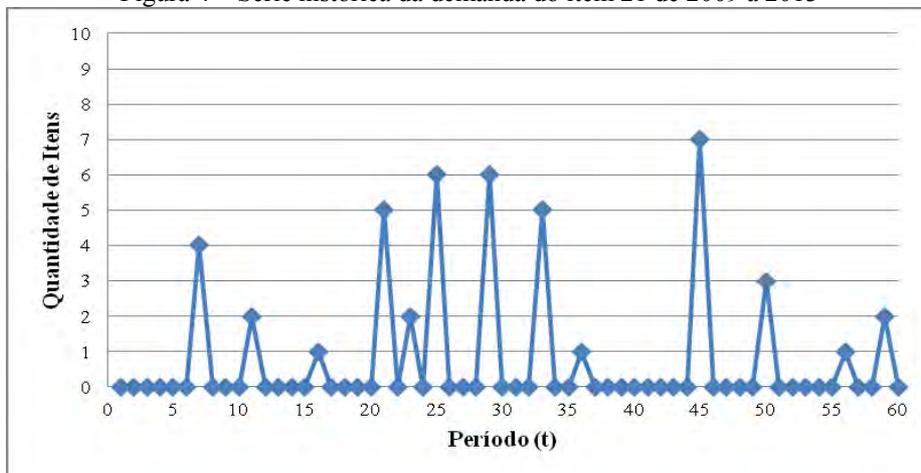
Fonte: Autores (2015)

Figura 3 – Série histórica da demanda do item 3 de 2009 a 2013



Fonte: Autores (2015)

Figura 4 – Série histórica da demanda do item 21 de 2009 a 2013



Fonte: Autores (2015)

Nota-se que há muitos “zeros”, indicando meses com ausência de demanda, ao longo de cada ano. Para confirmar a característica esporádica da demanda, foram obtidos os valores do intervalo médio entre demandas (ADI) e o coeficiente variação (CV). No Quadro 1, são apresentados os resultados ADI e CV de cada item.

Quadro 1 – Classificação da demanda

Item	ADI	CV
01	1,9	1,7
03	2,0	1,6
21	3,6	2,3

Fonte: Autores (2015)

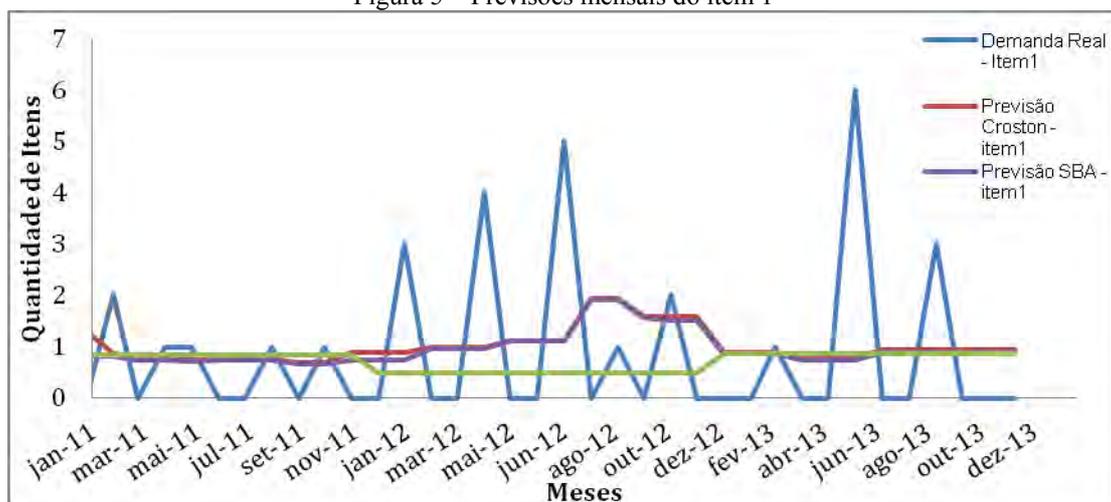
Conforme apresentado no Quadro 1, todos os itens críticos são materiais que possuem muitos períodos sem demanda e uma grande variabilidade nas suas quantidades.

3.5. Modelo de previsão da demanda

Os modelos de previsões foram gerados com *software Excel*. Conforme mencionado, para os modelos de Croston e SBA, foi necessário determinar os valores do parâmetro de suavização α ideal, ou seja, que forneçam melhores resultados para os métodos aplicados, minimizando assim os erros de previsão. Além disso, apesar da empresa possuir seu próprio sistema de gestão, que informa o consumo médio dos últimos 24 meses, neste estudo foi utilizado a planilha eletrônica para calcular a previsão pela média simples dos últimos 24 meses (MS24). Assim, foi possível comparar os modelos de previsão.

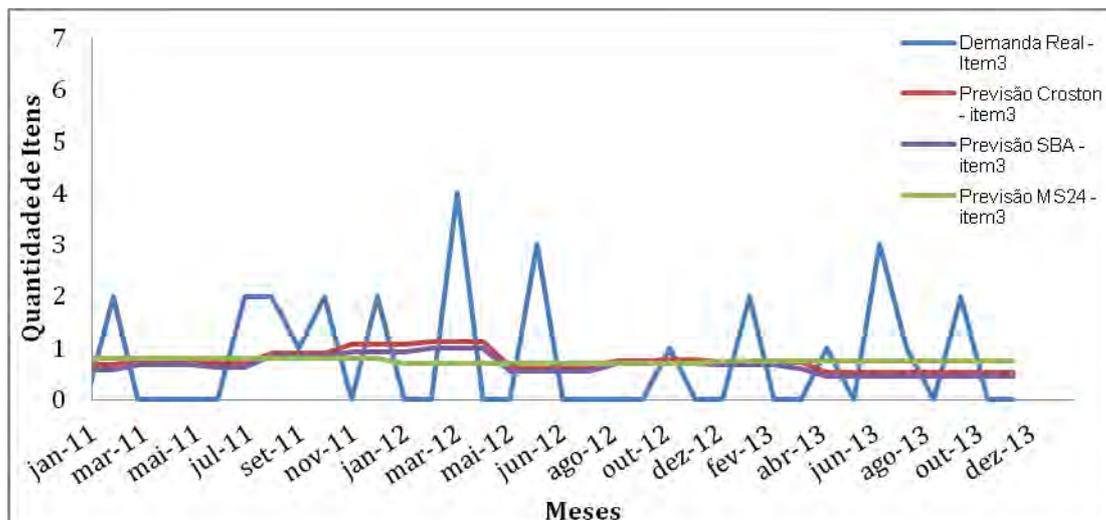
O histórico de 60 meses foi dividido em duas partes. A primeira foi de janeiro de 2009 até dezembro de 2010, totalizando 24 meses. Esse histórico foi utilizado para inicialização do modelo, ou seja, para que cada modelo se ajustasse à demanda. Já a segunda parte do histórico, composta pelos meses de janeiro de 2011 até dezembro de 2013, totalizando 36 meses, foi utilizada para testar as previsões geradas pelos modelos e medir os respectivos desvios. Nas Figuras 5, 6 e 7 a seguir, são apresentadas as representações gráficas das previsões mensais de cada modelo, no período de janeiro de 2011 a dezembro de 2013, considerando os α ideais nos modelos de Croston e SBA.

Figura 5 – Previsões mensais do item 1



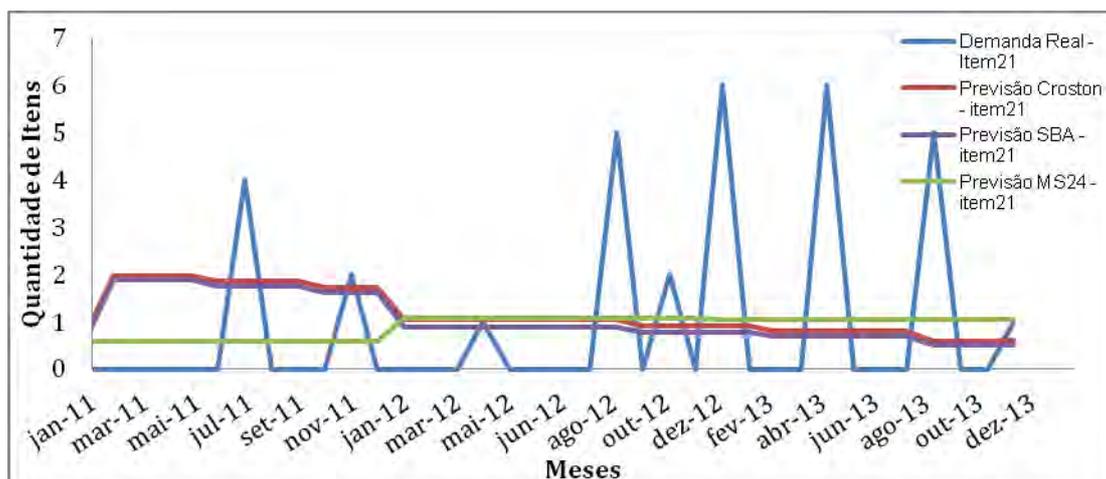
Fonte: Autores (2015)

Figura 6 – Previsões mensais do item 3



Fonte: Autores (2015)

Figura 7 – Previsões mensais do item 21



Fonte: Autores (2015)

Nota-se que nenhuma das curvas geradas pelos modelos Croston, SBA e MS24, mostraram-se próximas da curva da demanda real. Provavelmente, isso se deve pelo fato da natureza da demanda estudada, que possui grandes intervalos sem ocorrência de demanda. Como o processo de compras do estoque da MB é efetuado com dois anos de antecedência, analisou-se também a previsão dos modelos, considerando o horizonte de tempo anual, como mostra o Quadro 2. Ressalta-se que essas previsões são resultantes da soma das estimativas mensais fornecidas pelos modelos.

Quadro 2 – Previsões anuais

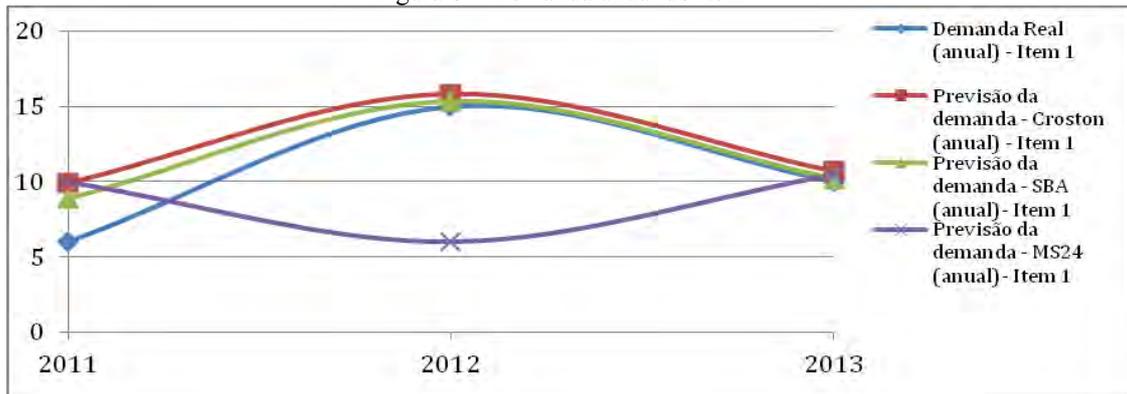
Item	Ano	Demanda Real (anual)	Previsão da demanda - Croston (anual)	Previsão da demanda - SBA (anual)	Previsão da demanda - MS24 (anual)
1	2011	6	9,9	8,8	10,0
	2012	15	15,8	15,3	6,0
	2013	10	10,7	10,2	10,5
3	2011	9	9,9	8,8	9,5
	2012	9	10,1	8,8	8,5

	2013	2	7,1	6,2	9,0
21	2011	18	21,2	19,9	7,0
	2012	7	12,1	10,3	13,0
	2013	6	9,0	7,7	12,5

Fonte: Autores (2015)

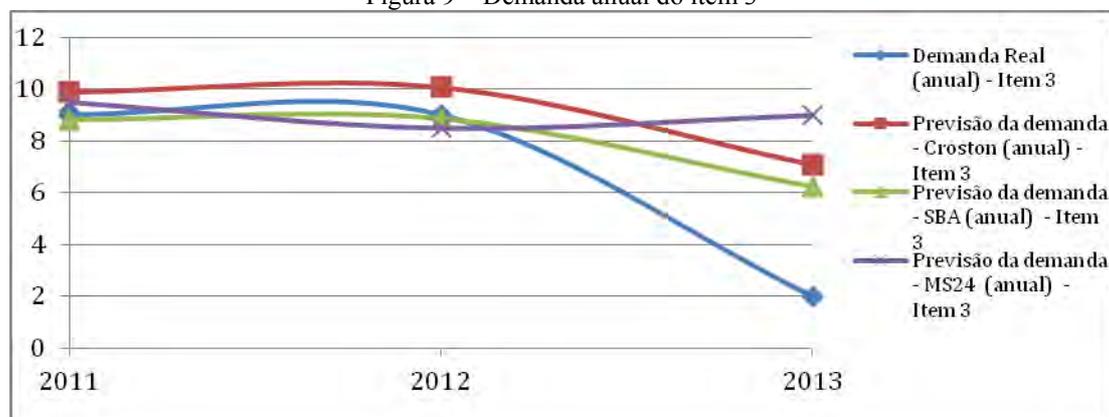
Para melhor visualização das previsões são apresentadas nas Figuras 8, 9 e 10 as representações gráficas das previsões anuais de cada modelo, no período de janeiro de 2011 a dezembro de 2013.

Figura 8 – Demanda anual do item 1



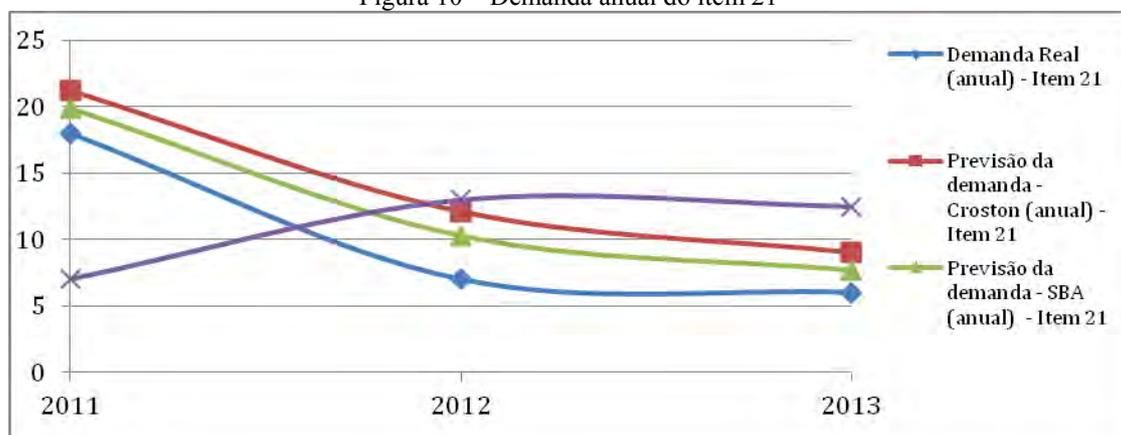
Fonte: Autores (2015)

Figura 9 – Demanda anual do item 3



Fonte: Autores (2015)

Figura 10 – Demanda anual do item 21



Fonte: Autores (2015)

Pode-se verificar, que diferente da representação das demandas mensais, as curvas das previsões anuais apresentadas mostraram-se mais próximas da curva da demanda real.

3.6. Cálculo do erro de previsão

Após determinadas às previsões anuais das demandas dos seis (6) itens selecionados, foi mensurado o desempenho de cada modelo, por meio dos: Erro médio absoluto (EMA). Esse erro foi escolhido porque consegue tratar dados de demanda nula e ser de fácil comparação entre os modelos de previsão. No Quadro 3 são mostrados os comparativos entre os três métodos empregados. Em negrito destacam-se os melhores resultados.

Quadro 3 – Erros de previsão

Item	Ano	EMA - Croston (anual)	EMA - SBA (anual)	EMA - MS24 (anual)
1	2011	3,9	2,8	4,0
	2012	0,8	0,3	9,0
	2013	0,7	0,2	0,5
	Média	1,8	1,1	4,5
3	2011	0,9	0,2	0,5
	2012	1,1	0,2	0,5
	2013	5,1	4,2	7,0
	Média	2,3	1,5	2,7
21	2011	3,2	1,9	11,0
	2012	5,1	3,3	6,0
	2013	3,0	1,7	6,5
	Média	3,8	2,3	7,8

Fonte: Autores (2015)

4. Considerações finais

A observação do gráfico das demandas reais dos itens analisados exhibe claramente a natureza de esporadicidade dos itens estudados. A análise dos erros de previsão permitiu escolher, dentre os modelos aplicados, o mais adequado para efetuar as previsões das demandas estudadas. Neste trabalho foi utilizado o EMA, como critério de escolha e validação, por tratar dados de demanda nula, além de ser de fácil comparação entre os modelos de previsão.

Comparando-se os métodos de previsão empregados: Croston, SBA e Média Simples percebe-se que o SBA foi responsável por gerar menores valores do EMA, assim pode-se concluir que o método mais indicado dentre os analisados é SBA.

A utilização do modelo SBA poderá trazer melhorias significativas para a previsão da demanda dos componentes críticos dos navios da MB cujos custos de aquisição variam dos R\$15.000,00 à R\$25.000,00 por unidade. O comportamento mais balanceado nas previsões auxilia na aplicação mais racional dos recursos financeiros disponíveis. Uma vantagem do modelo SBA é que ele utiliza todos os dados da série temporal e isso o torna mais robusto e confiável em relação ao modelo empregado atualmente na MB.

5. Referências

BALLOU, Ronald H. (2006). *Gerenciamento da Cadeia de Suprimentos/Logística Empresarial*. 5ta. Edição. Porto Alegre: Bookman.

CROSTON, J. D. (1972). *Forecasting and Stock Control for Intermittent Demand*. Operational Research Quarterly, v. 23-3, p. 289-303.

FERREIRA, V.B.; CARVALHO, M.G e BRICK, E.S. (2009). *Modelos de estoque para sobressalentes navais*. In XXIX ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 2009. Salvador, BA. XXIX ENEGEP, v.1.p.1-14

GARCIA, Eduardo S.; REIS, Leticia M. T. V.; MACHADO, Leonardo R.; FERREIRA, Virgílio J. M. (2006). *Gestão de estoques: otimizando a logística e a cadeia de suprimentos*. Rio de Janeiro: E-papers Servicos Editoriais.

KOENIG, A. (2014) *Previsão de Demanda em Séries Temporais Intermitentes Mediante a Utilização do Método de Croston* / Armin Koenig; orientador, Robert Wayne Samohyl – Florianópolis, SC.

SYNTETOS, A. A., BOYLAN, J. E., CROSTON, J. D. (2005). *On the categorization of demand patterns*. Journal of the Operational Research Society, 56, p. 495-503.

SYNTETOS, A. A.; BOYLAN, J. E. (2001). *On the bias of intermittent demand estimates*. International Journal of Production Economics, v. 71-1/3, p. 457-466.

SLACK, Nigel; CHAMBERS, Stuart; JOHNSTON, Robert. (2009). *Administração da Produção e operações*. 3ª ed. São Paulo: atlas.

WANKER, P. (2000). *Gestão de Estoques de Peças de Reposição de Baixíssimo Giro*. Artigo publicado na extinta Revista do Centro de Logística.