



**Leonardo Rodrigues Carvalho**

**Previsão de Demanda de Material de Saúde na Marinha  
do Brasil**

**Dissertação de Mestrado (Opção profissional)**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção do Departamento de Engenharia Industrial da PUC-Rio como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Logística.

Orientador: Prof. Fernando Luiz Cyrino Oliveira

Rio de Janeiro  
Setembro de 2018



**Leonardo Rodrigues Carvalho**

**Previsão de Demanda de Material de Saúde na Marinha  
do Brasil**

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre (opção profissional) pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção do Departamento de Engenharia Industrial da PUC-Rio. Aprovada pela Comissão Examinadora abaixo assinada.

**Prof. Fernando Luiz Cyrino Oliveira**

Orientador e Presidente

Departamento de Engenharia Industrial - PUC-Rio

**Prof. Antônio Márcio Tavares Thomé**

Departamento de Engenharia Industrial – PUC-Rio

**Prof. Reinaldo Castro Souza**

Departamento de Engenharia Industrial – PUC-Rio

**Prof. Márcio da Silveira Carvalho**

Coordenador Setorial do Centro Técnico Científico – PUC-Rio

Rio de Janeiro, 20 de setembro de 2018.

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem autorização da universidade, do autor e do orientador.

### **Leonardo Rodrigues Carvalho**

Graduado em Ciências Navais pela Escola Naval em 2003, com habilitação em Administração de Sistemas, do Corpo de Intendentes da Marinha. Pós-Graduado, no Curso de Aperfeiçoamento para Oficiais Intendentes, pelo Centro de Instrução Almirante Wandenkolk, em 2007 e no Curso de Estado-Maior para Oficiais Intermediários, pela Escola de Guerra Naval, em 2012. Atualmente, desempenha as funções de Gerente de Sobressalentes do Centro de Controle de Inventários da Marinha, que lida com todas as operações de determinação corrente de necessidades e controle de inventário de itens de sobressalentes.

#### Ficha Catalográfica

Carvalho, Leonardo Rodrigues

Previsão de demanda de material de saúde na Marinha do Brasil / Leonardo Rodrigues Carvalho; orientador: Fernando Luiz Cyrino Oliveira. – 2018. 105 f.: il. color.; 30 cm

Dissertação (mestrado)–Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Engenharia Industrial, 2018. Inclui bibliografia

1. Engenharia Industrial – Teses. 2. Previsão de demanda. 3. Material de saúde. 4. Demanda intermitente. I. Oliveira, Fernando Luiz Cyrino. II. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Engenharia Industrial. III. Título.

CDD: 658.5

Para meus queridos pais, Victor Hugo e Carmem Lucia,  
e esposa Gabriela Cionci Wein.

## Agradecimentos

À Marinha do Brasil, instituição a qual sirvo com muito orgulho, por acreditar na minha capacidade profissional e confiar-me esta oportunidade ímpar de aprimoramento.

Aos meus colegas de turma, pela amizade, motivação, incentivo e companheirismo.

Ao Prof. Dr. Fernando Cyrino, meu orientador, agradeço a forma simples e direta a qual me transmitiu os conhecimentos durante os períodos de aula e da dissertação.

Aos demais componentes do corpo docente do Mestrado Profissional em Logística, por compartilharem comigo seus conhecimentos.

Aos meus pais, Victor Hugo e Carmem Lucia, por todo o esforço e apoio incondicional que tiveram na minha formação acadêmica.

À minha esposa, Gabriela Cionci Wein, pelo amor, carinho, compreensão e, sobretudo, dedicação, abdicando, muitas vezes, da sua vida para que eu pudesse ter a concentração necessária à realização deste trabalho que, por conta desse apoio incondicional, considero-o como nosso.

Ao meu filho Pedro Enzo e ao meu enteado João Gabriel, que compreenderam a importância deste desafio e, em forma de amor e carinho, ainda que inconscientemente, fortaleceram-me a seguir em frente.

A Deus, pela orientação espiritual nos momentos mais difíceis e por manter-me com saúde na busca por mais esta conquista.

## Resumo

Carvalho, Leonardo Rodrigues; Cyrino, Fernando (Orientador). **Previsão de Demanda de Material de Saúde na Marinha do Brasil.** Rio de Janeiro, 2018. 105p. Dissertação de Mestrado (opção profissional) – Departamento de Engenharia Industrial, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

A necessidade de previsões de demanda é comum no processo de planejamento e controle. As previsões representam fator chave na gestão das diversas áreas das organizações e são fundamentais no gerenciamento da cadeia logística, especialmente, na gestão de estoques, níveis de serviço ao cliente e planejamento de compras. Nesse contexto, este trabalho teve como objetivo propor melhorias na cadeia de suprimentos de material de saúde da Marinha do Brasil (MB), através da implementação de um método de previsão de demanda que melhor se adapte com as características das séries temporais. Na MB, as séries temporais dos itens de saúde apresentam demandas intermitentes, tornando a modelagem e previsão uma tarefa difícil. Os métodos testados e avaliados são simples, práticos e de baixo custo de implantação. São eles: Amortecimento Exponencial, Croston e Poisson, além do próprio método utilizado pela MB. O produto gerado por esta dissertação possibilitou uma melhoria de 40% nas previsões de demanda dos principais itens de saúde. Sua implementação proporcionará significativa economia de recursos financeiros e aumento do nível de serviço dos itens de saúde. Este trabalho serve de base para utilização em outras cadeias de suprimentos da MB (sobressalentes, combustíveis, munições, gêneros alimentícios e fardamentos), podendo ser implementado tanto na MB, quanto em outras Forças Armadas.

## Palavras-chave

Previsão de demanda; Material de Saúde; Demanda Intermitente.

## Abstract

Carvalho, Leonardo Rodrigues; Cyrino, Fernando (Advisor). **Demand Forecast of Health Material in the Brazilian Navy**. Rio de Janeiro, 2018. 105p. Dissertação de Mestrado (opção profissional) – Departamento de Engenharia Industrial, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

The need for demand forecasts is common in the planning and control processes. Such predictions represent a key factor for managing the various organizational departments, especially those related to logistics and supply chain such as stock management, service level and purchasing. In this context, this study's objective was to propose improvements in Brazilian Navy's health material through the implementation of more effective demand forecasting methods. In the Brazilian Navy, the demand data series for essential health items have an erratic pattern, making the mathematical modeling for demand forecasting a complex task. The methods tested and evaluated are simple, practical, and low-cost deployment. Are they: Exponential Smoothing, Croston method and Poisson Distribution, besides the current demand forecasting currently applied by the Brazilian Navy itself. The results found in this dissertation showed a 40% improvement in the main items demand forecast when compared to the current method, It's implementation will provide significant savings of financial resources and increase the level of service of health items This work serves as a basis for use in other supply chains in Brazilian Navy (spare parts, fuels, ammunition, foodstuffs and uniforms), and can be implemented in both MB and other Armed Forces.

## Keywords

Demand forecasting; Health material; Intermittent demand.

## Sumário

1. Introdução	13
1.1. Motivação	14
1.2. Objetivos	15
1.3. Delimitações do estudo	16
1.4. Metodologia	16
1.5. Estrutura do trabalho	18
2. Revisão da literatura	19
2.1. Importância do SCM na área da saúde	19
2.2. Previsão de Demanda	23
2.3. Métodos de previsão de demanda	24
2.3.1. Classificação da demanda	27
2.4. Métodos de previsão de demanda utilizados na área da saúde	30
2.5. Métodos de previsão de demanda de itens de saúde em organizações similares a MB	33
2.5.1. Métodos de previsão de demanda de itens de saúde na Marinha dos Estados Unidos (USN)	34
2.5.2. Métodos de previsão de demanda de itens de saúde no Exército Brasileiro (EB)	35
2.5.3. Métodos de previsão de demanda de itens de saúde na Força Aérea Brasileira (FAB)	36
3. A cadeia de suprimentos de itens de saúde na MB	38
3.1. Classificação dos itens de saúde	40
3.2. Previsão de demanda dos itens essenciais de saúde na MB	42
3.3. Sistemática de previsão de demanda utilizada atualmente pelo CCIM	43
3.4. Análise das Previsões Calculadas	51
3.5. Indicadores de desempenho da gerência de saúde do CCIM com a atual sistemática de previsão de demanda	54
4. Procedimentos metodológicos	57
4.1. Métodos de previsão de demanda utilizados neste estudo	58
4.1.1. Amortecimento exponencial	58
4.1.2. Amortecimento exponencial simples	59
4.1.3. Amortecimento exponencial de séries com tendência (método de <i>Holt</i> )	60

4.1.4. Amortecimento exponencial de séries com tendência e sazonalidade (método de <i>Holt-winters</i> )	61
4.1.5. Método de Croston	63
4.1.6. Modelamento da Distribuição de Poisson	67
4.2. Métricas de precisão	68
4.3. Modelo de previsão proposto	70
5. Aplicação da metodologia e análise dos dados	72
5.1. Estrutura dos dados	72
5.2. Decomposição das séries	75
5.3. Intermitência da demanda e coeficiente de variação	76
5.4. Distribuição da demanda	78
5.5. Desempenho dos métodos de previsão (Dentro da amostra)	80
5.6. Previsões sobre as séries temporais (Fora da amostra)	81
5.7. Teste de Ljung Box	84
6. Conclusões	86
7. Referências bibliográficas	91
Apêndice 1	98
Apêndice 2	105

## Siglas

ADI	Intervalo entre demandas
CCIM	Centro de Controle de Inventário da Marinha
CeIM	Centro de Intendência da Marinha
COMRJ	Centro de Obtenção da Marinha no Rio de Janeiro
CSCMP	Council of Supply Chain Management Professionals
DAbM	Diretoria de Abastecimento da Marinha
DGMM	Diretoria Geral do Material da Marinha
DSM	Diretoria de Saúde da Marinha
DepMSMRJ	Depósito de Materiais de Saúde da Marinha no Rio de Janeiro
EMA	Estado Maior da Armada
EB	Exército Brasileiro
FAB	Força Aérea Brasileira
GAPS	Grupo de Apoio a Saúde
HCA	Hospital Central da Aeronáutica
HCE	Hospital Central do Exército
HNMD	Hospital Naval Marcílio Dias
MB	Marinha do Brasil
COM	Odontoclínica Central da Marinha
OM	Organização Militar
OMFM	Organização Militar com Facilidades Médicas
OMH	Organização Militar Hospitalar
OMS	Organização Militar de Saúde
RMS	Relação de Materiais de Saúde
RMS - 1	Relação de Materiais de Saúde do Tipo – 1
RJ	Estado do Rio de Janeiro
SAbM	Sistema de Abastecimento da Marinha
SGM	Secretaria Geral da Marinha
UISM	Unidade Integrada de Saúde Mental
USN	Marinha dos Estados Unidos

## Lista de figuras

Figura 1 - Classificação das séries temporais	29
Figura 2 - Estrutura do Sistema de Abastecimento da Marinha	38
Figura 3 - Evolução da demanda do item CLORETO DE SÓDIO 500ML	44
Figura 4 - Projeção de demandas trimestrais no período de 2011 a 2015 para o item CLORETO DE SÓDIO 500ML.	45
Figura 5 - Níveis de segurança trimestrais, no período de 2011 a 2015 para o item CLORETO DE SÓDIO 500ML.	47
Figura 6 - Níveis de ressuprimento trimestrais, no período de 2011 a 2015 para o item CLORETO DE SODIO 500ML.	47
Figura 7 - Níveis Máximos trimestrais, no período de 2011 a 2015 para o item CLORETO DE SÓDIO 500ML.	48
Figura 8 - Demandas projetadas pelo SINGRA para o item CLORETO DE SÓDIO 500ML.	49
Figura 9 - Frequência dos Erros Percentuais.	51
Figura 10 - Frequência dos Erros percentuais.	53
Figura 11 - Nível de serviço, nível de serviço médio e nível de serviço estabelecido pela política de estoque da MB, no período de janeiro a dezembro de 2017.	55
Figura 12 - Séries temporais dos principais itens no período de 2011 a 2017	74
Figura 13 - Classificação da demanda segundo Syntetos et al (2005).	77
Figura 14 – Histograma das distribuições das demandas	78

## Lista de tabelas

Tabela 1 - Resumo dos métodos por autor	32
Tabela 2 - Projeções de demanda trimestrais do SINGRA no período de 2011 a 2017 para o item CLORETO DE SÓDIO 500ML	45
Tabela 3 - Erro Percentual Absoluto de janeiro a dezembro de 2017	52
Tabela 4 - Nível de serviço no período de janeiro a dezembro de 2017.	54
Tabela 5 - Número de itens com ruptura de estoque no período de janeiro a dezembro de 2017.	55
Tabela 6 - Itens da RMS-1 por categorias	72
Tabela 7 - Doze principais itens essenciais de saúde	73
Tabela 8 - Decomposição clássica	75
Tabela 9 - Classificação da demanda	77
Tabela 10 - Resultados das previsões dentro da amostra (MAE)	80
Tabela 11 - Resultados das previsões dentro da amostra (MASE)	81
Tabela 12 - Resultados das previsões para seis períodos à frente – Fora da amostra (MAE).	82
Tabela 13 - Resultados das previsões para seis períodos à frente – Fora da amostra (MASE)	83
Tabela 14 - Ranking dos métodos de previsão	83

# 1 Introdução

Previsão de demanda é a atividade inicial do processo logístico. É a fase responsável pela análise preditiva do consumo, tendo importância crucial para a execução das atividades subsequentes na cadeia logística. O conhecimento da oscilação da demanda, permite que os estoques estejam sempre abastecidos, evitando custos desnecessários decorrentes da oferta em demasia ou da falta de produto. Embora nenhum modelo de previsão seja infalível, a utilização da ferramenta adequada permite que a unidade gestora esteja melhor preparada para atender as demandas reais de seus clientes.

A realização de previsões de demanda é comum no processo de planejamento e controle, as previsões representam fator chave tanto na gestão do setor público quanto no setor privado. Independente de estarmos lidando com horizontes de longo ou curto prazo, as previsões podem atender a diversas áreas das organizações, tais como: finanças, compras, vendas, marketing, logística e recursos humanos. Na Marinha do Brasil (MB) são fundamentais no gerenciamento da cadeia logística, especialmente na gestão de estoques, programação de compras e no estabelecimento dos níveis de serviço.

A MB é o ramo das forças armadas responsável pelas atividades marítimas em tempo de paz ou de guerra. É a mais antiga força armada a operar no país, sendo responsável pela defesa das águas marítimas e fluviais nacionais desde século XVIII, época do período colonial. Cabe à Marinha desenvolver uma ampla estratégia de monitoramento e controle para a proteção do litoral do país, bem como fortalecer o conhecimento sobre o meio ambiente marítimo e posicionar os meios operacionais disponíveis para responder prontamente a eventuais crises ou emergências no mar territorial brasileiro. Além disso, a MB desenvolve diversas atividades sociais em locais isolados como a Amazônia, levando procedimentos de saúde a populações ribeirinhas e fazendo o patrulhamento fluvial em regiões fronteiriças, na prevenção à crimes transacionas e a exploração ilegal de recursos naturais.

Diante destes desafios, torna-se imperativo um eficiente e eficaz Gerenciamento da sua Cadeia de Suprimentos (GCS) – *Supply Chain Management* (SCM). Na MB o Sistema de Abastecimento da Marinha (SAbM) é responsável pelo gerenciamento da cadeia de suprimentos, gerenciando as cadeias de suprimento de combustíveis, gêneros alimentícios, fardamento, material comum, sobressalentes e material de saúde.

Na cadeia de suprimentos de material de saúde da MB existem dois grandes sistemas em sua estrutura: o SAbM e o Sistema de Saúde da Marinha (SSM). Esses sistemas são compreendidos por Organizações Militares (OM) que, de alguma forma, participam do fluxo de medicamentos no âmbito da Força Armada no tocante ao manuseio de materiais e/ou informações. O SAbM é responsável por abastecer todos os órgãos do SSM com medicamentos e material de consumo de saúde, sendo o Centro de Controle de Inventário da Marinha (CCIM) o órgão do SAbM responsável pela manutenção do equilíbrio entre as necessidades das OM e as disponibilidades de material nos pontos de acumulação, através do controle dos níveis de estoque. Atualmente, o SSM presta assistência médica hospitalar a aproximadamente 346.000 usuários cadastrados, entre militares e seus dependentes, além de uma demanda flutuante relativa ao cumprimento de decisões judiciais.

No que tange à demonstração da relevância deste estudo em relação ao aspecto financeiro, somente em 2016, a MB adquiriu aproximadamente R\$ 85,6 milhões de reais em materiais de saúde, sendo cerca de metade deste valor corresponde a aquisição de medicamentos. Além disso, nos últimos cinco anos, o patrimônio relativo aos materiais de saúde controlados pelo SAbM aumentou em 62%.

## **1.1 Motivação**

A necessidade de implementar um método de previsão de demanda que seja capaz de aperfeiçoar a cadeia de suprimentos de materiais de saúde na MB, melhorando a precisão das previsões calculadas, foi o fator motivador

dessa pesquisa. Os capítulos 3, 4 e 5 farão uma abordagem detalhada do método de previsão de demanda utilizado atualmente, comparando-o com os métodos propostos.

## 1.2 Objetivos

O presente estudo tem por objetivo geral aperfeiçoar a cadeia de suprimentos de material de saúde da MB, através da substituição do método atualmente utilizado, por um método que possua melhor ajustamento com as características das séries temporais, proporcionando previsões mais precisas.

A partir da questão central surgem outras questões intermediárias de estudo, às quais correspondem objetivos específicos. A saber:

a) Como é feita a determinação corrente de necessidades dos itens de saúde na cadeia de suprimentos da Marinha? Surge o seguinte objetivo específico: Apresentar a atual estrutura da cadeia de suprimentos de saúde na MB e como é realizado seu reabastecimento de estoques.

b) Qual são os padrões de demanda das séries temporais dos itens de saúde? Surge o seguinte objetivo específico: Apresentar a classificação da demanda dos itens de saúde.

c) Qual o melhor método de previsão de demanda deve ser aplicado para os itens de saúde na MB? A partir dessa questão, foi estabelecido o seguinte objetivo específico: Propor um método de previsão de demanda para aplicação nas séries temporais dos itens de saúde que melhor se adapte às características da cadeia de suprimentos.

### **1.3 Delimitações do Estudo**

Este estudo é restrito à cadeia de suprimentos de materiais de saúde da MB, a escolha da categoria de material a ser estudada, tem estreita relação com o grau de criticidade dos seus itens. Não são abordados todos os métodos quantitativos ou qualitativos de previsões de demanda existentes na literatura. O estudo limitou-se também estudar apenas os itens de saúde que são armazenados e fornecidos pela MB. A metodologia apresentada no presente trabalho poderá ser estendida tanto aos outros itens de saúde, como aos itens pertencentes as outras categorias de materiais, tais como, sobressalentes, combustíveis, munição, fardamento e gêneros alimentícios.

### **1.4 Metodologia**

Neste item, descreve-se a metodologia de pesquisa utilizada para a coleta de dados e sua análise. Em relação à natureza, essa pesquisa é classificada como aplicada, pois, apresenta como fim a aplicação dos conhecimentos adquiridos visando aperfeiçoar a cadeia de suprimentos de material de saúde da MB. Podemos classifica-la também como exploratória em relação ao objetivo, visto que para sua confecção foi realizado levantamento bibliográfico, documental, pesquisa de campo, através de entrevistas informais e levantamento de dados, tornando o problema explícito, garantindo uma maior conscientização do mesmo. Por fim, em relação ao enfoque a pesquisa é classificada como quantitativa.

As pesquisas de campo e documental tiveram por objetivo o recolhimento de subsídios essenciais para a elaboração do estudo apresentado nesse trabalho. A pesquisa de campo incluiu entrevistas informais e um levantamento de dados. A pesquisa documental reuniu documentos produzidos internos e externos a MB. As duas pesquisas compiladas e analisadas forneceram informações relevantes para o estudo.

A coleta de dados referente às demandas das organizações militares de saúde foi realizada no CCIM, utilizando o sistema ERP usado pela MB

(SINGRA). Foram extraídos dados de demanda dos itens essenciais de saúde dos anos de 2011 a 2017.

A pesquisa documental teve por objetivo a busca e obtenção de dados quantitativos e qualitativos. Os dados quantitativos serviram de subsídios para aplicação dos métodos de previsão de demanda e os dados qualitativos serviram de base para entendimento do problema estudado. Foram compilados os dados de demandas das seguintes organizações militares de saúde:

- a) Organizações Militares Hospitalares;
- b) Odontoclínica Central da Marinha; e
- c) Organizações Militares com Facilidades Médicas.

Os dados qualitativos são: As atribuições dos órgãos pertencentes à estrutura do SAbM que atuam na cadeia de suprimentos dos itens essenciais de saúde; os processos logísticos para esses itens na Marinha; a seleção e definição dos itens essenciais de saúde.

Com objetivo de obter informações mais detalhadas sobre a sistemática de obtenção de material de saúde foram realizadas entrevistas não-estruturadas. Para Lakatos e Marconi (2003, p. 197), entrevista despadronizada ou não-estruturada é quando o entrevistador tem liberdade para desenvolver cada situação em qualquer direção que considere adequada. É uma forma de poder explorar mais amplamente uma questão. Em geral, as perguntas são abertas e podem ser respondidas dentro de uma conversação informal. As entrevistas foram realizadas no CCIM, no Hospital Naval Marcílio Dias (HNMD), no Hospital Central da Aeronáutica (HCA), no Hospital Central do Exército (HCE) e com um oficial da Marinha dos Estados Unidos (USN), de acordo com a metodologia sugerida por Yin (2015), com os seguintes objetivos específicos:

Conhecer o funcionamento da cadeia de suprimentos de material de saúde e o papel que cada órgão exerce nessa cadeia;

Identificar a relação de itens essenciais de saúde, que são fundamentais para o funcionamento de qualquer organização militar de saúde da Marinha;

Obter dados referentes às demandas das organizações militares de saúde do Rio de Janeiro, classificações dos materiais de saúde, política de estoque, armazenagem e fornecimento; e

Obter diversas informações no HNMD, HCE, HCA e USN de quais métodos são utilizados para realizar as previsões de demanda de itens de saúde nas respectivas organizações.

## **1.5**

### **Estrutura do trabalho**

O presente trabalho está estruturado da seguinte maneira: O Capítulo 1 introduz o tema da pesquisa, sua motivação, objetivos, limitação e metodologia do estudo. O Capítulo 2 apresenta a revisão da literatura necessária ao entendimento do estudo, abordando a importância do SCM na área da saúde, os métodos de previsão de demanda, a classificação das séries temporais e as métricas de precisão. O Capítulo 3 apresenta a cadeia de suprimentos de material de saúde e a sistemática de previsão de demanda utilizada atualmente na MB. O Capítulo 4 apresenta os métodos de previsão aplicados neste estudo e os procedimentos metodológicos utilizados para obtenção dos resultados, o Capítulo 5 apresenta a análise dos resultados obtidos. Finalmente, o Capítulo 6 apresenta as conclusões e as recomendações para os futuros trabalhos.

## 2

### Revisão da Literatura

Este capítulo é composto de duas seções. A primeira, abordando a revisão da literatura sobre a importância do SCM na área da saúde. A segunda seção aborda os métodos de previsão de demanda, a classificação das séries temporais e as métricas de precisão.

#### 2.1

##### Importância do SCM na área da saúde

De acordo com o *Council of Supply Chain Management Professionals* (CSCMP) o conceito de logística possui a seguinte definição:

“Logística é o processo de planejar, implementar e controlar procedimentos relacionados ao transporte e à armazenagem de bens, de maneira efetiva e eficiente, além do fluxo de informação desde o ponto de origem até o ponto de consumo, com o propósito de atender os requisitos dos clientes. Esta definição inclui movimentos internos e movimentos externos de material.”

No ano de 2013, o CSCMP estabeleceu o conceito de SCM englobando o planejamento e o gerenciamento de todas as atividades de gerenciamento logístico. O referido conceito ressalta a coordenação e a colaboração com todos os membros da cadeia (fornecedores, intermediários, provedores logísticos e clientes), integrando o gerenciamento de fornecedores ao gerenciamento da demanda dentro das empresas e através dos membros da cadeia.

Da normativa da Marinha, extrai-se o conceito de Abastecimento, que é um conjunto de atividades que tem o propósito de prever e prover, para as Forças Armadas, o material necessário aos meios operativos e de apoio para mantê-los em condições de plena eficiência. O Abastecimento, portanto, é o ato desejável mais importante da logística de suprimento, onde se intenciona entregar os produtos necessários no lugar solicitado, no momento correto, e

nas condições almejadas. Para cumprir esta árdua tarefa é indispensável passar pelas três fases básicas do abastecimento: o levantamento das necessidades, a obtenção e a distribuição (MINISTÉRIO DA DEFESA, 2002).

Para Brasil (2003), a determinação de necessidades definirá quais os itens necessários, as suas quantidades e os locais de consumo. Com o objetivo de atender as demandas identificadas e planejadas, considerando as disponibilidades existentes e a definição do que deve ser obtido e verificando-se a exequibilidade do planejamento.

Aproximando a área da saúde ao ciclo de abastecimento, devemos compreender que a determinação de necessidades, por si só, já apresenta peculiaridades. Oliveira e Silva (2011) afirmam que as cadeias de suprimentos hospitalares são compostas por atividades complexas que incorporam sequências de ações definidas para a geração de seus produtos (os chamados “procedimentos”). Cada procedimento demanda um mix específico de insumos (bens) e processos de trabalho (serviços), cuja composição pode variar entre diferentes organizações de saúde, diferentes tipos de pacientes e profissionais. Pensamento corroborado por Rodrigues e Sousa (2014) que, em seu estudo, apresentaram como principal problema identificado na análise dos processos mapeados em hospitais, a falta de medicamentos hospitalares justificado pela sazonalidade no consumo, que é proporcionada por fatores incontrolláveis do ambiente. Um dos principais fatores para a falta de medicamentos nos hospitais é a falta de precisão nas previsões das demandas dos medicamentos.

Pontes (2008) cita que, segundo o Diretor do Instituto Johns Hopkins, nos EUA, o segmento de saúde só perde em nível de complexidade e em número de itens para a indústria aeroespacial. Porém, em termos mais práticos, Vecina Neto e Filho (1998) colocam que o sistema de materiais de um hospital registra de 3.000 a 6.000 itens de consumo adquiridos com frequência; um ambulatório, entre 200 e 500 itens. Dessa forma, apesar de o número de materiais usados nas organizações de saúde não ser especialmente impressionante comparativamente a alguns segmentos industriais, a quantidade de produtos diferentes que podem ser gerados a partir desses

materiais transforma essa cadeia de suprimentos em uma das mais complexas conhecidas. (INFANTE E SANTOS, 2007)

De acordo com Okazaki (2006), os hospitais sempre foram considerados o centro do sistema de saúde e também uma das organizações mais complexas da sociedade. Estão voltados para a assistência médica integral, curativa e preventiva, sendo também centro de educação, capacitação em recursos e pesquisas em saúde. Tecnicamente, um hospital é um prestador de serviços, mas é grande a distância entre salvar vidas e as outras atividades do setor de serviços. A criticidade da maioria dos medicamentos e materiais geralmente é alta, não sendo permitida a demora na entrega ou mesmo a falta de uma gama de medicamentos que são imprescindíveis para os tratamentos realizados (SOUZA, CARVALHO E LIBOREIRO, 2006).

Por isso Souza, Carvalho e Liboreiro (2006) acreditam que os hospitais são certamente a forma mais complexa de organização humana que nos propomos a administrar. Sousa (2011) corrobora explicando que a gestão da área hospitalar vem tomando maior espaço nos estudos de Administração, os quais buscam adaptar ou desenvolver novas técnicas que permitam uma gestão eficiente do setor, absolutamente necessária ao fornecimento dos serviços por parte dessas organizações, já que o produto/serviço fornecido (preservação da vida/recuperação da saúde) não é passível de trocas ou substituições.

A logística hoje é essencial para o custo de todo o sistema de saúde: quanto melhor a gestão logística, melhor o desempenho financeiro desse sistema (BATIMARCHI, 2012). Carvalho (2006) concorda com tal afirmação, já que considera que o conveniente gerenciamento das atividades de administração de materiais e de medicamentos em um hospital representa diferencial de gestão e economia de recursos financeiros, os quais, na maioria dos hospitais, são escassos.

Andreoli, Dias e Konan (2014) citam que de acordo com estudos, a disponibilidade em estoque dos medicamentos principais foi de 73% nas unidades de saúde, 76% nas centrais de abastecimento farmacêutico municipais e 77% nas estaduais. Esse resultado mostra que mesmo os medicamentos considerados imprescindíveis não estavam disponíveis nos

serviços. A falta de material afeta de forma significativa as instituições hospitalares públicas, onde a qualidade do atendimento acaba sendo prejudicada em decorrência disso (RODRIGUES et al, 2010).

A obtenção também apresenta suas dificuldades. Okazaki (2006) acredita que na área da saúde, pouco se conhece sobre o papel de compras, além de suas funções tradicionais. Assim, é de se questionar se o estado da gestão de compras na área da saúde tem evoluído de forma a ter os mesmos resultados em termos de melhoria nos produtos, nos custos e no desenvolvimento de produtos, como se vê em outras indústrias.

A razão dos valores de compra de materiais e medicamentos varia de 15% a 30% do custo total. Independentemente do montante exato, a maioria dos autores concorda que os suprimentos são o segundo maior grupo de custos nos hospitais, sendo superados apenas pelos gastos com profissionais, incluindo salários e honorários, explica Paes (2009).

Outra grande dificuldade típica da saúde, e comum no contexto das instituições hospitalares públicas, é a aquisição emergencial de materiais, sabendo que um aspecto importante da gestão de estoques em organizações de saúde é o consumo em situações de emergência. As compras na rede pública são realizadas por licitação, que se caracterizam por serem processos lentos e não satisfazem uma aquisição imediata. (DALARMI, 2010).

Fator de grande importância para otimização dos recursos utilizados para as aquisições de material de saúde é saber o que comprar, quando comprar e quanto comprar. Após a definição das duas primeiras respostas, identificando quais itens devem ser adquiridos e qual o momento da compra, os gestores recorrem a métodos de previsão de demanda para quantificar os lotes de aquisição.

No setor de medicamentos, a escolha e/ou a aplicação devem ser feitas cuidadosamente, visto que os produtos são sensíveis ao tempo e ao transporte. Caso o método de previsão esteja errado, podem ocorrer consequências como excessos e coberturas altas, gerando perdas por prazo de validade e produto vencido (RODRIGUES e PIZZOLATO, 2003 apud CALAZANS, 2001).

## **2.2**

### **Previsão de Demanda**

Previsão da demanda é uma componente chave para a gestão de inventário eficaz.

Entrega de insumos para a produção leva tempo e, mesmo considerando um cenário determinístico, os gerentes precisam ser mais precisos em determinar o tempo correto para transmitir as suas encomendas aos fornecedores, a fim de evitar custos de escassez ou de excesso de inventário. Reforçando essa ideia, Makridakis e Hibon (2000) afirmam que "a previsão da demanda é um fator crítico para, entre outras coisas, reduzir custos e proporcionar melhor serviço ao cliente "(p. 451).

Salienta Novaes (2007) que projeções da demanda bem elaboradas e robustas podem significar ganhos competitivos, econômicos e financeiros para uma empresa. Os modernos processos de suprimento não funcionariam sem o apoio de previsões bem fundamentadas. Não se pode saber com exatidão o que ocorrerá, mas pode-se tentar prever as condições esperadas para o futuro. Por consequência, as previsões devem se basear em informações corretas para que as previsões atinjam resultados confiáveis. Os gestores buscam trabalhar com uma gama de informações que incluem o desempenho passado da organização, ambiente socioeconômico e político de seu próprio país e do cenário internacional. Na prática, o que se faz é definir um esquema de previsão o mais preciso possível e ir ajustando as projeções de forma suave e dinâmica ao longo do tempo (Novaes, 2007). Portanto, as previsões preocupam-se em prever o futuro, baseando-se numa combinação de observações passadas e julgamentos sobre eventos futuros. Os resultados reais das previsões são revistos periodicamente, os erros medidos, com uma atualização contínua.

De acordo com Chopra e Meindl (2003), os gerentes devem estar cientes de que as previsões apresentam as seguintes características:

1. As previsões estão sempre imprecisas, daí a necessidade de levar em consideração o erro de previsão esperado no planejamento;

2. As previsões a longo prazo são normalmente menos precisas que as de curto prazo, tendo em vista a maior probabilidade de que ocorram eventos extraordinários que alterem a preferência do consumidor; e

3. As previsões agregadas normalmente são mais precisas que as desagregadas.

Chopra e Meindl (2003) ensinam que a demanda observada pode ser desmembrada entre um componente sistemático, que mede o valor esperado da demanda, e um componente aleatório, que é a parte que não é possível ser explicada pela demanda atual, pelos padrões históricos ou pela sazonalidade. É impossível, por definição, a empresa prever esse componente, entretanto ela pode prever sua dimensão e variabilidade. Tem-se que:

$$\begin{aligned} \text{Demanda observada} & & (2.1) \\ &= \text{Componente sistemático} \\ &+ \text{Componente aleatório} \end{aligned}$$

O componente sistemático, por sua vez, consiste nos seguintes fatores:

- Nível: demanda atual dessazonalizada;
- Sazonalidade: variação recorrente da demanda em períodos regulares do ano. Um exemplo é a demanda por medicamentos para a gripe, que sofre variação positiva nos meses de inverno.
- Tendência: taxa de declínio ou aumento da demanda observada nas últimas séries.

### 2.3 Métodos de previsão de demanda

Os métodos de previsão são, segundo Ballou (2008), normalmente classificados nas seguintes categorias: qualitativas, causais e de séries temporais. Os métodos qualitativos são mais adequados nas situações em que existam poucos dados históricos ou para previsões de médio a longo alcance. Esses métodos recorrem ao julgamento de especialistas do mercado, que

levam em consideração intuição, técnicas comparativas ou pesquisas realizadas.

Os métodos causais assumem que a demanda é uma função de outras variáveis. Partindo desse conceito é possível criar um cenário e prever a demanda através deste. Em geral estes são modelos sofisticados de previsão e muitos dados devem ser coletados para conseguir utilizar adequadamente o modelo. De acordo com Ballou (2001), a grande dificuldade neste método seria encontrar as principais variáveis que influenciam a demanda.

Os métodos de séries temporais utilizam as observações da demanda do passado para projetar o futuro. Conforme ensinam Bowersox et al. (2007), esses métodos são considerados reativos por natureza, uma vez que só detectam mudanças a partir do conhecimento de novos dados de demanda. Uma série temporal é uma sequência de valores observados ao longo do tempo, em intervalos iguais (Morettin e Toloí, 2006).

Existem muitos métodos de previsão disponíveis, muitos fatores a serem considerados no processo de seleção e ao mesmo tempo pouca indicação de quais são os métodos mais efetivos para determinadas situações. Ao passo que cada técnica tem seus pontos fortes e fracos, cada caso é limitado por restrições como tempo, capital, ou dados disponíveis (ARMSTRONG, 2001b). Em casos onde vários critérios são relevantes e vários métodos estão disponíveis para uso, um critério de escolha estruturada pode ajudar na seleção do melhor método.

O modelo dos múltiplos critérios proposto por Wheelwright e Makridakis (1980) utiliza seis critérios para a escolha do método de previsão:

- A acurácia do método: É a adequação do nível de acerto do método com as necessidades da empresa.
- A aplicabilidade do modelo: É a facilidade de aplicação do método quanto a tempos de resposta, complexidade teórica e reatividade da solução.
- O horizonte de planejamento: É a compreensão de quais são os horizontes de previsão mais adequados à necessidade da empresa.
- O padrão da demanda: É a compreensão de quais componentes da demanda estão presentes (horizontal, tendência, sazonal ou cíclica) e como estes se manifestam, de maneira regular ou não.

- As propriedades do método escolhido: São as vantagens e dificuldades de aplicação do método escolhido.
- O custo associado ao método: É o custo de aplicação, uso, armazenamento e operação do método em questão.

Os padrões da demanda são resultados da variação da demanda com o tempo, ou seja, do crescimento ou declínio de taxas de demanda, sazonalidades e flutuações gerais caudadas por diversos fatores (Ballou 2001). Há dois tipos de padrões de demanda, os padrões de demanda regular e de demanda irregular e a acurácia de uma previsão está relacionada com a habilidade do método em estimar mais precisamente os valores futuros (Makridakis, Wheelwright e Hyndman 1998).

Realizar previsões dentro de contextos oscilatórios e desarmonizados é um grande desafio a ser enfrentado. Quanto mais instável é a demanda, mais crítica é a precisão da previsão, e mais elaborado é o sistema de previsão necessário (KOTLER, 1991).

Os métodos tradicionais de previsão de demanda, como os de amortecimento exponencial ou de médias móveis, que funcionam bem com demanda regular, não apresentam bons resultados com dados intermitentes, porque ignoram as consequências dos valores iguais a zero e das características especiais de dados intermitentes, ao efetuar a análise e estimativa da demanda. Esses métodos tradicionais assumem que a curva de distribuição da demanda total para um produto particular em um determinado tempo de ressuprimento (lead time) corresponde a uma curva de distribuição normal.

O amortecimento exponencial tem sido um método clássico empregado na previsão de demanda e fornece bons resultados quando a série temporal é cheia, isto é, há ocorrência de demanda em todos os períodos. Para o conjunto de series que apresentam comportamento intermitente, as demandas nulas (zeros) afetam o desempenho do método de amortecimento exponencial.

Croston (1972) desenvolveu um método de previsão para atender demandas intermitentes. Ele demonstrou que seu método era superior ao amortecimento exponencial ao assumir que os intervalos entre ocorrências seguem uma distribuição geométrica (demanda ocorre como um processo de

Bernoulli), tamanho da demanda é normalmente distribuída, e os intervalos e tamanhos da demanda são independentes entre si.

Segundo Willemain (1994), os métodos mais comuns utilizados para a previsão de demandas variáveis são o método de Croston (1972) e o método de amortecimento exponencial simples.

Para as demandas com padrão não regular, alguns autores utilizam a Distribuição de Poisson para realizar as previsões, sendo também estudada no campo da previsão de peças de reposição sendo utilizada em setores da indústria e serviços como metodologia de previsão de eventos não regulares.

O método de Poisson é utilizado geralmente para prever eventos de natureza aleatória e ocorrências raras, pode simular uma distribuição binominal, sendo muito fácil de calcular, se comparado com outros métodos utilizados para este fim. O método pode ser aplicado quando: (1) o evento é algo que pode ser contado em números inteiros, (2) as ocorrências são independentes, de modo que uma ocorrência não diminui nem aumenta a chance de outro, (3) a frequência média de ocorrência de o período de tempo em questão é conhecido.

Atenta-se também para o fato de se utilizar um método estatisticamente mais sofisticado ou complexo, ao invés de métodos mais simples, não fornece necessariamente previsões mais precisas (Makridakis e Hibon, 2000). Quanto mais adequado for o modelo relativamente aos dados históricos, melhores previsões serão calculadas.

### **2.3.1 Classificação da Demanda**

A maioria dos trabalhos que abordam o assunto de previsão de demanda, e quase todos os softwares comerciais existentes, adotam como padrão que a demanda é regular (contínua). No entanto, existem diversos estudos com series com demanda intermitente (TAVARES e ALMEIDA, 1983; WATSON, 1987). Demanda intermitente é uma série de valores aleatórios que aparecem em intervalos aleatórios, deixando muitos períodos sem demanda (SILVER, 1981). Para determinar e comparar as técnicas de

previsão de demanda, onde os dados contêm zeros esporádicos, é importante entender a natureza desta esporadicidade (ALTAY, 2008).

Regattieri (2005) apresenta uma classificação bastante interessante para a natureza intermitente da demanda, extraída de Ghobbar e Friend, (2003):

- Demanda lenta movendo-se sem grande variação nos intervalos entre as demandas e nas quantidades requisitadas (Regular).

- Demanda estritamente intermitente, sem variações extremas nas quantidades, mas com a demanda ausente em muitos períodos de tempo.

- Demanda errática é altamente irregular em escala (quantidades), mas com melhor consistência nos intervalos entre requisições.

- Demanda protuberante (em inglês, *lumpy*) apresenta consumo zero em muitos períodos de tempo, mas, quando a demanda ocorre, as quantidades geralmente são significativas, isto é, há grande variabilidade nestas.

Williams (1984) estudou a variabilidade da demanda em função das quantidades dos pedidos e variância dos tempos de ressurgimento (lead time). Expandindo a ideia de Williams, Syntetos desenvolveu um esquema de categorização com base no coeficiente de variação (CV) e no intervalo da demanda média (ADI – Average Demand Interval) (SYNTETOS, 2001; SYNTETOS et al, 2005). A Figura 1 mostra este quadro, no qual foram mantidos os verbetes em língua inglesa, especialmente para *lumpy demand*.

Johnston e Boylan (1996) investigaram o nível de ADI quando o método de Croston supera o método EWMA – Média Móvel Exponencialmente Ponderada. Eles relataram que o método de Croston é superior ao método EWMA quando o ADI é maior do que 1,25. Isto essencialmente traduz-se em uma série de dados com 20% de zeros. Syntetos (2001) move este gatilho para  $ADI = 1,32$  na sua categorização, o que corresponde a 24,4% de zeros na série. Mas, de modo geral, prevalece o valor  $ADI = 1,25$  – proposto por Johnston & Boylan – como o divisor de águas entre séries não intermitentes e intermitentes (GARDNER, 2006).

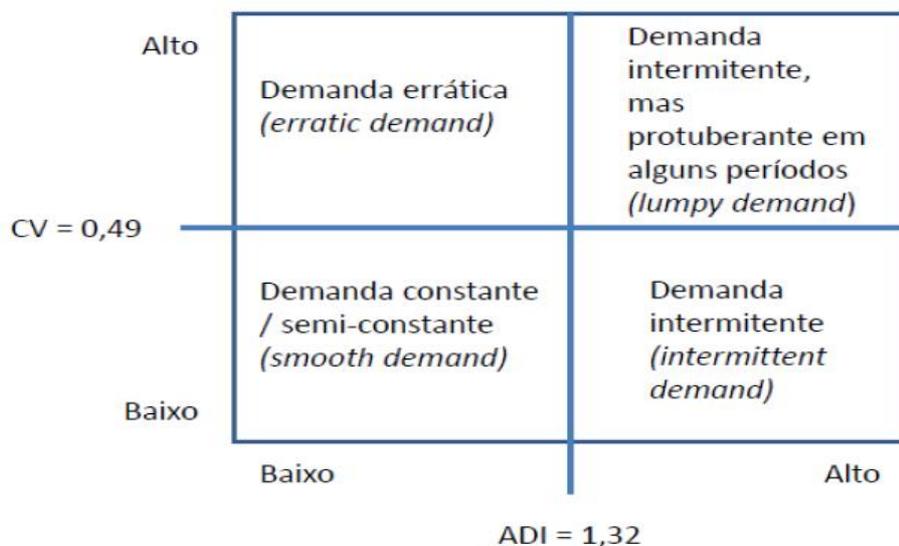


Figura 1 - Classificação das séries temporais  
Fonte: Syntetos et al, 2005.

Regattieri et al. (2005) apontam a fórmula para o cálculo do CV:

$$CV = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_t - \mu)^2 / n}}{\mu} \quad (2.2)$$

Onde:

$n$  = número de períodos;

$y_t$  = demanda no período  $i$ ;

$\mu$  = demanda média de todos os períodos.

Originalmente, pode-se definir CV como o quociente entre o desvio padrão ( $\sigma$ ) e a média ( $\mu$ ) do conjunto de dados, isto é:  $CV = \sigma/\mu$ .

Com os valores do intervalo médio entre as demandas (ADI) e o coeficiente de variação (CV), pode-se identificar a categoria em que um item se encontra, conforme demonstrado na figura 1.

As séries dos itens essenciais de saúde estudadas possuem alto grau de irregularidade e intermitência. De acordo com a classificação de Syntetos et al (2005), aproximadamente 50% das séries temporais dos itens essenciais de saúde possuem demanda intermitente/lumpy, demonstrando a importância do estudo prévio das características das séries temporais, antes da escolha dos métodos de previsão.

## 2.4

### Métodos de previsão de demanda utilizados na área da saúde

Está subseção resume uma busca não sistemática da literatura, com o intuito de exemplificar algumas técnicas de previsão utilizadas na área da saúde.

Novaes et al. (2008) compararam a aplicação dos métodos de média aritmética e amortecimento exponencial simples para o cálculo das previsões de demanda de vacinas, utilizando como métrica de precisão o MAPE. Os autores obtiveram melhores resultados utilizando o método de média móvel aritmética.

Afonso et al. (2011) analisaram modelos de previsão de demanda aplicados à série histórica de um medicamento abrigado na farmácia de um hospital. Foi aplicando na série histórica do produto os métodos de Amortecimento Exponencial, Box e Jenkins e Regressão Linear Simples, utilizando-se o Erro Médio Percentual Absoluto (MAPE) e o Erro Absoluto Médio (EAM) para validação das previsões obtidas e escolha do modelo de maior acurácia. Os resultados evidenciaram que o método da Regressão Linear Simples com dessazonalização da demanda se mostrou o mais adequado para a série observada.

Kamisaki (2009) comparou a aplicação dos métodos de média móvel, média móvel ponderada e amortecimento exponencial para o cálculo das previsões de demanda de quatro produtos de uma empresa farmacêutica, utilizando como métrica de precisão o erro médio percentual absoluto (MAPE). Cada produto pertencia a uma família, com características diferentes de consumo, obtendo resultados distintos. Dois produtos obtiveram a média móvel como melhor resultado, um produto a média ponderada e um produto o amortecimento exponencial.

Ferrand et al. (2011) utilizaram o método de Box e Jenkins para calcular as previsões de seis medicamentos antidepressivos com custo mais elevados nos Estados Unidos. Após comparação entre as previsões observadas e os consumos reais dos medicamentos, bons resultados foram alcançados em cinco dos seis medicamentos estudados.

Baptista e Mendes (2009), utilizando uma técnica exploratória para análise de séries temporais, chamada de Análise do Espectro Singular (SSA), desenvolvem um estudo abrangente no Mercado farmacêutico português. A metodologia SSA incorpora os elementos de análise de séries temporais clássicas, estatística multivariada, geometria multivariada, sistemas lineares e processamento de sinais. Foi utilizado o software caterpillar SSA, versão 3.30, para desenvolver este estudo. Os resultados observados ficaram dentro do intervalo de confiança em sete dos doze meses previstos, com resultados próximos da realidade.

Koulouriotis e Mantas (2010) utilizaram técnicas de redes neurais e lógica fuzzy para realizar a previsão de demanda de medicamentos do mercado da Grécia. Os resultados obtidos mostraram que o nível de precisão pode ser comparável e até superior aos de métodos estatísticos mais utilizados, concluindo que os modelos de redes neurais podem ser uma solução viável, especialmente no campo sensível da área de medicamentos.

Dunaway (1979) realizou um estudo empírico da demanda de medicamentos no Departamento de Abastecimento de um Hospital Naval da Marinha dos Estados Unidos. O autor comparou os métodos de amortecimento exponencial e regressão para realizar as previsões de medicamentos do referido hospital. O método de amortecimento exponencial mostrou-se um pouco melhor, mas não foram observadas grandes diferenças entre os desempenhos dos métodos estudados.

Em um artigo publicado no *International Journal of Forecasting*, Nikolopoulos et al (2016) compararam a aplicação de nove métodos na indústria farmacêutica no Reino Unido. O referido estudo analisou os seguintes modelos de previsão: média móvel, modelo de Bass (Bass, 1969), modelo de difusão de compra (Lilien et al., 1981, Rao & Yamada, 1988), três modelos de regressão e duas abordagens de amortecimento exponencial (com e sem tendência) e Box e Jenkins (ARIMA). Os modelos foram estimados utilizando o software estatístico STATA, e uma abordagem não linear foi conduzida para os modelos de difusão e de Bass. Os métodos foram comparados em três características distintas: Viés, isto é, se há uma tendência sistemática para cima ou para baixo da previsão dos valores reais; Precisão, em termos de quão perto as previsões fornecidas encontram-se dos valores

reais; Incerteza, em termos do tamanho do desvio médio das previsões fornecidas a partir da previsão média. As métricas padronizadas para medir as referidas características foram utilizadas: Erro Médio (EM) para o viés, Erro Absoluto Médio (EAM) para a precisão e Erro Quadrado Médio (EQM) para a incerteza (Makridakis e Hibon, 2000). O método de Box e Jenkins (ARIMA) foi o mais preciso para as séries de medicamentos de marcas reconhecidas, enquanto o método de amortecimento exponencial de Holt foi mais preciso para medicamentos genéricos. Os modelos de difusão e de Bass não foram adequados para as previsões de medicamentos de marca e genéricos.

A seguir, a tabela 1 apresenta cada autor com os métodos por eles estudados.

Tabela 1 - Resumo dos métodos por autor.

AUTOR	ANO	TÍTULO	MÉTODO
DUNAWAY	1979	<i>An empirical analysis of three stochastic inventory models in a naval hospital.</i>	<ul style="list-style-type: none"> <li>•Amortecimento Exponencial</li> <li>•Regressão</li> </ul>
NOVAES et al.	2008	Utilização dos métodos de amortecimento exponencial e da média móvel aritmética para a previsão de demandas na área de saúde	<ul style="list-style-type: none"> <li>•Média Aritmética</li> <li>•Amortecimento Exponencial Simples</li> </ul>
BAPTISTA E MENDES	2009	<i>The Portuguese pharmaceutical market in the near future – A time series exploration approach.</i>	<ul style="list-style-type: none"> <li>•Análise do Espectro Singular</li> </ul>
KAMISAKI	2009	Criação do processo de previsão de demanda orientado para o planejamento estratégico de uma empresa do setor farmacêutico.	<ul style="list-style-type: none"> <li>•Média Móvel</li> <li>•Média Movel Ponderada</li> <li>•Amortecimento Exponencial</li> </ul>
KOULOURIOTIS e MANTAS	2010	<i>Health products sales forecasting using computational intelligence and adaptive neuro fuzzy inference systems.</i>	<ul style="list-style-type: none"> <li>•Redes Neurais</li> <li>•Lógica Fuzzy</li> </ul>
AFONSO et al.	2011	Aplicação de modelos de previsão de demanda em uma farmácia hospitalar.	<ul style="list-style-type: none"> <li>•Amortecimento Exponencial</li> <li>•Box e Jenkins</li> </ul>

		Relatórios de pesquisa em engenharia de produção.	•Regressão Linear Simples
FERRAND et al.	2011	<i>Using time-series intervention analysis to understand U.S. Medicaid expenditures on antidepressant agents.</i>	•Box e Jenkins
NIKOLOPOULOS et al.	2016	<i>Forecasting branded and generic pharmaceuticals</i>	•Média móvel •Modelo de Bass •Difusão de Compra •Regressão •Amortecimento exponencial •Box e Jenkins

Fonte: Autor

Ao analisar os trabalhos compilados na tabela 1, percebe-se que no Brasil os principais métodos utilizados são os métodos de média móvel e amortecimento exponencial com suas variações. Já os estudos realizados no exterior utilizam os métodos de amortecimento exponencial com suas variações e Box e Jenkins (ARIMA). Alguns métodos mais complexos são analisados no exterior, no entanto, são utilizados softwares para suporte nos cálculos das previsões.

## 2.5

### Métodos de previsão de demanda de itens de saúde em organizações similares a MB

Com o objetivo de verificar como é a cadeia de suprimentos de itens de saúde em organizações com o mesmo nível de complexidade da MB, foi realizada uma pesquisa de campo nos principais órgãos de obtenção de itens de saúde na Marinha dos Estados Unidos, Exército Brasileiro e na Força Aérea Brasileira.

#### 2.5.1

## Métodos de previsão de demanda de itens de saúde na Marinha dos Estados Unidos (USN)

Para entendimento de como funciona a sistemática de abastecimento para os itens de saúde na USN, foi realizado uma entrevista informal com um oficial do *Medical Supply Corp* da USN. Referido oficial exerce a função de encarregado da divisão de compras de itens de saúde do *Navy Medicine Logistics Command*, órgão centralizador de compras de material de saúde da USN. Este órgão executa função similar ao COMRJ na MB, centralizando as grandes compras de materiais de saúde.

A USN divide as obtenções de material de saúde em três grandes áreas, são elas:

- Obtenções para os navios americanos;
- Obtenções para as forças americanas em combate fora do território americano; e
- Obtenções para os hospitais da USN.

Em função das características do estudo em questão, foi analisada apenas a sistemática de obtenção de material de saúde para os hospitais. A USN divide suas aquisições para os hospitais em dois blocos: pequenas e grandes compras. As compras realizadas até um determinado valor são classificadas como pequenas compras e realizadas pelos próprios hospitais. As grandes compras são realizadas pelo *Navy Medicine Logistics Command*, este órgão centralizador recebe as informações de demanda de todos os hospitais da USN e posteriormente realiza os processos licitatórios. O órgão centralizador não realiza nenhum tipo de análise dos dados de demanda, executando apenas a consolidação das informações e confecção dos processos licitatórios.

Um ponto importante de se destacar é que a USN não possui um armazém central para estocagem e posterior distribuição dos itens para os hospitais. Todo o material é entregue direto nos hospitais pelos fornecedores. Percebe-se uma grande diferença no mercado brasileiro e no mercado americano, enquanto nos EUA existe uma grande confiança nos fornecedores,

a ponto de não ser necessário a existência de um armazém central para estocagem do material, no mercado brasileiro, em função da constante falta de entrega por parte dos fornecedores contratados, a MB possui um grande armazém central para acumular seus estoques.

A previsão de demanda dos itens de saúde na USN é realizada pelos próprios hospitais. Em cada hospital existe um setor responsável pela determinação de necessidades, com profissionais especializados nessa área. Para auxiliar suas previsões, os hospitais utilizam um software chamado *Defense Medicals Logistics Standart Suport* (DMLSS). Esse software utiliza dois métodos de política de estoque, um baseado no lote econômico de compra e outro baseado em cobertura de estoque. Os profissionais especializados responsáveis pelas previsões de demanda dos hospitais têm autonomia para realizar suas próprias previsões utilizando outros métodos, no entanto, utilizam o software DMLSS para dar suporte as suas decisões. A USN utiliza um método próprio de previsão de demanda chamado de *exponential smoothing with backcast*, método muito parecido com o amortecimento exponencial existente na literatura. Na análise do método, percebe-se uma diferença apenas no cálculo do valor inicial para carregar o amortecimento. A USN não utiliza métodos complexos em suas previsões.

### 2.5.2

#### **Métodos de previsão de demanda de itens de saúde no Exército Brasileiro (EB)**

O Sistema de saúde do EB atende cerca de 750 mil beneficiários em todo o território nacional, por intermédio de uma rede formada por 28 hospitais militares, 4 policlínicas e 24 postos médicos. A 1ª Região Militar que compreende os Estados do Rio de Janeiro e Espírito Santo, é composta por 13 Organizações Militares de Saúde.

Para entendimento de como funciona a sistemática de abastecimento para os itens de saúde no EB, foi realizada uma entrevista informal com um oficial que trabalha no Hospital Central do Exército (HCE). O referido oficial exerce a função de encarregado da divisão de farmácia, divisão esta,

encarregada por todas as aquisições de itens de saúde do principal hospital do EB.

Diferentemente de como ocorre na MB e na Força Aérea Brasileira, o EB realiza suas aquisições de forma descentralizada. Cada hospital realiza seus próprios processos licitatórios, não existindo um armazém central para consolidação dos estoques. No HCE, assim como nos outros hospitais do EB, os suprimentos são solicitados, pelas diversas clínicas, ao setor de farmácia ou de material médico cirúrgico, consolidados e encaminhados à divisão administrativa para realização da aquisição. O HCE conta com 03 depósitos em suas dependências internas e recebe material diretamente dos fornecedores, mantendo quatro meses de cobertura de estoque em seus paióis.

As previsões de demanda são realizadas utilizando a média aritmética do consumo realizado nos últimos dois anos, sendo acrescida uma margem de segurança de 10% a 20%. Não são utilizados métodos mais complexos para realização das previsões de demanda e não existe nenhum software que de suporte as referidas previsões.

### **2.5.3**

#### **Métodos de previsão de demanda de itens de saúde na Força Aérea Brasileira (FAB)**

O Sistema de Saúde da Aeronáutica atende aos militares e seus dependentes em todo o território nacional e obedece a um modelo de autogestão. Possui uma rede própria, composta de Hospitais de Força Aérea, Hospitais de Área, Hospitais de Base, Esquadrões de Saúde, Esquadrilhas de Saúde, Odontoclínicas, uma Casa Gerontológica e um Laboratório Químico e Farmacêutico.

O 3º Comando Aéreo Regional (III COMAR), que compreende os Estados de Minas Gerais, Espírito Santo e Rio de Janeiro, tem a particularidade de reunir em sua área de jurisdição 84 unidades da FAB e 29,6% do efetivo. É o maior COMAR em termos de quantidade de unidades e efetivo, embora não o seja no que se refere à extensão territorial. Talvez por isso, esteja nessa área também um dos grandes hospitais de referência da FAB, o Hospital de Força Aérea do Galeão (HFAG).

Para entendimento de como funciona a sistemática de abastecimento para os itens de saúde na FAB, foi realizado uma entrevista um oficial que trabalha na divisão de material do Hospital Central da Aeronáutica (HCA).

As compras de itens de saúde são centralizadas pelo GAPS, que possui comissões com membros de todos os hospitais, nomeados pela Diretoria de Saúde da Aeronáutica. O GAPS não possui nenhum sistema informatizado para realizar as previsões de demanda, as comissões nomeadas calculam as previsões de demanda através de médias aritméticas dos consumos dos três últimos anos, acrescido de uma margem de segurança entre 10% e 20%. Não são utilizados métodos mais complexos para realização das previsões de demanda e não existe nenhum software que de suporte as referidas previsões. A FAB não possui um armazém central, após a realização dos processos licitatórios, os itens são entregues diretamente aos hospitais pelos fornecedores contratados. Os hospitais são responsáveis pelo controle dos recursos financeiros e pelo controle dos estoques dos itens de saúde.

### 3

## A cadeia de suprimentos de itens de saúde na MB

No presente capítulo são apresentados aspectos organizacionais relevantes para implementação de uma nova sistemática de previsão da demanda, juntamente com a descrição da situação anterior à implementação da nova solução.

O SAbM, sendo um subsistema do Sistema de Apoio Logístico da Marinha do Brasil, é o responsável pelo exercício da logística do suprimento e apresenta a seguinte estrutura de funcionamento de acordo com Brasil (2009) e apresentado na figura 2.

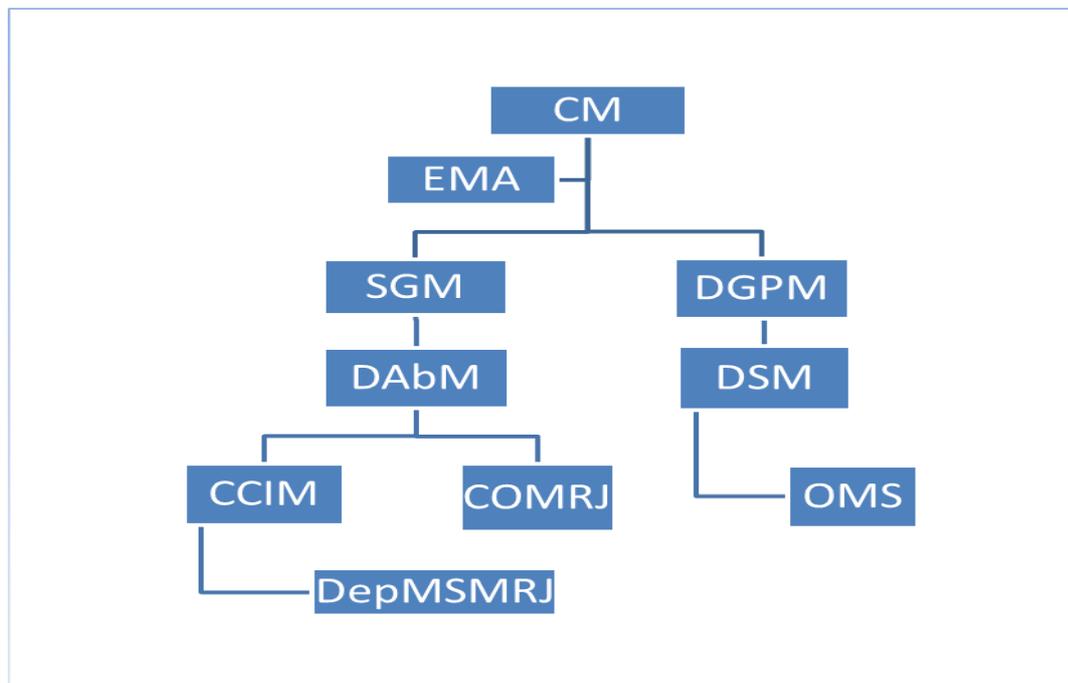


Figura 2 - Estrutura do Sistema de Abastecimento da Marinha.  
Fonte: Autor - Adaptada de Brasil (2009).

O SSM é uma estrutura abrangente, com vertentes assistencial, pericial e operativa. A rede eminentemente assistencial são as seções, as divisões e os departamentos de saúde das OM da MB, os ambulatórios navais, as policlínicas, os hospitais distritais, a Odontoclínica Central da Marinha (OCM), a Unidade Integrada de Saúde Mental (UISM) e o HNMD.

O Comando do 1º Distrito Naval (Com1DN) – compreende os Estados do Rio de Janeiro e Espírito Santo e é composto por 09 (nove) dessas

organizações de saúde e atende 66% dos usuários do SSM, tornando-se a maior rede de Organizações Militares Hospitalares (OMH) e Organizações Militares com Facilidades Médicas (OMFM) da Marinha. Neste subsistema assistencial, está inserido o HNMD, hospital de referência da Marinha no Brasil e no Exterior.

Na Marinha, a OM responsável pela elaboração da política de estoque do SAbM é a Diretoria de Abastecimento da Marinha (DAbM). Tanto o planejamento, quanto a execução dessa política são pautadas em dados disponibilizados pelo SINGRA e em informações de demanda do HNMD, para os itens essenciais de saúde. Para a execução dessa política, a sistemática de material de saúde está fundamentada na centralização de estoques no DepMSMRJ, que realiza as atividades logísticas de recebimento, armazenagem, separação e expedição. Além disso, esse Órgão de Distribuição (OD) se adéqua às funcionalidades de um Centro de Distribuição (CD), uma vez que, nele, as cargas consolidadas são recebidas de diversos fornecedores, fracionadas a fim de agrupar os produtos em quantidade e sortimento corretos para atender aos pedidos dos clientes. As Organizações Militares Consumidoras (OMC) inserem as suas necessidades de material por meio de Requisições de Material para Consumo (RMC) no SINGRA. A RMC será analisada e liberada para entrega pelo depósito. Caso a quantidade em estoque não suporte a quantidade solicitada, é gerado um Pedido de Obtenção (PO) para aquele item.

Os níveis de estoque para os itens essenciais de saúde estocados no DepMSMRJ, são estabelecidos pelo CCIM de maneira que atendam as demandas dos seus clientes. Consideradas as peculiaridades do mercado e o alto impacto causado pelo desabastecimento, identificou-se a necessidade de manter um estoque de 8 meses de cobertura. Tais níveis foram definidos tomando como base o tempo médio de prontificação das licitações, levando-se em consideração as seguintes fases: - fase interna (120 dias) e fase externa do processo licitatório (30 dias) - somado ao tempo médio de entrega do produto pelos fornecedores (20 a 90 dias).

### 3.1 Classificação dos itens de saúde

Os materiais utilizados pela MB, por questões de peculiaridades técnicas e gerenciais, são identificados em conjuntos homogêneos de itens, caracterizados por responsabilidades de gestão, agregados internamente na Força sob o conceito de Jurisdição do Material, em consonância com Brasil (2009).

O símbolo de jurisdição define para cada item um conjunto de órgãos responsáveis pelo gerenciamento da cadeia de suprimentos, desde a especificação técnica do material e as instruções de utilização passando pela previsão da demanda, a seleção de fornecedores, as compras, a armazenagem, a distribuição, o controle da manutenção, a logística reversa e o descarte seguro. Esses itens são catalogados nos padrões do Sistema de Catalogação da Organização do Tratado do Atlântico Norte, vinculados a uma aplicação específica e armazenados para consulta no banco de dados do Sistema de Gerenciamento Logístico da Marinha.

Na MB, os suprimentos da Classe VIII foram divididos nos seguintes Símbolos de Jurisdição (SJ):

"L" - Equipamentos de bioengenharia e saúde em geral, suas equipagens, acessórios e ferramentas especiais. Vestimentas especiais para proteção contra agentes nucleares, bacteriológicos e químicos (NBQ), exceto as utilizadas em instalações nucleares;

"LH" - Componentes não eletrônicos do material de SJ "L";

"LN" - Componentes eletrônicos do material de SJ "L"; e

"Q" - Medicamentos e material de consumo de saúde, substâncias e produtos químicos de uso específico da área de saúde.

Dentre eles, apenas o SJ "Q" tem suas atividades gerenciais e de execução do abastecimento realizadas pelo Setor do Abastecimento. Conforme Brasil (2009), o SAbM divide os itens de saúde em quatro Relações de Materiais de Saúde (RMS), cujo critério da divisão dá-se em razão da criticidade, da perecibilidade, do perfil de demanda, da imobilização de recursos financeiros em estoque, da dificuldade de obtenção, obsolescência do item e área de armazenagem. São elas:

a) Relação de Materiais de Saúde do tipo – 1 (RMS-1): são os itens essenciais de saúde e são mantidos em estoque pelo SAbM para o pronto atendimento das necessidades das organizações de saúde.

b) Relação de Materiais de Saúde do tipo – 2 (RMS-2): são os itens de saúde atendidos por meio de aquisição específica diretamente com os fornecedores por meio de processo licitatório realizado pelo COMRJ;

c) Relação de Materiais de Saúde do tipo – 3 (RMS-3): são os itens de saúde em consignação no HNMD e são atendidos por meio de aquisição específica diretamente com os fornecedores por meio de processo licitatório realizado pelo COMRJ;

d) Relação de Materiais de Saúde do tipo – 4 (RMS-4): são itens pertencentes ao sistema de distribuição de medicamentos definidos pela DSM destinados ao atendimento das demandas dos usuários do SSM (militares da ativa, da reserva e seus dependentes) e sendo suas atividades gerenciais também controladas por aquela Diretoria.

A RMS-1 é composta por 299 itens distintos e classificados tecnicamente em cinco categorias pelo Sistema de Abastecimento em conjunto com a Diretoria de Saúde da Marinha, sendo assim composta: 14 itens de medicamentos controlados, 07 itens de grande volume, 90 itens de materiais médico-cirúrgicos, 151 itens de medicamentos simples e 37 itens de material odontológico. Esses são itens considerados essenciais para o perfeito funcionamento de qualquer OMS.

A RMS-2 é composta por itens para laboratório, nutrição e medicamentos especiais. A RMS-3 é composta por itens de órteses, próteses e hemodinâmica. A RMS-4 é composta por itens que, em sua maioria, são utilizados internamente na Força.

De acordo com Brasil (2009), atualmente, os itens da RMS-1 para as OMS localizadas fora do Estado do Rio de Janeiro poderão ser atendidas pelo SAbM, mas em função da necessidade de agilidade no atendimento a essas demandas ou do reduzido perfil de demanda, que em princípio não justificariam os recursos gastos para o seu transporte, logo essas organizações têm por recomendação priorizar a aquisição desses itens nos fornecedores locais.

O presente estudo analisará somente os itens pertencentes à RMS-1, itens essenciais de saúde que são mantidos em estoque no DepMSMRJ. Os demais itens pertencentes as outras RMS não serão estudados neste trabalho.

### 3.2

#### **Previsão de demanda dos itens essenciais de saúde na MB**

O CCIM é o órgão responsável por prever a demanda dos itens essenciais de saúde, realizando a previsão de demanda em dois momentos distintos. No primeiro momento, o CCIM realiza a previsão de demanda para a montagem dos processos licitatórios, na modalidade de Registros de Preços. Esta modalidade de licitação não obriga a MB a adquirir toda a quantidade licitada, no entanto, as quantidades licitadas devem ser próximas do consumo real.

Após o período de elaboração, os processos licitatórios são enviados para a Consultoria Jurídica da União (CJU). Neste momento a CJU realiza uma análise jurídica de todo o processo, analisando principalmente a motivação e as quantidades licitadas. Durante a realização desta análise, são verificados se as quantidades informadas condizem com a realidade do consumo. Previsões acima dos consumos reais podem gerar expectativa de direito de venda para os fornecedores sagrados ganhadores das licitações e um falso ganho de escala nas cotações dos fornecedores. Já previsões menores que os consumos reais, podem gerar rupturas de estoque e diminuição dos níveis de serviço, pois, será necessária a realização de novos processos licitatórios, com todos os prazos legais previstos. Neste momento são realizadas previsões para os 299 itens pertencentes à RMS-1, com as quantidades totais de consumo de cada item, para um período de doze meses.

Após a prontificação dos processos licitatórios, com as atas de registro de preços assinadas e os diversos fornecedores aptos a realizar as entregas do material de saúde, o CCIM realiza uma nova previsão. Esta segunda e mais importante previsão, é realizada para determinar quais serão as quantidades dos itens essenciais de saúde que serão estocadas no DepMSMRJ. Neste momento são realizadas previsões de cada item para um período de oito meses de cobertura de estoque. O depósito possui quatro armazéns,

isotérmicos, para estocar os materiais de saúde num total de cerca de 2.500 metros quadrados de área de armazenagem e capaz de acondicionar, em média, 1900 paletes, além de um setor de preservação com cerca de 160 metros quadrados, sem porta paletes. Cada armazém possui sua área de recebimento, medicamentos controlados, expedição e geladeira para os medicamentos e materiais de saúde que necessitam de temperatura controlada entre +2°C a +8°C.

Importante destacar a importância das previsões realizadas nesse segundo momento, pois, elas impactarão diretamente na capacidade de armazenamento do DepMSMRJ. Previsões superestimadas podem provocar excesso de material estocado no depósito, e previsões inferiores as reais necessidades, podem acarretar em baixos níveis de serviço e rupturas de estoque.

### **3.3 Sistemática de previsão de demanda utilizada atualmente pelo CCIM**

Para a realização das previsões da demanda, o CCIM possui o sistema ERP utilizado pela MB (SINGRA) para dar suporte as suas decisões, no entanto, atualmente o CCIM não utiliza os módulos de previsão de demanda do SINGRA para realizar suas previsões de demanda e posteriormente confeccionar suas EO e PO para os itens essenciais de saúde. A seguir seguem alguns aspectos que impedem a utilização do SINGRA para previsão das demandas dos itens essenciais de saúde. Nesse sentido, foram realizadas extrações do módulo Controle de Inventário do Subsistema Planejamento do SINGRA - Cliente Servidor. Para fim de análise, foi selecionado o item CLORETO DE SÓDIO 500ML (NSN 190007914), chegando-se a conclusões generalizáveis aos demais itens essenciais de saúde.

Um primeiro aspecto importante diz respeito ao registro histórico da demanda. O SINGRA contempla três métodos de previsão de demanda baseados na análise de séries temporais. São eles: Média Móvel, Amortecimento Exponencial e Regressão Linear. Para que esses métodos efetuem previsões verossímeis, é necessário que as séries históricas

registradas no sistema logístico correspondam às reais necessidades dos clientes. Por essa razão, procura-se estimular os clientes a inserirem as suas requisições de material para consumo (RMC), sendo registradas as correspondentes dívidas no SINGRA, na hipótese de indisponibilidade dos mesmos no DepMSMRJ. O fato é que, nem sempre isso ocorre, seja por falta de credibilidade no sistema, ou pelo fato do cliente tomar conhecimento por meio de conversas externas que um determinado item está em falta. A falta de registro das dívidas no sistema pode mascarar o real comportamento da demanda de determinado item. No contexto da temática da previsão de demanda, há que se considerar que, por questões diversas, a cadeia logística de material de saúde convive com frequentes rupturas de estoque. Tais rupturas associadas à dificuldade no registro das necessidades dos clientes provocam distorções na previsão de demanda informada pelo SINGRA, o que será ilustrado por meio do item CLORETO DE SÓDIO 500ML. Na figura 3, é apresentada a evolução da demanda do item ao longo do tempo. Como se vê, entre 2014 e 2017 observa-se uma lacuna no gráfico, culminando com uma demanda irrisória, de 5.751 UN no primeiro trimestre de 2015. Cabe o seguinte questionamento: Será que, de fato, a procura pelo item teve um comportamento díspar no período em questão.

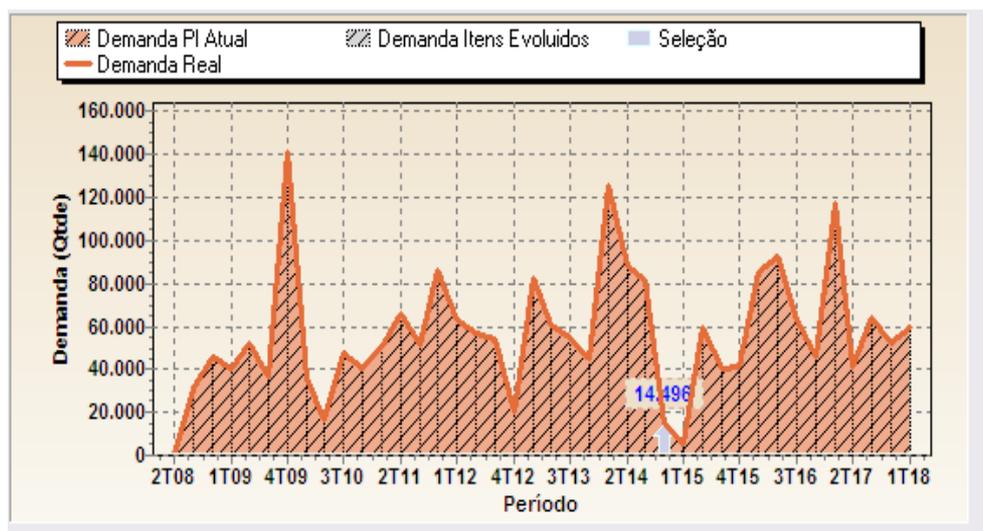


Figura 3 - Evolução da demanda do item CLORETO DE SÓDIO 500ML.

Fonte: SINGRA.

A situação ilustrada sugere que o registro do histórico de demanda no SINGRA é comprometido pelos baixos níveis de inventário, os quais levam à pouca disponibilidade do material nos pontos de distribuição, e ainda, pelas

rupturas de estoque. Tal constatação é de grande relevância, tendo em vista a variável “demanda” no SINGRA, constituir a base para a realização de projeções e cálculo de outros parâmetros necessários à gestão logística na MB.

A tabela 2 contempla as demandas projetadas pelo SINGRA, por trimestre, para o item objeto de análise, de 2011 a 2017. Como se vê, em 2015 é quebrada a sequência de crescimento dos valores projetados, havendo uma forte queda para as projeções de 2015.

Tabela 2 - Projeções de demanda trimestrais do SINGRA no período de 2011 a 2017 para o item CLORETO DE SÓDIO 500ML.

PERÍODO	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017
1º TRI	43428	86115	43082	60774	<b>55745</b>	85337	117559
2º TRI	46382	64996	59031	71496	<b>35747</b>	92248	41011
3º TRI	54078	64239	59752	78374	<b>45314</b>	63226	64256
4º TRI	52957	58416	57763	85046	<b>43276</b>	46106	52405

Fonte: Autor.

A distorção provocada pela ruptura de estoque do item sobre a projeção de demanda efetuada pelo SINGRA pode ser melhor visualizada a partir da figura 4.

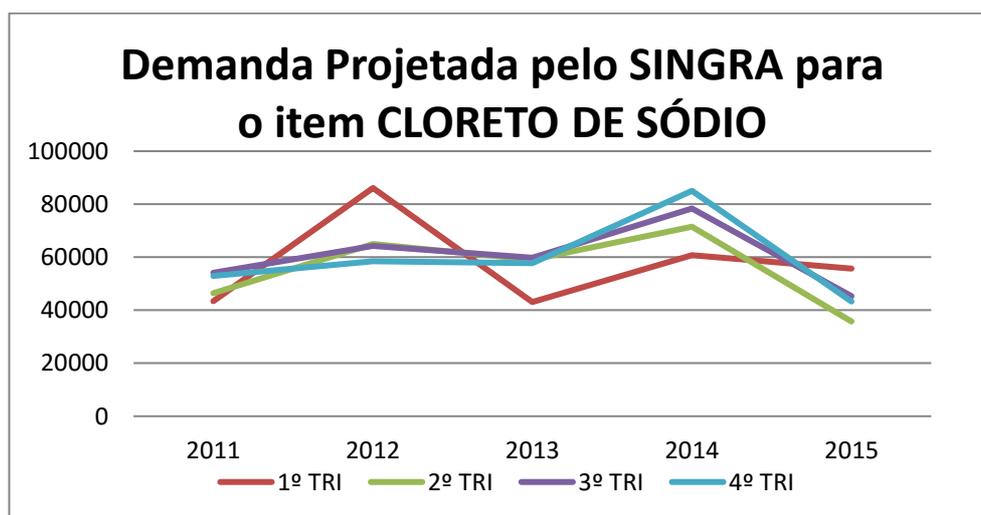


Figura 4 - Projeção de demandas trimestrais no período de 2011 a 2015 para o item CLORETO DE SÓDIO 500ML.

Fonte: SINGRA.

Embora esse estudo seja voltado para a previsão de demanda, faz-se necessário incluir na abordagem outros parâmetros, cujo cálculo é realizado

em função da demanda projetada. Trata-se dos níveis de estoque, os quais, juntamente com a demanda, constituem a base para a condução da determinação corrente de necessidades na MB.

O modelo de controle de inventário implícito no SINGRA contempla níveis de estoque, cujos cálculos também sofrem distorções em decorrência de registros de demanda aquém da realidade, como será descrito a seguir. São três os níveis de estoque estabelecidos:

- a) Nível de Segurança (NS);
- b) Nível de Ressuprimento (NR); e
- c) Nível Máximo (NM).

O NS é calculado multiplicando-se um fator ( $z$ ) associado ao nível de serviço desejado, extraído da distribuição normal, pela demanda projetada e pelo desvio padrão do Tempo de Procura e Aquisição (TPA).

O cálculo do NR é realizado somando-se o NS calculado, à Demanda Projetada (DP) durante o TPA, de acordo com a formulação abaixo, constante do Manual do SINGRA:

$$NR = NS + DP_{(TPA)} \quad (3.1)$$

Tempo de Procura e Aquisição (TPA) é o tempo médio, em meses, necessário para a ação de repletamento dos estoques de determinado item de suprimento. O cálculo do TPA se inicia quando é efetuada uma encomenda (Pedido de Obtenção ou Solicitação ao Exterior) e se encerra por ocasião da arrecadação do item no OD. (BRASIL, 2011)

Ao observar as fórmulas de cálculo do NS e do NR é fácil compreender que, se a demanda projetada contém distorções, pelas razões expostas anteriormente, conseqüentemente, os referidos níveis também serão distorcidos. O mesmo efeito irá ocorrer em relação ao NM. O cálculo do NM é realizado somando-se o NS calculado, à Demanda Projetada (DP) durante o Tempo de Procura e Aquisição (TPA) multiplicada por um Fator (FM NM), de acordo com a formulação abaixo, constante do Manual do SINGRA. O FM

NM foi inicialmente estabelecido em 2 e pode ser alterado pela DAbM mediante proposta do CCIM.

$$NM = NS + FATOR_{FM\ NM} \times DP_{(TPA)} \quad (3.2)$$

Nas figuras 5, 6 e 7 ficam evidentes os efeitos da distorção da demanda projetada sobre os níveis de estoque calculados pelo SINGRA para o ano de 2015.

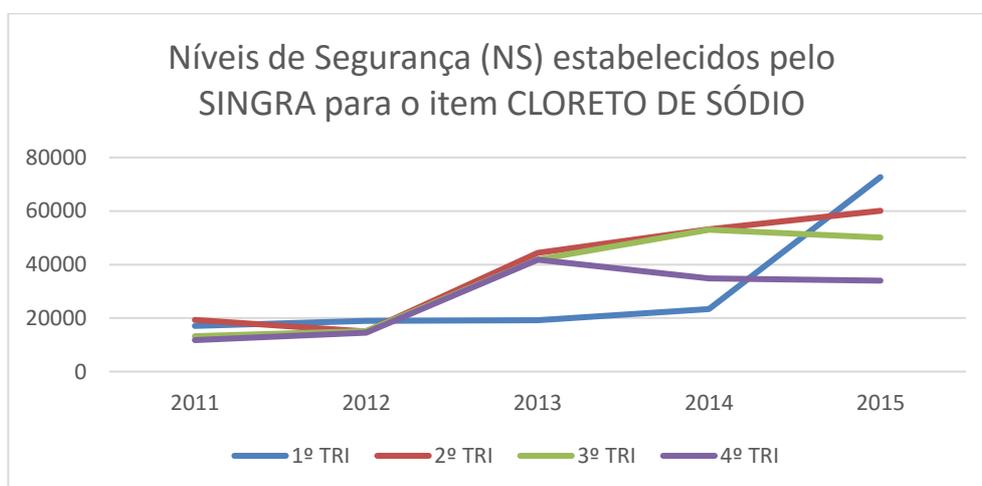


Figura 5 - Níveis de segurança projetados pelo SINGRA, por trimestre, no período de 2011 a 2015 para o item CLORETO DE SÓDIO 500ML.

Fonte: SINGRA.

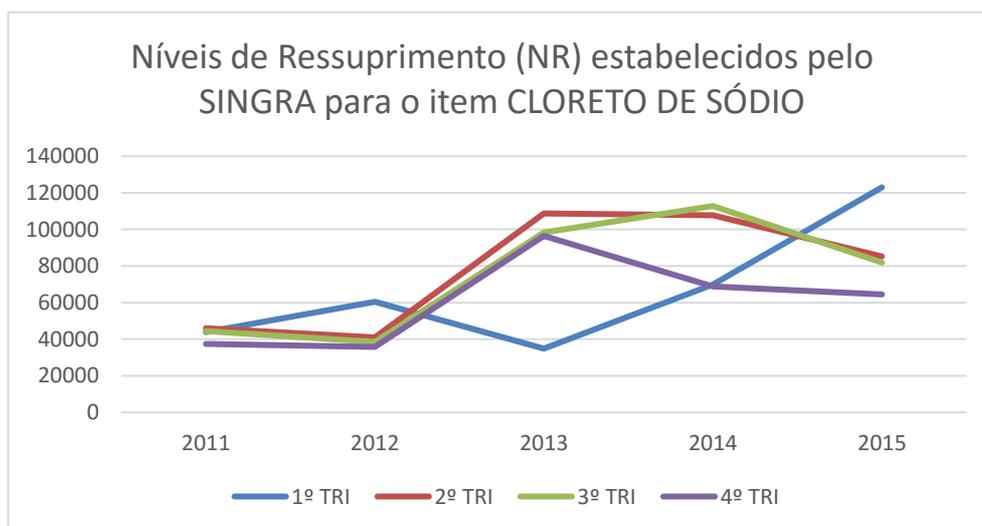


Figura 6 - Níveis de ressuprimento projetados pelo SINGRA, por trimestre, no período de 2011 a 2015 para o item CLORETO DE SÓDIO 500ML.

Fonte: SINGRA.

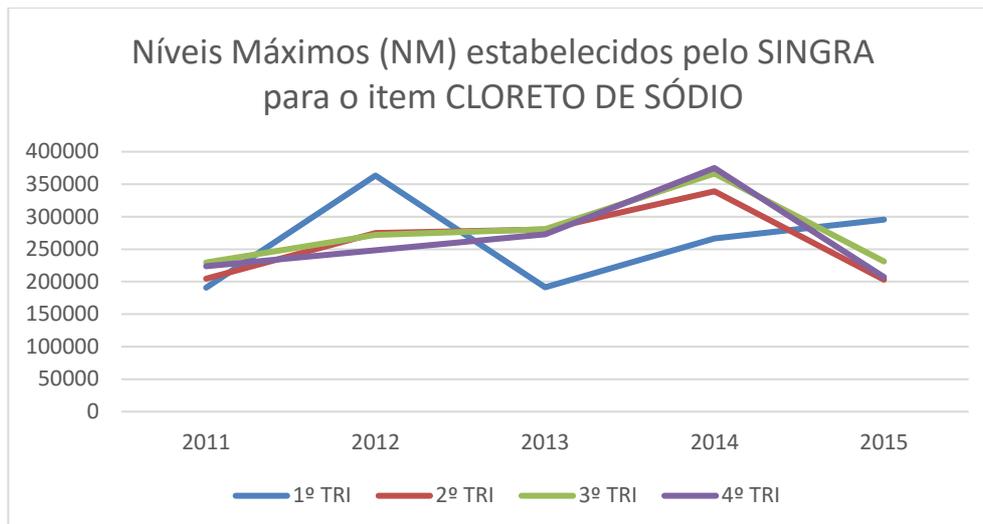


Figura 7 - Níveis Máximos projetados pelo SINGRA, por trimestre, no período de 2011 a 2015 para o item CLORETO DE SÓDIO 500ML.

Fonte: SINGRA.

Caso o planejamento para o ano de 2015 fosse realizado de acordo com os valores calculados pelo sistema, incorrer-se-ia em um subdimensionamento da demanda e dos estoques a serem formados, levando ao ingresso em um ciclo vicioso. Isso porque, em teoria, o planejamento subdimensionado levaria à nova ruptura de estoque e à nova distorção no registro de demanda, o que, conseqüentemente, geraria outra projeção de demanda e níveis de estoque subdimensionados e, assim sucessivamente, até que tal ciclo fosse interrompido.

Considerando-se que os cálculos realizados pelo SINGRA contém vieses que afastam consideravelmente o planejamento da realidade, chega-se à uma primeira conclusão, a qual aponta para a ineficácia dos métodos de previsão de demanda disponíveis no sistema logístico da MB, o que acaba por comprometer o estabelecimento dos níveis de estoque

Além das mencionadas distorções no cálculo das previsões de demanda pelo SINGRA, há uma limitação do sistema que inviabiliza totalmente a utilização das ferramentas disponíveis para fins de planejamento. Trata-se de uma questão de caráter temporal, pois, as previsões precisam estimar o futuro a curto, médio e longo prazo. Em nível de CCIM, o planejamento é efetuado para um horizonte de um ano à frente. No primeiro semestre de 2018, por exemplo, será necessário estimar as demandas para o ano de 2019. Entretanto, à época em que foi realizado este estudo, março de 2018, o SINGRA somente forneceu “projeções” até o primeiro trimestre de 2018. Em termos práticos, o

sistema não projeta o futuro, mas sim o passado. Isso pode ser comprovado a partir da figura 8, a qual se refere a um acesso realizado no mês de março de 2018. Nessa consulta, observa-se que, no início de 2018, o último período de demanda projetada informado pelo sistema é o primeiro trimestre do referido ano.

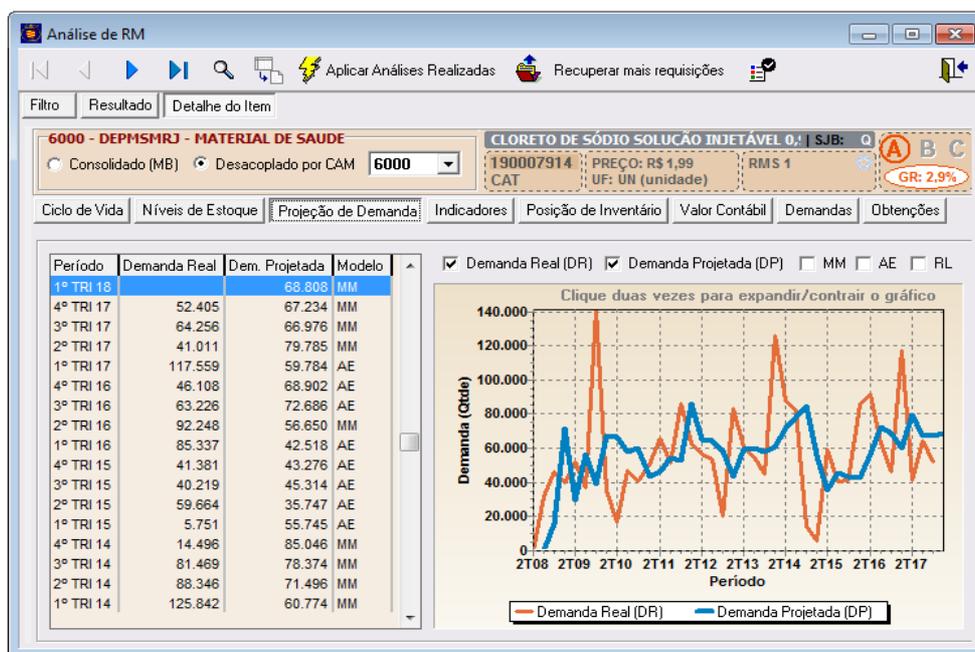


Figura 8 - Demandas projetadas pelo SINGRA para o item CLORETO DE SÓDIO 500ML. Fonte: SINGRA.

Diante das limitações apresentadas, vem a seguinte pergunta: “Como está sendo realizado o planejamento e a determinação corrente de necessidades para os itens essenciais de saúde pelo CCIM? ”

Para entendimento de como funciona a sistemática de previsão de demanda de itens de saúde na MB, foi realizada uma entrevista informal com a Primeiro Tenente Adriana Martins, do CCIM, referida oficial exerce a função de ajudante do Encarregado da Divisão de Material de saúde do CCIM, e é responsável pela realização das previsões de demanda.

A Divisão de Material de Saúde do CCIM dispõe de ferramentas próprias elaboradas em MS Excel, as quais dão suporte às mencionadas atividades. Tais ferramentas são alimentadas por extensos volumes de dados extraídos do SINGRA por militares e servidores civis do setor. Atividade esta que demanda muito tempo, bem como alocação de mão-de-obra com qualificação específica. Em relação à cadeia logística de saúde, pode-se

afirmar que, atualmente, o SINGRA constitui apenas uma grande base de dados, a qual alimenta ferramentas paralelas ao sistema. O ideal seria que as ferramentas disponíveis no sistema, de fato, constituíssem auxílio na gestão da cadeia logística, a nível gerencial.

Para realização das previsões para um período de doze meses que serão inseridas nos processos licitatórios, o CCIM realiza a média aritmética anual do consumo de todas as OM dos últimos três anos e compara com as previsões de demanda informadas pelo HNMD para o ano seguinte. Exemplificando, observa-se que as previsões calculadas pelo CCIM para o ano de 2017 foram obtidas comparando os consumos anuais de todas as OM dos anos de 2014, 2015 e 2016 com as previsões de consumo enviadas pelo HNMD para o ano de 2017, sendo considerado o maior valor obtido como resultado.

Os cálculos supracitados foram aceitos pela CJU (Consultoria Jurídica da União), no entanto, não existe nenhum estudo realizado pelo CCIM da eficiência e eficácia do referido método.

Para realizar as previsões dos itens que serão adquiridos e estocados no DepMSMRJ, os cálculos são obtidos através da média, entre o valor da média aritmética do consumo dos últimos três anos de todas as organizações hospitalares, e o somatório da previsão de consumo informada pelo HNMD para o semestre seguinte com o consumo das outras organizações hospitalares do ano anterior.

Os métodos utilizados atualmente pelo CCIM, não possuem correspondência na literatura, pois, misturam informações de consumo passado de todas as organizações militares hospitalares da MB com informações de consumo futuro do principal hospital da MB, no caso, o HNMD. Não foi possível entender o motivo pelo qual o CCIM utiliza essa sistemática de previsão de demanda. A entrevistada informou que utiliza essa sistemática por uma decisão política.

Para entendimento dos valores informados pelo HNMD, foi realizada uma entrevista informal com o Oficial encarregado da divisão de material do hospital. As previsões de demanda informadas pelo HNMD são calculadas novamente através de uma média aritmética entre os consumos anuais dos últimos três anos do hospital, acrescido de uma margem de segurança de 10% a 20%. É fácil perceber que este método não enfatiza as observações mais

recentes, atribuindo pesos iguais tanto aos valores mais antigos quanto aos novos.

### 3.4 Análise das Previsões Calculadas

Atualmente, a Gerência de Material de Saúde do CCIM não possui qualquer tipo de controle do método utilizado. Com o objetivo de verificar a acurácia da atual sistemática, foram medidos os erros das previsões realizadas. O período de análise considerado foi de doze meses, de janeiro a dezembro de 2017.

Inicialmente, foram medidos os erros das previsões que serão inseridas nos processos licitatórios. Como visto no item anterior, esta previsão é realizada para um período de 12 meses. A primeira métrica utilizada foi o erro percentual, verificado para os 299 itens essenciais de saúde. A análise deste erro corresponde a 31.606 desvios percentuais e um erro percentual médio de 106 %. Importante destacar, que percebe-se um viés positivo nas previsões, onde 81% das previsões verificam-se desvios percentuais negativos, como se conclui através da figura 9. Ou seja, na maior parte das vezes, foram elaboradas previsões acima dos consumos reais.

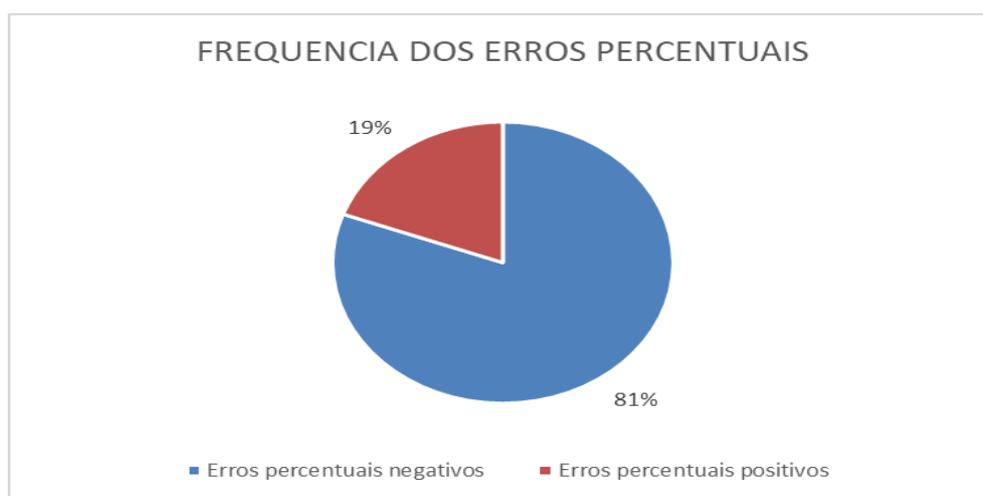


Figura 9 - Frequência dos Erros Percentuais.  
Fonte: Autor

A tabela 3 exemplifica os erros percentuais dos doze itens com maior volume financeiro nos últimos seis anos. Para estes itens, obteve-se um erro percentual médio de 76 %.

Tabela 3 - Erro Percentual Absoluto de janeiro a dezembro de 2017.

Descrição	Previsão calculada	Consumo anual 2017	Erro percentual
LUVA DESCARTÁVEL TAMANHO M	69096	51621	<b>34%</b>
ENOXAPARINA INJETÁVEL 40MG	41343	53078	<b>22%</b>
CLORETO DE SÓDIO FRASCO 500ML	339569	316263	<b>7%</b>
LUVA DESCARTÁVEL TAMANHO P	51012	38306	<b>33%</b>
ALBUMINA HUMANA FRASCO 50ML	6666	2167	<b>208%</b>
CIPROFLOXACINO SOLUÇÃO 200MG	36963	20570	<b>80%</b>
CLORETO DE SÓDIO FRASCO 100ML	345730	224690	<b>54%</b>
SERINGA DE MATERIAL POLIPROPILENO	873420	329618	<b>165%</b>
CAPOTE CIRÚRGICO	36085	13943	<b>159%</b>
LUVA DESCARTÁVEL TAMANHO G	29676	16951	<b>75%</b>
ENOXAPARINA INJETÁVEL 60MG	13200	16889	<b>22%</b>
COMPRESSA DE GAZE	1041048	670753	<b>55%</b>
		Erro Médio	<b>76%</b>

Fonte: Autor

Em um segundo momento, foram medidos os erros para as previsões que são utilizadas para o reabastecimento dos estoques do depósito. Os erros foram calculados inicialmente utilizando a métrica do MAPE, no entanto, essa métrica de desempenho não se mostrou apropriada. Isto verifica-se devido à existência de variados itens com consumo intermitente, para os quais foram previstos movimentos de saída do depósito, que não foram confirmados naquele mês. Desta forma, utilizando como coeficiente do erro percentual as saídas efetivas, foi verificado um elevado número de erros indefinidos. Nesta análise, o denominador foi alterado para saídas efetivas acrescidas de uma constante, 0,01, evitando-se assim a obtenção de erros percentuais infinitos.

Apesar da alteração feita no cálculo, os resultados obtidos mostraram-se desajustados e de difícil interpretação. Assim, o cálculo do MAPE não seria adequado, devido à grande penalização que estes valores provocariam no resultado. Todavia, esta análise revela-se importante para a detecção de produtos, em que num determinado período as previsões foram bastante desfasadas da realidade.

Ao verificar os erros das previsões elaboradas, percebe-se que foram elaboradas previsões acima dos consumos reais. Aproximadamente 67% das previsões, verificam-se desvios percentuais negativos, como se conclui através da figura 10.

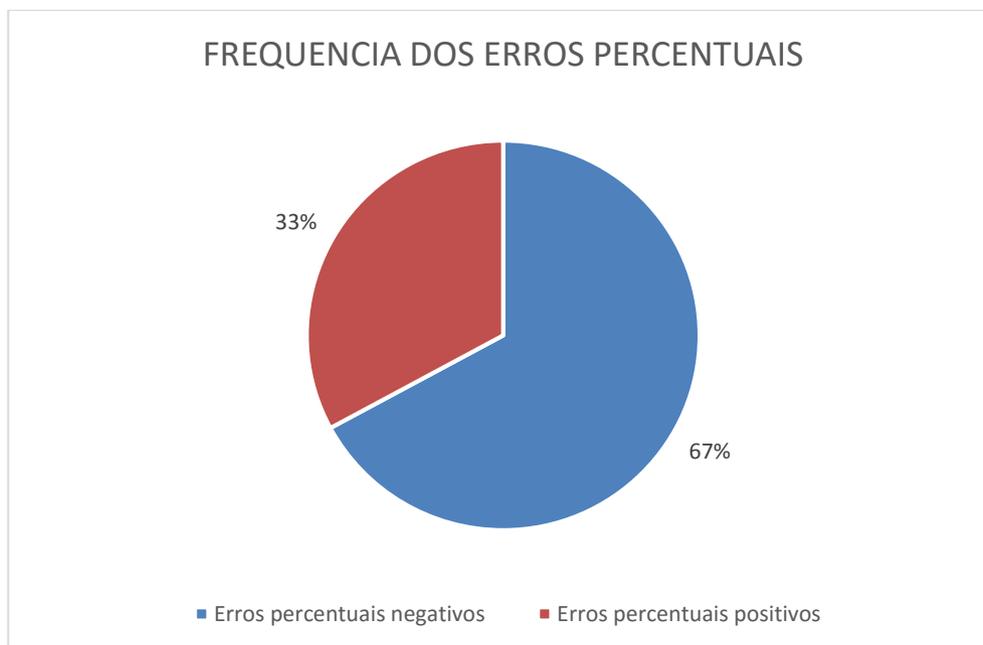


Figura 10 - Frequência dos Erros percentuais.  
Fonte: Autor.

Foi também realizada uma análise utilizando a métrica do MASE para os 299 itens essenciais de saúde. Como esta é uma medida simétrica e com intervalos definidos, para cada um dos produtos foi calculada a média dos 12 períodos. No período de análise, para cerca de 46% dos itens, as previsões calculadas são, em média, piores do que aquelas calculadas, caso se utilizasse o Método Ingênuo. Conclui-se que os métodos utilizados atualmente, em 46% das previsões são piores do que se estivesse utilizando o consumo do mês anterior como sendo a previsão para o mês seguinte (Método Ingênuo).

### 3.5

#### **Indicadores de desempenho da gerência de saúde do CCIM com a atual sistemática de previsão de demanda**

Utilizando a atual sistemática de previsão de demanda, o CCIM encontra-se com seu principal indicador de desempenho abaixo do estabelecido. De acordo com a política de estoque da MB, o CCIM deve manter para as Organizações Militares Hospitalares (OMH), o nível de serviço acima de 95% para os itens pertencentes à RMS-1. A tabela 4 mostra o nível de serviço da RMS-1 no período de janeiro até dezembro de 2017.

Tabela 4 - Nível de serviço no período de janeiro a dezembro de 2017.

Período	Requisições de materiais solicitadas	Requisições de materiais fornecidas	Nível de serviço
jan/17	157	148	<b>94%</b>
fev/17	697	656	<b>94%</b>
mar/17	820	733	<b>89%</b>
abr/17	1030	708	<b>69%</b>
mai/17	2063	661	<b>32%</b>
jun/17	1558	718	<b>46%</b>
jul/17	1572	846	<b>54%</b>
ago/17	1022	595	<b>58%</b>
set/17	669	597	<b>89%</b>
out/17	816	652	<b>80%</b>
nov/17	369	358	<b>97%</b>
dez/17	101	97	<b>96%</b>

Fonte: SINGRA

O nível de serviço é calculado entre a razão do número de requisições de materiais fornecidas sobre o número de requisições de materiais solicitadas.

Na figura 11 evidencia-se graficamente o nível de serviço do período de janeiro até dezembro de 2017, o nível de serviço médio do período, além de mostrar também o nível de serviço estabelecido pela política de estoque da MB.

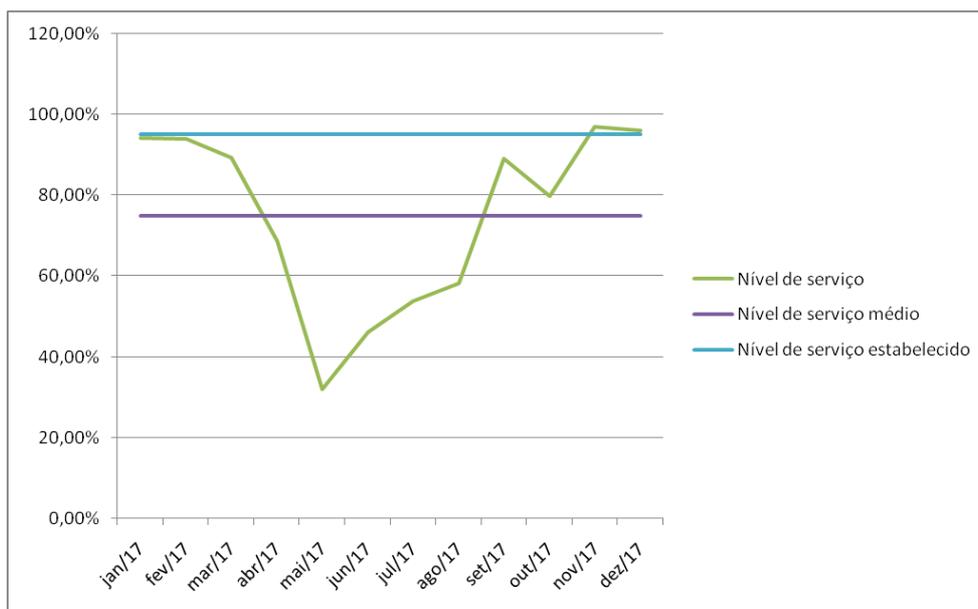


Figura 11 - Nível de serviço, nível de serviço médio e nível de serviço estabelecido pela política de estoque da MB, no período de janeiro a dezembro de 2017.

Fonte: SINGRA

Além do nível de serviço inferior ao estabelecido pela política de estoque, nota-se o grande número de rupturas de estoque dos itens pertencentes à RMS-1 no período de janeiro até dezembro de 2017, conforme apresentado na tabela 5.

Tabela 5 - Número de itens com ruptura de estoque no período de janeiro a dezembro de 2017.

Período	Itens da RMS-1 com RMC no SINGRA	Itens da RMS-1 em dívida no SINGRA	Percentual de rupturas de estoque
jan/17	268	10	4%
fev/17	280	33	12%
mar/17	284	59	21%
abr/17	289	60	21%
mai/17	293	63	22%
jun/17	302	57	19%
jul/17	311	53	17%
ago/17	302	52	17%
set/17	285	30	11%
out/17	280	52	19%
nov/17	277	53	19%
dez/17	254	40	16%

Fonte: SINGRA

Cabe destacar na análise da tabela 5, a possibilidade de ocorrência de alguns itens que se encontram com rupturas de estoque não possuem requisições emitidas no SINGRA, principalmente em função das

organizações solicitantes obterem essa informação de falta do item por meio de ligações telefônicas.

Com o nível de serviço abaixo do estabelecido e a constante falta de material, existe uma grande falta de confiança no SAbM e, por conseguinte, a busca de soluções “caseiras” por parte das organizações militares hospitalares, adquirindo os itens por conta própria. Estas aquisições descentralizadas, como são realizadas em pequena escala e sem grande amplitude na busca de fornecedores, na maioria das vezes, aumentam os custos de obtenção, de gestão de estoque, administrativos, entre outros, culminando em um maior custo logístico total para a Marinha que, por vezes, sequer é computado.

## 4

### Procedimentos metodológicos

O presente estudo tem por objetivo encontrar o método de previsão que forneça o melhor desempenho nas séries estudadas. Os métodos foram escolhidos, em função das características das séries temporais dos itens essenciais de saúde. Foram selecionados os métodos de amortecimento exponencial e suas variações, que são métodos simples e apresentam bons resultados, o método de Croston, que se adequa as séries intermitentes, e o método de Poisson. Serão cinco diferentes métodos de previsão, que serão comparados com a metodologia atualmente utilizada pela MB. Espera-se que as medidas de discrepância revelem os melhores métodos para cada série temporal, indicando as melhores acurácias.

O principal enfoque será sobre os resíduos (erros) entre as previsões realizadas e as demandas reais. Duas medidas de acurácia serão utilizadas, em função da característica não regular da demanda: MAE – *Mean Absolute Error* e MASE – *Mean Absolute Scaled Error*. Quanto menores os valores do MAE e MASE, melhor a acurácia da previsão. A métrica de precisão MAPE, apesar de ser uma medida de discrepância bastante utilizada, não será utilizada, em função de não se mostrar apropriada para séries com diversos valores nulos de demanda.

Para dar suporte aos cálculos realizados, foi utilizado o software estatístico R. O R é um software estatístico livre, que pode ser utilizado e distribuído gratuitamente. É utilizado para realização de análises estatísticas e gráficos. A linguagem R tem grande presença na comunidade científica e diversos pesquisadores que desenvolvem um modelo preditivo ou pesquisa utilizando linguagem R, compartilham o código como *open source* de maneira que o trabalho possa ser reproduzido e as pesquisas conduzidas por outros indivíduos ao redor do mundo. O mais incrível é que estas pesquisas podem ser feitas nas mais diversas áreas de conhecimento, como Medicina, Biologia, Epidemiologia, Economia, Finanças e claro, Ciência de Dados. Um conjunto de pacotes é incluído com a instalação do software, mas muitos outros estão disponíveis na rede de distribuição do R

(CRAN). Neste estudo, além dos pacotes incluídos na instalação do software, foi utilizado o pacote “*forecast*” do R. Os códigos utilizados no software R, para realização das previsões de todos os métodos encontram no Apêndice 1.

Previsões calculadas com o auxílio do software estatístico R:

- i) AES – Amortecimento Exponencial Simples;
- ii) Método de Holt– que apenas considera a tendência da série (HOLT)
- iii) Método de Holt-Winters– que leva em conta tendência e sazonalidade (HW); e
- iv) Método de Croston. Por default (padrão), o R opera com  $\alpha = 0,10$ .

Previsões calculadas com o auxílio de planilha eletrônica em Excel:

- v) Método de Poisson

As previsões de demanda realizadas para o cálculo das estimativas de obtenção não serão realizadas, em função de sua menor importância para a MB e para que este estudo não se torne demasiadamente extenso.

## 4.1

### Métodos de previsão de demanda utilizados neste estudo

#### 4.1.1

##### Amortecimento Exponencial

Os métodos de amortecimento exponencial apresentam esta designação em virtude de aplicarem diferentes pesos aos diversos valores de uma série temporal: diminuem exponencialmente, desde a mais recente observação até à mais distante, por intermédio de parâmetros de amortecimento (Makridakis, Wheelwright, e Hyndman 1998). Desta forma as vendas futuras encontram-se mais correlacionadas com os dados históricos mais recentes, do que com os mais antigos.

Algumas das grandes vantagens da utilização dos métodos de amortecimento exponencial são a sua simplicidade em termos computacionais e o seu relativo baixo-custo. Segundo Makridakis, Wheelwright e Hyndman (1998), apesar de por vezes ser possível obter-se

resultados mais precisos através da utilização de métodos mais sofisticados, esse processo pode ser demasiado moroso. Quando são necessárias previsões para milhares de produtos, como é o caso de um sistema de inventário na maior parte das empresas, os métodos de amortecimento são, em certos casos, os únicos capazes de proporcionarem soluções relativamente adequadas em tempo e esforço viável. Contudo, este tipo de método não é o mais adequado para a elaboração de previsões no longo-prazo, onde o comportamento da procura dos produtos sofre significativas alterações.

Existem diversas abordagens que se enquadram dentro do amortecimento exponencial, cada uma delas adequada aos diversos padrões inerentes nas séries temporais de dados. Ainda que existam outras pequenas variantes, a família de métodos de amortecimento exponencial está dividida em três principais categorias.

#### 4.1.2 Amortecimento exponencial simples

A utilização desta variante do método exponencial adequa-se a séries temporais estacionárias, ou seja, séries sem tendência e sem sazonalidade, onde as diferentes procuras variam em torno de um valor médio (Herrmann 2012):

$$F_{t+1} = F_t + \alpha \times (D_t - F_t) \quad (4.1)$$

Onde:

$D_t$ , corresponde à demanda observada no período  $t$ ,

$F_t$ , é a previsão calculada anteriormente para o período  $t$ ,

$F_{t+1}$ , é a previsão que se deseja calcular para o próximo período e,

$\alpha$ , é uma constante de amortização da estimativa entre 0 e 1.

Verifica-se que a previsão para o período seguinte é, simplesmente, a previsão calculada para o período anterior acrescida, de um ajustamento do erro verificado ( $D_t - F_t$ ). A equação 4.1 pode ser reescrita da seguinte forma:

$$F_{t+1} = \alpha \times D_t + (1 - \alpha) \times F_t \quad (4.2)$$

Visto que este é um método adequado para séries temporais que não evidenciam nem tendência nem sazonalidade, as previsões para períodos mais afastados no tempo são fixas e calculadas da seguinte forma:

$$F_{t+m} = F_{t+1} \quad (4.3)$$

$$m = 2, 3, \dots$$

Este método apenas possui um parâmetro que necessita ser estimado, nomeadamente, a constante de amortecimento,  $\alpha$ . Quando esta constante possui um valor próximo da unidade, a previsão a calcular irá incluir um elevado ajustamento ao erro obtido no último período. No caso de se optar por igualar a constante  $\alpha$  a 1, a previsão passa a ser obtida pelo método ingênuo, ou seja, corresponde ao valor das vendas do período mais recente. Pelo contrário, quando  $\alpha$  toma valores mais próximos de zero, a nova previsão não irá sofrer ajustamentos muito significantes relativamente às previsões calculadas anteriormente. Conclui-se, então, que o primeiro caso é um método mais reativo, com menor amortecimento dos dados, reagindo mais rapidamente a diferenças existentes no nível da série temporal. Já a segunda opção é mais indicada para séries ou zonas estáveis, onde os dados iniciais mais distantes possuem um papel proeminente (Brown 1956).

### 4.1.3

#### **Amortecimento exponencial de séries com tendência (Método de Holt)**

O método Linear de Holt um corolário do método de Amortecimento Exponencial Simples, na medida em que atribui pesos diferentes aos dados históricos, devendo ser aplicado a procuras que apresentem tendência (Holt, 1957, apud Hyndman et al, 2008). Para além da determinação do nível de cada um dos dados históricos, é necessário também proceder-se à

determinação da sua tendência. Assim, este método estabelece as seguintes relações:

$$N_t = \alpha \times D_t + (1 - \alpha) \times (N_{t-1} + T_{t-1}) \quad (4.4)$$

$$T_t = \beta \times (N_t - N_{t-1}) + (1 - \beta) \times T_{t-1} \quad (4.5)$$

$$F_{t+m} = N_t + T_t \times m \quad (4.6)$$

Onde:

$N_t$ , é a estimativa do nível da série no instante  $t$ ,

$T_t$ , é a estimativa da tendência da série no instante  $t$ ,

$F_{t+m}$ , é a previsão calculada para o período  $t + m$ ,

$\beta$ , é uma constante de amortização da tendência entre 0 e 1 e,

$m$ , corresponde ao número de períodos futuros a serem previstos.

Existem, então, dois processos de amortecimento, um relativamente ao nível, equação (4.4), e outro relativamente à tendência, equação (4.5), sendo necessário estimar duas diferentes constantes. Desta forma, o método de Holt linear é também conhecido por método de amortecimento exponencial duplo.

Esta abordagem revela resultados mais precisos quando são analisadas séries temporais que possuem tendência (Makridakis, Wheelwright, e Hyndman 1998). Ao contrário do amortecimento exponencial simples, a previsão calculada para períodos futuros deixa de ser fixa e passa a considerar possíveis tendências.

#### 4.1.4 Amortecimento exponencial de séries com tendência e sazonalidade (método de Holt-Winters)

O método de Holt-Winters surge do estudo inicial de Holt em conjugação com um novo estudo elaborado por Winters, onde a sazonalidade da série temporal é captada (Hyndman et al. 2008). Estão, então, subjacentes três padrões temporais: nível, tendência e sazonalidade. Cada um deles está representado nas três equações fundamentais deste método, que variam consoante o tipo de sazonalidade: aditiva ou multiplicativa.

Multiplicativa:

$$N_t = \alpha \times \frac{D_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha) \times (N_{t-1} + T_{t-1}) \quad (4.7)$$

$$T_t = \beta \times (N_t - N_{t-1}) + (1 - \beta) \times T_{t-1} \quad (4.8)$$

$$S_t = \gamma \times \frac{D_t}{N_t} + (1 - \gamma) \times S_{t-s} \quad (4.9)$$

$$F_{t+m} = (N_t + T_t \times m) \times S_{t-s+m} \quad (4.10)$$

Aditiva:

$$N_t = \alpha \times (D_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha) \times (N_{t-1} + T_{t-1}) \quad (4.11)$$

$$T_t = \beta \times (N_t - N_{t-1}) + (1 - \beta) \times T_{t-1} \quad (4.12)$$

$$S_t = \gamma \times (D_t - N_{t-1} - T_{t-1}) + (1 - \gamma) \times S_{t-s} \quad (4.13)$$

$$F_{t+m} = N_t + T_t \times m + S_{t-s+m} \quad (4.14)$$

Onde:

$S_t$ , é a estimativa da sazonalidade da série no instante  $t$ ,

$\gamma$ , é uma constante de amortização da sazonalidade entre 0 e 1,

$s$ , corresponde ao período sazonal.

Na situação da não verificação de tendência, ou seja, onde a série é considerada localmente estacionária, a equação relativa ao cálculo da estimativa da tendência deixa de ser considerada.

Todas as previsões calculadas por estes métodos, baseados no amortecimento exponencial, estão dependentes da fase de implementação do método. Diferentes implementações podem dar origem a diferentes previsões, conforme o método de inicialização e o método de estimativa dos parâmetros escolhido. No entanto, de acordo com o estudo feito por Makridakis e Hibon (1991), as vantagens resultantes da otimização do processo de inicialização dos métodos exponenciais são poucas, ou inexistentes. Assim, a escolha do método de inicialização do modelo não é determinante para a obtenção de resultados precisos.

A maior dificuldade inerente a estes métodos é a determinação do valor das constantes de amortecimento a utilizar, que influenciam o nível de precisão obtido nas previsões. Segundo Gardner (1985), uma possível metodologia consiste na otimização desta constante, de forma a minimizar-se um dos erros médios obtidos, nomeadamente o Erro Quadrático Médio (EQM). Esta é uma abordagem relativamente simples e que produz bons resultados.

#### **4.1.5 Método de Croston**

Croston (1972) publicou o trabalho pioneiro no que tange à previsão de demanda para componentes ou eventos que apresentem comportamento intermitente. Ele propôs um método novo: aplicar o amortecimento exponencial sobre a demanda ( $z$ ) e separadamente sobre o intervalo entre demandas ( $p$ ). Depois, dividir  $z$  por  $p$ , obtendo a previsão da demanda ( $z^*$ ), isto é:  $z^* = z/p$ . Afirma que referido procedimento elimina o viés causado pelo único amortecimento exponencial aplicado sobre a série temporal. Portanto, o método de Croston significa executar o amortecimento exponencial tanto sobre a demanda quanto sobre o intervalo entre as demandas e depois obter o quociente entre estas, resultando na previsão de demanda (quantidade por período).

Para formular este novo método, Croston valeu-se de quatro suposições, que serão analisadas a seguir:

a) Intervalo entre as demandas: considerou-o como um processo estacionário e a distribuição como sendo iid, isto é, independente e identicamente distribuída.

b) Demanda: considerou-a como um processo de Bernoulli, isto é, tem ou não tem demanda (processo binário). Deve ser estacionária e ser iid normal, isto é, com distribuição normal.

c) Relação entre Intervalo e Demanda: devem ser independentes entre si.

d) Tamanho da demanda (quantidades requisitadas): deve ter média  $\mu$ , variância  $\sigma^2$  e apresentar distribuição normal.

Para uma melhor comparação entre o método do amortecimento exponencial e o método de Croston, uma notação deve ser estabelecida (WILLEMAIN et al, 1994):

Seja:

$x_t$  = indicador binário de demanda no tempo  $t$ ;

$z_t$  = tamanho da demanda;

$y_t = x_t \cdot z_t$  = demanda para um item no tempo  $t$ ;

$\mu$  = média da demanda, quando esta não é nula;

$\sigma_2$  = variância da demanda, quando esta não é nula;

$p$  = número médio de períodos (de tempo) entre as demandas;

$\alpha$  = coeficiente de amortecimento

$y'_t$  = estimativa da demanda média para o período (amortecimento exponencial);

$y^*$  = estimativa da demanda imediatamente após a ocorrência de uma demanda (amortecimento exponencial);

$q$  = intervalo de tempo desde a última demanda;

$p''_t$  = estimativa do intervalo médio entre demandas (Croston);

$z''_t$  = estimativa média do tamanho da demanda (Croston);

$y''_t$  = estimativa média da demanda por período.

Quando a demanda é estável, a meta dos métodos de previsão é estimar a demanda média por período,  $\mu/p$ .

Em situações reais, nem sempre a série é estacionária. É comum os dados apresentarem tendência e foi esta constatação que motivou Wright (1986) a desenvolver uma modificação no método de Holt. Este método calcula uma linha de tendência, por meio do amortecimento exponencial. Esta característica do método o torna um bom candidato a ser aplicado na previsão em séries que são intermitentes e ao mesmo tempo apresentam tendência.

Ao realizar uma análise mais detalhada do amortecimento exponencial frente à previsão de estoques. A cada período de revisão do estoque, quer no período tenha havido demanda ou não, o método do amortecimento exponencial fará a seguinte atualização:

$$y'_{t-1} = y'_{t-1} + \alpha(y_t - y'_{t-1}) \quad (4.15)$$

Croston demonstrou que estas estimativas contêm viés para cima em dois casos:

a) Quando uma demanda constante de tamanho  $\mu$  ocorre regularmente a cada  $p$  períodos, a demanda estimada por período, de forma segura, não é  $y^* = \mu/p$ , mas sim:

$$y^* = \left(\frac{\mu}{p}\right) \left\{ \frac{p\alpha}{[1 - (1 - \alpha)^p]} \right\} \quad (4.16)$$

b) Quando a demanda é aleatória, com média  $\mu$  e variância  $\sigma^2$ , e tem a probabilidade de Bernoulli  $1/p$  de ocorrer em qualquer período de revisão, a estimativa feita justamente após a ocorrência de uma demanda produz um valor esperado com viés:

$$E\{y^*\} = \left(\frac{\mu}{p}\right) \left\{ \frac{\alpha + (1 - \alpha)}{p} \right\} \quad (4.17)$$

e variância:

$$V\{y^*\} = \alpha^2 \sigma^2 + \left[ \frac{\alpha(1 - \alpha)^2}{(2 - \alpha)} \right] \left[ \frac{(p - 1)\mu^2}{p^2} + \frac{\sigma^2}{p} \right] \quad (4.18)$$

O método de Croston executa, separadamente, duas suavizações exponenciais. Primeiramente, utiliza o amortecimento exponencial simples sobre a demanda, estimando a demanda média futura. Em seguida, aplica o amortecimento exponencial simples sobre o intervalo entre as demandas,

estimando o intervalo médio futuro. O método atualiza as estimativas após a ocorrência de demanda. Se não ocorrer demanda no espaço entre uma revisão do período e outra (período  $t$ ), o método somente incrementa a contagem dos períodos desde a última demanda. Para que fosse possível esta contagem dos períodos entre as demandas, Croston introduziu a variável  $q$ , que será explicada a seguir.

Têm-se então duas situações possíveis:

a) Se não houver demanda no período, isto é,  $y_t = 0$ :

$$z_t^* = z_{t-1}^* \quad (4.19)$$

$$p_t^* = p_{t-1}^* \quad (4.20)$$

$$q = q + 1 \quad (4.21)$$

b) Se houver demanda no período, isto é,  $y_t \neq 0$ :

$$z_t^* = z_{t-1}^* + \alpha(y_t - z_{t-1}^*) \quad (4.22)$$

$$p_t^* = p_{t-1}^* + \alpha(q - p_{t-1}^*) \quad (4.23)$$

$$q = 1 \quad (4.24)$$

Combinando a previsão do tamanho da demanda com a previsão do intervalo entre demandas, obtém-se a equação central proposta por Croston:

$$y_t^* = \frac{z_t^*}{p_t^*} \quad (4.25)$$

Estas estimativas (previsões) são atualizadas somente quando uma demanda ocorrer.

Notar também a variável  $q$ , conforme equações (4.21) e (4.24): se a cada período de revisão, digamos, ao final de cada mês, não se verificou demanda, a variável  $q$  vai crescendo (equação 4.21), até que uma demanda se confirme no período. Quando a demanda ocorrer, naturalmente a variável  $q$

assume o valor 1 (um), conforme atesta a equação (4.24). Esta foi a maneira que J. D. Croston encontrou para administrar os períodos sem demanda e permitir o uso do amortecimento exponencial.

Croston mostrou que o valor esperado da previsão, imediatamente após a ocorrência de demanda, não contém viés:

$$E\{y_t^*\} = \frac{\mu}{p} \quad (4.26)$$

e que a variância aproximada é:

$$V\{y_t^*\} = \left[ \frac{\alpha}{(2 - \alpha)} \right] \left[ \frac{(p - 1)^2 \mu^2}{p^4} + \frac{\sigma^2}{p^2} \right] \quad (4.27)$$

Esta variância (equação 4.27) é menor que o do amortecimento exponencial (equação 4.18). Quando a demanda ocorre em todos os períodos de revisão, isto é, a série se torna contínua, o método de Croston passa a ser idêntico ao amortecimento exponencial convencional.

#### 4.1.6 Modelamento da Distribuição de Poisson

O método pode ser expresso na forma da equação (4.28). Observa-se que ela possui apenas um parâmetro  $\lambda$  que é interpretado como a média das ocorrências no evento. Assim, a probabilidade de ocorrerem  $\mathcal{E}$  eventos dentro de um intervalo de tempo é dado por:

$$P(X = \mathcal{E}) = \frac{\lambda^{\mathcal{E}} e^{-\lambda}}{\mathcal{E}!} \quad (4.28)$$

Onde:

$e \approx 2,7183$

$\lambda > 0$

## 4.2 Métricas de precisão

Na implementação de uma sistemática de previsão de demanda, a verificação da adequação dos métodos de previsões que serão implementados é fundamental. Durante a escolha de um método para o cálculo das previsões, deve conhecer-se o grau de incerteza que lhe está associado, sendo que a decisão deve apontar para aquele que proporciona erros menores. Assim, a análise do grau de certeza dos dados através do cálculo do erro é um método complementar necessário ao método de cálculo das previsões.

O erro das previsões elaboradas face às demandas observadas e o respectivo erro absoluto são calculados da seguinte forma:

$$E_t = D_t - F_t \quad (4.29)$$

$$EA_t = |D_t - F_t| \quad (4.30)$$

Onde:

$E_t$ , Erro

$EA_t$ , Erro Absoluto

$D_t$ , corresponde à demanda observada no período  $t$ , e

$F_t$ , corresponde à previsão calculada para o período  $t$ .

Seguidamente, estão apresentados os erros utilizados neste estudo, em função das características da demanda.

O MAE consiste na média dos erros absolutos entre as demandas observadas e as previsões calculadas ( $0 \leq MAE \leq +\infty$ ). O MAE é um indicador apropriado para a medição da precisão dos dados: quanto mais próximo o seu valor for de zero, mais precisas são as previsões. Caso o MAE seja zero, significa que as previsões calculadas são iguais a demanda observada, nos períodos em análise. Contudo, se isto não se verificar, a sua interpretação torna-se mais difícil, sendo certa apenas a informação do quanto as previsões consideradas se afastaram em média das demandas observadas, em termos absolutos. É calculado da seguinte forma:

$$MAE = \frac{1}{N} \times \sum_{t=1}^N EA_t \quad (4.31)$$

A métrica MAPE do inglês *Mean Absolut Percentage Error*, é uma medida que expressa a acurácia da previsão como uma porcentagem do erro, assim quanto menor o MAPE melhor será a previsão. O MAPE é um dos mais utilizados indicadores de desempenho relacionado aos resíduos (erros), o qual é utilizado nesta modelagem para também avaliar a aderência do modelo (DIEBOLD; MARIANO, 1995). É calculado da seguinte forma:

$$MAPE = \frac{1}{N} \times \sum_{t=1}^N EPA_t \quad (4.32)$$

Onde:

$EPA_t$ , Erro Percentual Absoluto

Quando a série histórica é intermitente, os vários períodos com demanda nula (zero) causam dificuldade aos denominadores das medidas de discrepância, especialmente para o MAPE. Visando contornar este inconveniente, Hyndman e Koehler (2006), propuseram uma medida de discrepância que fosse livre de escala. Desta forma, poderia absorver séries intermitentes e ainda ser comparada com outras séries.

O MASE (Mean Absolute Scaled Error) é uma métrica independente da escala dos dados e proposta por Hyndman e Koehler (2005), que surge como resposta a alguns dos problemas encontrados nos erros descritos anteriormente. É calculado segundo a equação (2.35). É calculado da seguinte forma:

$$MASE = \text{Média} \left[ \left| \frac{E_t}{\frac{1}{n} \sum_{t=2}^n |F_t - F_{t-1}|} \right| \right] \quad (4.33)$$

Onde:

$E_t$ , Erro da previsão calculado através de um determinado método

$D_t$ , corresponde à demanda para o período  $t$

$D_{t-1}$ , corresponde à demanda para o período  $t-1$

Este cálculo é realizado através da divisão do erro da previsão, com recurso a um determinado método, pela média dos erros do Método Ingénuo. Caso o valor obtido no cálculo do MASE seja menor do que um, considera-se que as previsões calculadas pelo método proposto, em média, produzem erros menores do que as previsões calculadas pelo Método Ingénuo. De acordo com os seus autores, este é um erro que se deve considerar como uma prática adequada à comparação da precisão de previsões segundo diferentes métodos e, inclusive, para diferentes séries de dados. Estes reforçam ainda, o que dizem ser a grande vantagem deste erro: a adequação do erro a séries intermitentes, onde existem vários períodos sem qualquer consumo.

### 4.3

#### Modelo de previsão proposto

A metodologia aplicada será a mesma para os doze itens estudados, a saber:

I) Primeira Etapa: Análise da série original. Visando obter mais detalhes sobre a série temporal (todos os dados), os seguintes passos serão aplicados:

- a) Análise gráfica das séries temporais.
- b) Decompor a série, avaliando: tendência e ciclo, sazonalidade e valores aleatórios.
- c) Classificação das demandas através do intervalo médio e do coeficiente de variação (ADI e CV).
- d) Investigar as distribuições das demandas.

II) Segunda Etapa: Realizar as previsões sobre o conjunto amostral.

- a) Remover, das series originais, os seis últimos meses, que serão utilizados posteriormente na confrontação com as previsões. A este conjunto de dados remanescente (78 meses), chamar-se-á de “conjunto amostral”.
- b) Avaliar o desempenho dos métodos de previsão dentro da amostra.
- c) Analisar os resultados de acordo com a classificação da demanda dos itens.

III) Terceira Etapa: Realizar as previsões sobre as séries temporais – Previsão com seis períodos à frente.

a) Aplicar os cinco métodos de previsão (Amortecimento exponencial simples, Holt, Holt-Winters, Croston e Poisson). Avaliar e eleger os menores valores do MAE e MASE (menores resíduos).

b) Comparar os resultados obtidos com a sistemática utilizada atualmente na MB.

c) Avaliar se os resíduos são independentes e identicamente distribuídos (iid), aplicando o Teste de Ljung Box (esperado: p-valor > 0,05).

## 5.0

### Aplicação da metodologia e análise dos resultados

No capítulo 4 foram enfatizados os métodos de previsão e as medidas de acurácia que serão utilizados para obtenção dos resultados. Também foi mostrado o passo a passo da metodologia a ser empregada. Neste capítulo a abordagem será prática, inicialmente será realizada a análise dos dados obtidos, e posteriormente os métodos serão testados, e o melhor será selecionado para implementação na MB.

## 5.1

### Estrutura dos dados

Para obtenção dos dados, foi utilizado o SINGRA como principal ferramenta de apoio gerencial, extraindo-se as demandas mensais, de cada item essencial de saúde, no período de janeiro de 2011 até dezembro de 2017, conforme solicitações realizadas ao SAbM. A relação de itens essenciais de saúde (RMS-1) é composta por 299 itens distintos e classificados tecnicamente em cinco categorias pelo Sistema de Abastecimento em conjunto com a Diretoria de Saúde da Marinha, sendo assim composta: 14 itens de medicamentos controlados, 07 itens de grande volume, 90 itens de materiais médico-cirúrgicos, 151 itens de medicamentos simples e 37 itens de material odontológico, conforme Tabela 6. Esses são itens considerados essenciais para o perfeito funcionamento de qualquer OMS.

Tabela 6 - Itens da RMS- por categorias

Categorias	Quantidade de itens (SKUs)
Medicamentos Controlados	14
Grande Volume	7
Material Médico cirúrgico	90
Medicamentos Simples	151
Material Odontológico	37
Total de Itens da RMS- 1	299

Fonte: Autor

Com o objetivo de otimizar os cálculos realizados nesse estudo, foi realizado uma categorização dos itens pertencentes à RMS-1. Norteados pela teoria de Pareto, e tomando como base os preços unitários e os consumos realizados no período de janeiro de 2011 até dezembro de 2017 dos 299 itens pertencentes à RMS-1, foram selecionados os doze principais itens, representando aproximadamente 45% do volume financeiro do período, conforme tabela 7.

Tabela 7 - Doze principais itens essenciais de saúde

Descrição	Demanda período de 2011 até 2017	Preço unitário	Volume financeiro
LUVA DESCARTÁVEL TAMANHO M	358.176	R\$ 15,13	R\$5.419.202,88
ENOXAPARINA INJETÁVEL 40MG	305.476	R\$ 16,64	R\$5.083.120,64
CLORETO DE SÓDIO FRASCO 500ML	1.725.192	R\$ 2,13	R\$3.674.658,96
LUVA DESCARTÁVEL TAMANHO P	226.546	R\$ 14,95	R\$3.386.862,70
ALBUMINA HUMANA FRASCO 50ML	23.829	R\$ 137,01	R\$3.264.811,29
CIPROFLOXACINO SOLUÇÃO 200MG	152.646	R\$ 18,16	R\$2.772.051,36
CLORETO DE SÓDIO FRASCO 100ML	1.523.293	R\$ 1,75	R\$2.665.762,75
SERINGA DE MATERIAL POLIPROPILENO	2.037.658	R\$ 1,30	R\$2.648.955,40
CAPOTE CIRÚRGICO	116.691	R\$ 20,33	R\$2.372.328,03
LUVA DESCARTÁVEL TAMANHO G	146.942	R\$ 14,95	R\$2.196.782,90
ENOXAPARINA INJETÁVEL 60MG	77.358	R\$ 25,51	R\$1.973.402,58
COMPRESSA DE GAZE	4.377.407	R\$ 0,42	R\$1.838.510,94
		Total	R\$37.296.450,43

Fonte: Autor

Após a categorização dos itens, foi realizada uma análise gráfica prévia para verificar os padrões das demandas das séries, percebe-se que algumas séries possuem alguns zeros, indicando meses com ausência de demanda. A Figura 12 mostra o gráfico de linha das séries dos doze principais itens essenciais de saúde.

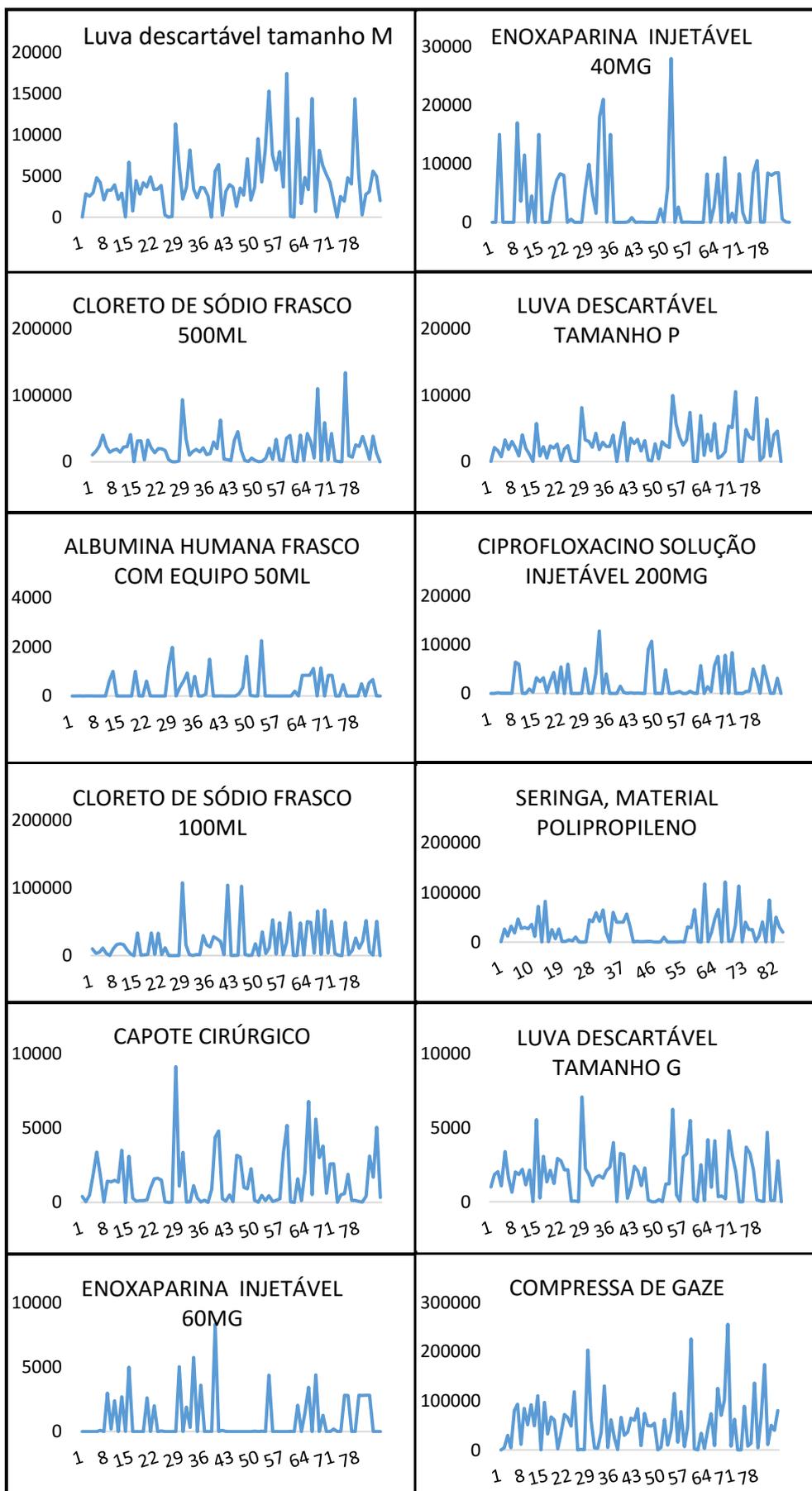


Figura 12 - Séries temporais dos principais itens no período de 2011 a 2017

Fonte: Autor

## 5.2 Decomposição das séries

Previamente às previsões, realizou-se a decomposição clássica (Tabela 7), para analisar a série temporal de cada produto, utilizando-se uma funcionalidade do software Forecast Pro for Windows (STELLWAGEN; GOODRICH, 2011). A decomposição clássica utiliza formulações matemáticas para separar a série em 4 componentes básicas: Tendência, Sazonalidade, Ciclos e Termo Aleatório ou Componente Irregular. As séries podem ser escritas de forma aditiva quando as componentes são somadas para formar os dados resultantes ou na forma multiplicativa, quando as componentes são multiplicadas uma pela outra. A decomposição é uma ferramenta útil para ser aplicada em um passo anterior à seleção e aplicação de um método de previsão, para entendimento das series temporais (Makridakis, Wheelwright, e Hyndman, 1998). Os componentes dos padrões de demanda podem ser usados para projetar valores futuros das previsões.

Tabela 8 - Decomposição clássica baseada no software FPW

<b>DECOMPOSIÇÃO CLASSICA</b>			
<b>Descrição</b>	<b>TENDÊNCIA</b>	<b>SAZONALIDADE</b>	<b>IRREGULAR</b>
LUVA DESCARTÁVEL TAMANHO M	15,88%	18,18%	<b>65,97%</b>
ENOXAPARINA INJETÁVEL 40MG	5,97%	21,52%	<b>72,52%</b>
CLORETO DE SÓDIO FRASCO 500ML	6,80%	16,77%	<b>76,43%</b>
LUVA DESCARTÁVEL TAMANHO P	8,23%	16,88%	<b>74,89%</b>
ALBUMINA HUMANA FRASCO 50ML	7,81%	15,51%	<b>76,68%</b>
CIPROFLOXACINO SOLUÇÃO 200MG	5,21%	16,21%	<b>78,58%</b>
CLORETO DE SÓDIO FRASCO 100ML	7,53%	15,53%	<b>76,94%</b>
SERINGA DE MATERIAL POLIPROPILENO	18,41%	6,61%	<b>74,98%</b>
CAPOTE CIRÚRGICO	7,53%	11,39%	<b>81,08%</b>
LUVA DESCARTÁVEL TAMANHO G	3,26%	24,54%	<b>72,20%</b>
ENOXAPARINA INJETÁVEL 60MG	5,85%	14,35%	<b>79,80%</b>
COMPRESSA DE GAZE	2,11%	15,92%	<b>81,97%</b>

Fonte: Autor

Com base nos dados da tabela 8, a decomposição clássica destaca a alta participação da componente irregular, significando que haverá dificuldade na modelagem para qualquer um dos produtos.

O padrão de demanda irregular ocorre no caso de demandas intermitentes ou elevado grau de incerteza a respeito do momento ou nível de ocorrência da demanda. Padrões de demanda irregular são particularmente

difíceis de prever e ocorrem por vários motivos: o padrão de demanda é dominado por pedidos de grandes clientes não frequentes; a demanda pode ser derivada da demanda de outros produtos ou serviços; o padrão de demanda pode ser um resultado de dados espúrios ou eventos especiais, entre outros (Ballou, 2001).

No decorrer do estudo, foi identificada uma causa de intermitência e irregularidade das demandas. A transferência de estoque do depósito central a estoques avançados fora do sistema, levando a ocorrência de grandes picos de consumo com muitos períodos sem consumo. Na MB, um único hospital (HNMD) é responsável por aproximadamente 80% de toda a demanda dos itens essenciais de saúde da MB. O HNMD possui um paiol interno onde armazena material recebido do depósito e realiza pedidos esporádicos para realizar seu reabastecimento de estoques.

Este cenário dificulta a realização de previsões, pois, os dados históricos não correspondem com a demanda real do material, e sim, a demanda de reabastecimento dos estoques dos paióis dos hospitais da MB. A MB não possui dados históricos confiáveis das demandas de saída dos itens dos estoques dos paióis dos hospitais para utilização nos diversos setores consumidores dos hospitais.

### **5.3 Intermitência da demanda e coeficiente de variação**

Pode-se verificar na tabela 9, que dentre os doze itens estudados, oito possuem demanda errática (alta variação na quantidade demandada) e quatro possuem uma demanda intermitente/lumpy (alta variação na quantidade e muitos períodos sem demanda). Ao mesmo tempo, o desvio padrão se apresenta com valores altos, endereçando alto índice de dispersão das séries temporais.

Descrição	CV	ADI	Classificação da Demanda
LUVA DESCARTÁVEL TAMANHO M	0,834	1,050	Errática
ENOXAPARINA INJETÁVEL 40MG	1,590	1,400	Intermitente/Lumpy
CLORETO DE SÓDIO FRASCO 500ML	1,148	1,024	Errática
LUVA DESCARTÁVEL TAMANHO P	0,895	1,077	Errática
ALBUMINA HUMANA FRASCO 50ML	1,759	2,270	Intermitente/Lumpy
CIPROFLOXACINO SOLUÇÃO 200MG	1,596	1,273	Intermitente/Lumpy
CLORETO DE SÓDIO FRASCO 100ML	1,386	1,037	Errática
SERINGA DE MATERIAL POLIPROPILENO	1,193	1,037	Errática
CAPOTE CIRÚRGICO	1,281	1,050	Errática
LUVA DESCARTÁVEL TAMANHO G	0,933	1,105	Errática
ENOXAPARINA INJETÁVEL 60MG	1,838	2,211	Intermitente/Lumpy
COMPRESSA DE GAZE	1,005	1,037	Errática

Fonte: Autor

Ao realizar esta mesma análise para todo o conjunto de itens essenciais de saúde, percebe-se que 143 itens possuem demanda intermitente/lumpy (48%) e 156 itens possuem demanda errática (52%), conforme figura 13.

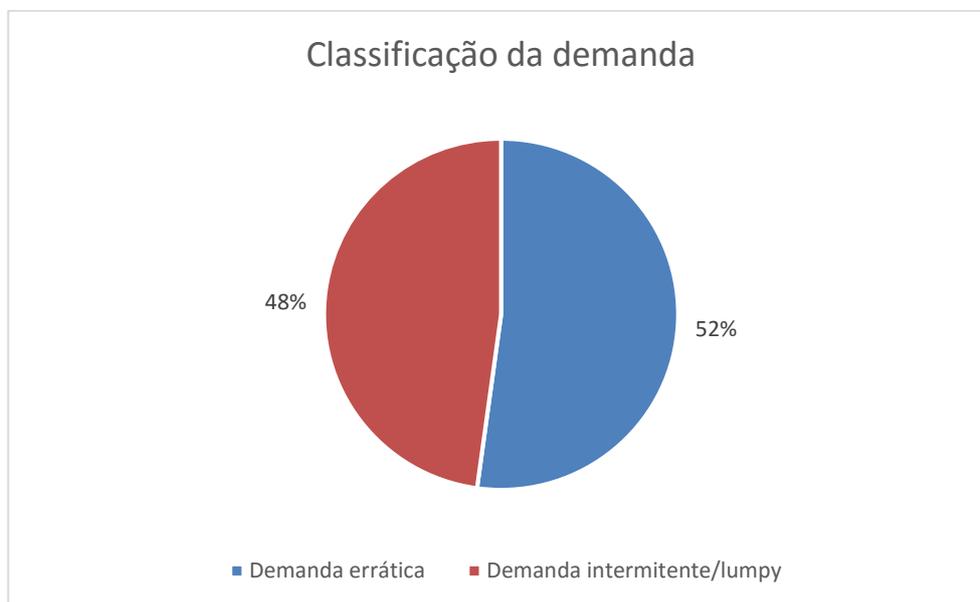


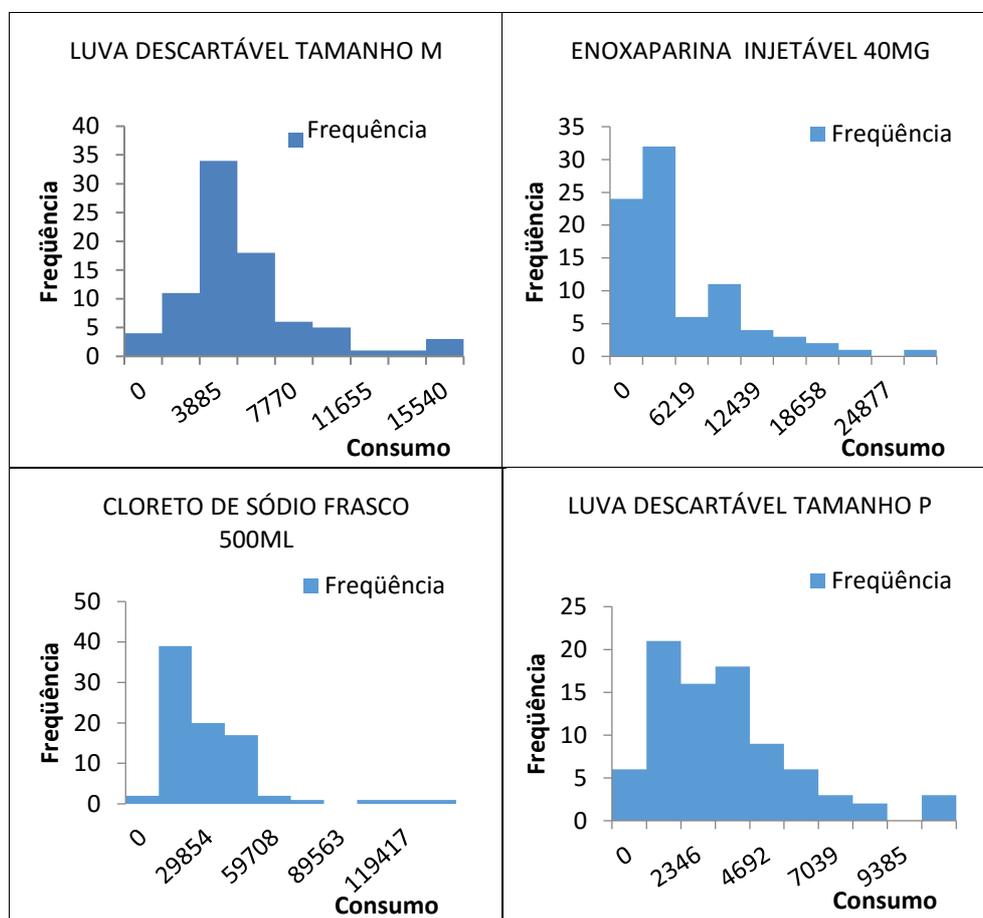
Figura 13 - Classificação da demanda segundo Syntetos et al (2005).  
Fonte: Autor.

A classificação dos padrões de demanda facilita a seleção do método mais adequado àquela determinada demanda sendo essencial para o uso de diversos softwares de previsão de demanda.

## 5.4

### Distribuição da demanda

Os métodos tradicionais de previsão de demanda assumem que a curva de distribuição da demanda total para um item particular em um determinado tempo de ressurgimento (lead time) corresponde a uma curva de distribuição normal. Alguns pesquisadores alertam que séries intermitentes não possuem distribuição normal na demanda (CROSTON, 1972; JOHNSTON e BOYLAN, 1996; JOHSTON, BOYLAN e SHALE, 2003; LEVÉN e SEGERSTEDT, 2004). A Figura 14 apresenta o histograma das demandas dos doze principais itens essenciais de saúde, confirmando a não normalidade na distribuição.



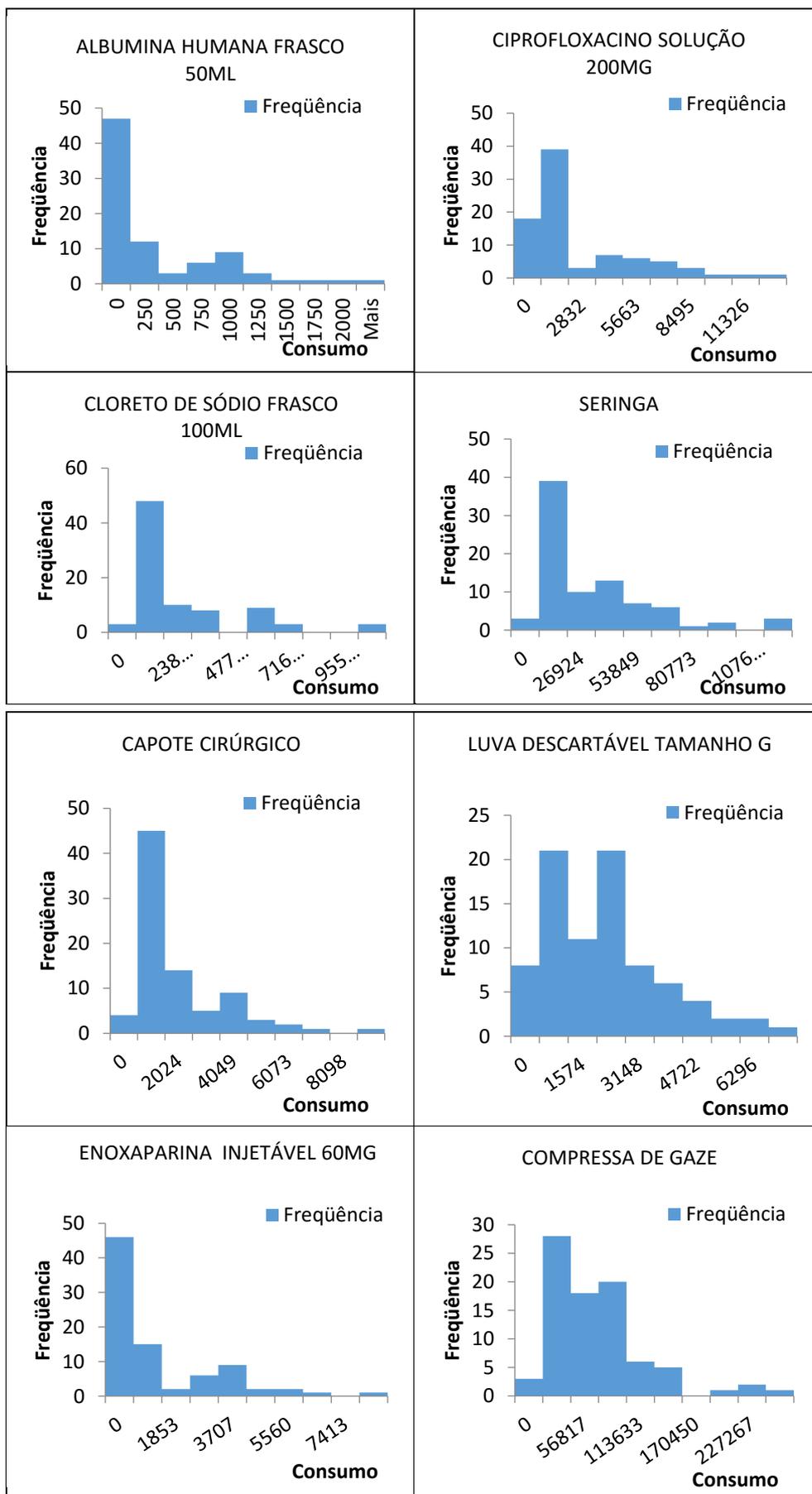


Figura 14 – Histograma das distribuições das demandas  
Fonte: Autor

## 5.5

### Desempenho dos métodos de previsão (Dentro da amostra)

Com o objetivo de medir o desempenho dos métodos de previsão e verificar seu comportamento diante das series temporais estudadas, foram verificados os desempenhos dos métodos de Amortecimento Exponencial Simples (AES), Holt, Holt-Winters (HW) e Croston. Os cálculos foram realizados dentro da amostra, utilizando o conjunto amostral de 78 meses. Os resultados das previsões estão nas Tabelas 10 e 11, onde é possível notar que o modelo com os menores valores de MAE e MASE é o modelo de Holt Winters, seguido pelo modelo de Amortecimento Exponencial Simples. A menor discrepância de cada indicador – MAE e MASE - está assinalada em negrito.

Tabela 10 - Resultados das previsões dentro da amostra (MAE)

Descrição	MAE				CLASSIFICAÇÃO
	AES	HOLT	HW	CROSTON	
LUVA DESCARTÁVEL TAMANHO M	2407	2522	<b>2391</b>	2623	HW
ENOXAPARINA INJETÁVEL 40MG	4522	4558	<b>4156</b>	4775	HW
CLORETO DE SÓDIO FRASCO 500ML	16134	16775	<b>15809</b>	17020	HW
LUVA DESCARTÁVEL TAMANHO P	1739	1733	<b>1544</b>	1831	HW
ALBUMINA HUMANA FRASCO 50ML	396	364	395	<b>356</b>	CROSTON
CIPROFLOXACINO SOLUÇÃO 200MG	2341	2447	<b>2267</b>	2305	HW
CLORETO DE SÓDIO FRASCO 100ML	18783	19119	<b>17978</b>	18839	HW
SERINGA DE MATERIAL POLIPROPILENO	22356	<b>22242</b>	22808	22921	HOLT
CAPOTE CIRÚRGICO	1324	1320	<b>1302</b>	1354	HW
LUVA DESCARTÁVEL TAMANHO G	1257	1262	<b>1143</b>	1297	HW
ENOXAPARINA INJETÁVEL 60MG	1285	1359	1290	<b>1156</b>	CROSTON
COMPRESSA DE GAZE	38748	43055	<b>38677</b>	42060	HW
TOTAL	111292	116756	<b>109760</b>	116537	

Fonte: Autor

Tabela 11 - Resultados das previsões dentro da amostra (MASE)

MASE					
Descrição	AES	HOLT	HW	CROSTON	CLASSIFICAÇÃO
LUVA DESCARTÁVEL TAMANHO M	0,759	0,796	<b>0,754</b>	0,828	HW
ENOXAPARINA INJETÁVEL 40MG	0,782	0,789	<b>0,719</b>	0,825	HW
CLORETO DE SÓDIO FRASCO 500ML	0,695	0,723	<b>0,681</b>	0,734	HW
LUVA DESCARTÁVEL TAMANHO P	0,811	0,808	<b>0,720</b>	0,854	HW
ALBUMINA HUMANA FRASCO 50ML	0,714	0,656	0,713	<b>0,643</b>	CROSTON
CIPROFLOXACINO SOLUÇÃO 200MG	0,796	0,833	<b>0,771</b>	0,784	HW
CLORETO DE SÓDIO FRASCO 100ML	0,630	0,642	<b>0,603</b>	0,632	HW
SERINGA DE MATERIAL POLIPROPILENO	0,659	<b>0,655</b>	0,672	0,676	HOLT
CAPOTE CIRÚRGICO	0,708	0,706	<b>0,690</b>	0,724	HW
LUVA DESCARTÁVEL TAMANHO G	0,734	0,737	<b>0,667</b>	0,757	HW
ENOXAPARINA INJETÁVEL 60MG	0,775	0,819	0,777	<b>0,697</b>	CROSTON
COMPRESSA DE GAZE	0,685	0,761	<b>0,684</b>	0,743	HW
TOTAL	8,748	8,924	<b>8,452</b>	8,896	

Fonte: Autor

Ao analisarmos os itens de acordo com sua classificação da demanda proposta por Syntetos et al (2005), percebe-se que os itens com demanda errática obtiveram melhores resultados com o método de Holt Winters, no entanto, os itens com demanda intermitente/lumpy tiveram bons resultados com o método de Croston. Entre os quatro itens classificados como intermitente/lumpy, dois possuem níveis de intermitência leve, a saber: 1) Enoxoparina 40 MG, com ADI = 1,40 e 2) Ciprofloxacino 200 MG, com ADI = 1,27 e dois itens possuem níveis de intermitência mais altos, a saber: 3) Albumina Humana, com ADI = 2,27 e 4) Enoxoparina 60 MG, com ADI = 2,21. Verificou-se que os itens com intermitência leve, o método de Holt Winters obteve melhores resultados, no entanto, para os itens com  $ADI > 2,00$  – que se aplica aos componentes: Albumina Humana e Enoxoparina 60 MG – o método de Croston sobrepujou os métodos de amortecimento exponencial.

## 5.6

### Previsões sobre as séries temporais (Fora da amostra)

Após medir o desempenho dos métodos de previsão dentro da amostra, foram calculadas as previsões fora da amostra. Dessa vez, para todos os

métodos estudados (Amortecimento exponencial simples, Holt, Holt-Winters, Croston e Poisson). Os cálculos foram realizados utilizando o conjunto amostral de 78 meses (janeiro de 2011 até junho de 2017), sendo calculadas as previsões para os seis meses subsequentes (julho até dezembro de 2017). As previsões calculadas foram comparadas com os consumos reais ocorridos no período. Os valores dos erros MAE e MASE obtidos podem ser visualizados nas tabelas 11 e 12. Os cálculos para os métodos de Amortecimento Exponencial Simples, Holt, Holt-Winters e Croston foram realizados através do software R e o método de Poisson realizado através de planilha eletrônica em Excel. Os coeficientes utilizados para realizar as previsões dos métodos de Amortecimento Exponencial com suas variações e o método de Croston, foram selecionados pelo software R e constam no Apêndice 2.

A partir das Tabelas 12 e 13, em uma primeira observação percebe-se que o método com menores valores para MAE e MASE é o modelo de Holt Winters, seguido pelos modelos de Croston e Amortecimento Exponencial Simples. Por outro lado, verifica-se que o método com os maiores valores dos erros, portanto, com maiores desvios de previsão, foi o modelo utilizado atualmente pela MB.

Tabela 12 - Resultados das previsões para seis períodos à frente – Fora da amostra (MAE).

MAE								
Descrição	MB ATUAL	AES	HOLT	HW	CROSTON	POISSON	CLASSIFICAÇÃO	COMPARATIVO
LUVA DESCARTÁVEL TAMANHO M	2983	2254	3499	2501	2317	<b>1890</b>	POISSON	58%
ENOXAPARINA INJETÁVEL 40MG	4041	4041	4074	<b>2858</b>	4041	4041	HW	41%
CLORETO DE SÓDIO FRASCO 500ML	14741	13695	14357	<b>12114</b>	15164	13695	HW	22%
LUVA DESCARTÁVEL TAMANHO P	2244	2244	2334	<b>2153</b>	2244	2244	HW	4%
ALBUMINA HUMANA FRASCO 50ML	284	282	287	372	<b>282</b>	282	CROSTON	1%
CIPROFLOXACINO SOLUÇÃO 200MG	1935	1935	1961	<b>1723</b>	1935	1935	HW	12%
CLORETO DE SÓDIO FRASCO 100ML	19685	19685	20790	<b>19131</b>	19685	19685	HW	3%
SERINGA DE MATERIAL POLIPROPILENO	27183	24138	24471	<b>23669</b>	24138	24138	HW	15%
CAPOTE CIRÚRGICO	1510	1510	1541	<b>1429</b>	1510	1510	HW	6%
LUVA DESCARTÁVEL TAMANHO G	1891	1891	1892	<b>1671</b>	1891	1891	HW	13%
ENOXAPARINA INJETÁVEL 60MG	1407	1407	1432	<b>1200</b>	1407	1407	HW	17%
COMPRESSA DE GAZE	49952	38004	<b>35642</b>	40487	36280	45723	HOLT	40%
TOTAL	127854	111085	112279	<b>109308</b>	110893	118440		

Fonte: Autor

Tabela 13 - Resultados das previsões para seis períodos à frente – Fora da amostra (MASE)

Descrição	MASE						CLASSIFICAÇÃO	COMPARATIVO
	MB ATUAL	AES	HOLT	HW	CROSTON	POISSON		
LUVA DESCARTÁVEL TAMANHO M	1,285	0,971	1,507	1,077	0,998	<b>0,814</b>	POISSON	58%
ENOXAPARINA INJETÁVEL 40MG	2,600	2,600	2,621	<b>1,839</b>	2,600	2,600	HW	41%
CLORETO DE SÓDIO FRASCO 500ML	0,714	0,663	0,696	<b>0,587</b>	0,735	0,663	HW	22%
LUVA DESCARTÁVEL TAMANHO P	0,667	0,667	0,694	<b>0,640</b>	0,667	0,667	HW	4%
ALBUMINA HUMANA FRASCO 50ML	0,730	<b>0,721</b>	0,734	0,951	<b>0,721</b>	0,721	CROSTON	1%
CIPROFLOXACINO SOLUÇÃO 200MG	0,667	0,667	0,676	<b>0,594</b>	0,667	0,667	HW	12%
CLORETO DE SÓDIO FRASCO 100ML	0,612	0,612	0,646	<b>0,595</b>	0,612	0,612	HW	3%
SERINGA DE MATERIAL POLIPROPILENO	0,562	0,499	0,506	<b>0,489</b>	0,499	0,499	HW	15%
CAPOTE CIRÚRGICO	0,719	0,719	0,734	<b>0,681</b>	0,719	0,719	HW	6%
LUVA DESCARTÁVEL TAMANHO G	0,768	0,769	0,768	<b>0,679</b>	0,768	0,768	HW	13%
ENOXAPARINA INJETÁVEL 60MG	2,947	2,947	2,999	<b>2,514</b>	2,947	2,947	HW	17%
COMPRESSA DE GAZE	0,710	0,540	<b>0,507</b>	<b>0,576</b>	0,516	0,650	HOLT	40%
TOTAL	12,982	12,376	13,088	<b>11,221</b>	12,449	12,329		

Fonte: Autor

Em seguida foram comparados os modelos entre si, para um mesmo item, através de um ranking, de forma a facilitar a visualização do desempenho de cada modelo. Na Tabela 14 é possível verificar a quantidade de vezes que cada método ficou em cada posição no ranking, que pode variar de 1 a 6. Vale ressaltar que diferentes métodos puderam obter a mesma posição caso os erros fossem iguais. Se observada a média das posições de cada modelo, a constatação de superioridade do modelo de Holt Winters é novamente percebida, seguido pelos métodos de Amortecimento Exponencial Simples, Poisson e Croston. Novamente, a inferioridade do modelo utilizado atualmente pela MB foi detectada.

Tabela 14 - Ranking dos métodos de previsão

MÉTODO DE PREVISÃO	Posição						Média do ranking
	1º	2º	3º	4º	5º	6º	
MB ATUAL	0	8	0	2	1	1	<b>2,92</b>
AES	1	10	1	0	0	0	<b>2,00</b>
HOLT	1	0	10	0	0	1	<b>3,08</b>
HW	9	0	0	3	0	0	<b>1,75</b>
CROSTON	1	9	1	0	1	0	<b>2,25</b>
POISSON	2	9	0	0	1	0	<b>2,08</b>

Fonte: Autor

Ao realizarmos uma análise de acordo com a classificação da demanda dos itens para as previsões fora da amostra, verificou-se que os itens com demanda errática novamente obtiveram melhores resultados com o método de amortecimento exponencial e suas variações. No caso dos itens com demanda intermitente/lumpy, os dois itens que possuem níveis de intermitência leve (Enoxoparina 40 MG e Ciprofloxacino 200 MG) novamente obtiveram melhores resultados com o método de Holt Winters. Para os itens com níveis de intermitência mais altos, verificou-se que, enquanto o item Albumina Humana continuou obtendo melhores resultados com o método de Croston, o item Enoxoparina 60 MG passou a ter melhor resultado com o método de Holt Winters, não sendo possível confirmar a superioridade do método de Croston para os itens com  $ADI > 2,0$ .

Alguns trabalhos tiveram os mesmos resultados, Koenig (2014) não conseguiu demonstrar a superioridade do método de croston em relação aos métodos de amortecimento exponencial para séries temporais intermitentes ( $ADI > 1,25$ ). Bertolde e Junior (2013) obtiveram melhores resultados com o método de amortecimento exponencial do que com o método de Croston para séries temporais intermitentes.

Através dos resultados obtidos, não foi possível realizar uma correlação entre os percentuais de tendência, sazonalidade e irregularidade das series temporais, com os métodos de previsão.

## **5.7**

### **Teste de Ljung Box**

A estatística Ljung-Box é utilizada para testar se uma série de observações ao longo do tempo é aleatória e independente. Na etapa de diagnóstico dos modelos, foram realizados os testes de Ljung-Box (1978) para verificação de auto correlação dos resíduos. Após a realização dos testes foi possível avaliar se os resíduos são independentes e identicamente distribuídos (iid), demonstrando a aderência dos métodos as series temporais dos itens essenciais de saúde.

Para todos os métodos e itens estudados foram obtidos valores do p-valor  $> 0,05$  (exceto para o item CLORETO DE SÓDIO 100ML), não sendo possível rejeitar a hipótese nula, demonstrando que os resíduos são iid. Foi utilizado o nível de significância de 95%. Os resultados dos testes de Ljung Box encontram-se no Apêndice 2.

## 6

### Conclusões

Este trabalho estudou a Cadeia de Suprimentos de Material de Saúde da Marinha do Brasil, tendo como foco a previsão de demanda dos itens essenciais de saúde, composto por 299 itens catalogados que, por critérios técnicos e gerenciais, são classificados como: medicamentos controlados, materiais médico-cirúrgicos, medicamentos simples e material de grande volume e material odontológico. São itens essenciais para o funcionamento de qualquer unidade de saúde. O trabalho propõe como resposta ao objetivo geral de aperfeiçoar a atual Cadeia de Suprimentos de Material de Saúde, a substituição do método atualmente utilizado pela MB, por um método que proporcione previsões mais precisas. Atualmente, para cerca de 46% dos itens, as previsões calculadas são piores do que aquelas calculadas, caso se utilizasse o Método Ingénuo.

Com base nos estudos de Johnston & Boylan (1996), Syntetos et al (2005) e Regattieri et al. (2005), as séries temporais dos itens de saúde foram classificadas, através dos valores obtidos do ADI – Intervalo Médio entre Demandas e do CV – Coeficiente de Variação. Na classificação dos 299 itens de saúde, verificou-se que 143 itens possuem demanda intermitente/lumpy (48%) e 156 itens possuem demanda errática (52%). Entre os doze itens selecionados para o estudo, oito possuem demanda errática (alta variação na quantidade demandada) e quatro possuem uma demanda intermitente/lumpy (alta variação na quantidade e muitos períodos sem demanda). Esta análise mostra que nenhum dos itens possui demanda regular.

A causa que contribui para acentuar as características de irregularidade e intermitência dos itens de saúde, foi identificada durante a pesquisa. A transferência de estoque do depósito central a estoques avançados fora do sistema, levando a ocorrência de grandes picos de consumo com muitos períodos sem consumo. Na MB, um único hospital (HNMD) é responsável por aproximadamente 80% de toda a demanda dos itens de saúde. O hospital possui um paiol interno onde armazena material

recebido do depósito central e controla seu estoque realizando pedidos esporádicos de recompletamento de estoques.

Em função das características da Cadeia de Suprimentos de Material de Saúde, foi realizada uma pesquisa na literatura e selecionados os métodos de previsão que melhor se adaptam com as características das séries. Como este trabalho tem o objetivo de implantar um novo método de previsão na MB, não foram estudados métodos com grande complexidade para realização dos cálculos. Os métodos selecionados foram os métodos de Amortecimento Exponencial Simples, Holt, Holt Winters, Croston e Poisson.

Para dar suporte aos cálculos realizados foi utilizado o software estatístico R, por ser software estatístico livre, que pode ser utilizado e distribuído gratuitamente. Sendo utilizado, além dos pacotes incluídos na instalação do software, o pacote “*forecast*”.

Como principal ferramenta de apoio gerencial, foi utilizado o ERP da MB (SINGRA), extraindo-se as demandas mensais de cada item, no período de janeiro de 2011 até dezembro de 2017, conforme solicitações realizadas ao Sistema de Abastecimento da Marinha (SAbM).

Foram realizadas duas análises neste trabalho. Na primeira análise, os cálculos foram realizados dentro da amostra, utilizando o conjunto amostral de 78 meses (janeiro de 2011 até junho de 2017). A análise dos resultados mostra que os itens classificados com demanda errática obtiveram melhores resultados com o método de Holt Winters. Para os itens classificados com demanda intermitente/lumpy, o método de Croston obteve bons resultados. Entre os quatro itens classificados como intermitente/lumpy, dois possuem níveis de intermitência leve, a saber: 1) Enoxoparina 40 MG, com ADI = 1,40 e 2) Ciprofloxacino 200 MG, com ADI = 1,27 e dois itens possuem níveis de intermitência mais altos, a saber: 3) Albumina Humana, com ADI = 2,27 e 4) Enoxoparina 60 MG, com ADI = 2,21. Verificou-se que os itens com leve intermitência o método de Holt Winters obteve melhores resultados, no entanto, para os itens com  $ADI > 2,00$  – que se aplica aos componentes: Albumina Humana e Enoxoparina 60 MG – o método de Croston sobrepujou os métodos de amortecimento exponencial.

Na segunda análise, os cálculos foram realizados utilizando o conjunto amostral de 78 meses (janeiro de 2011 até junho de 2017), sendo calculadas

as previsões para os seis meses subsequentes (julho até dezembro de 2017). As previsões calculadas foram comparadas com os consumos reais ocorridos no período. A análise dos resultados mostra que os itens com demanda errática obtiveram melhores resultados com o método de amortecimento exponencial e suas variações. No caso dos itens com demanda intermitente/lumpy, os dois itens que possuem níveis de intermitência leve (Enoxoparina 40 MG e Ciprofloxacino 200 MG) obtiveram melhores resultados com o método de Holt Winters. Para os itens com níveis de intermitência mais altos, verificou-se que, enquanto o item Albumina Humana continuou obtendo melhores resultados com o método de Croston, o item Enoxoparina 60 MG passou a ter melhor resultado com o método de Holt Winters, não sendo possível confirmar a superioridade do método de Croston para os itens com  $ADI > 2,0$ .

Para medir o desempenho dos métodos, foram utilizadas as medidas de acurácia MAE – Mean Absolute Error e MASE – Mean Absolute Scaled Error. A métrica de precisão MAPE, apesar de ser uma medida de discrepância bastante utilizada, não será utilizada, em função de não se mostrar apropriada para séries com diversos valores nulos de demanda.

Os resultados obtidos não ratificaram totalmente a teoria apresentada na revisão da literatura, em especial com o trabalho de Croston (1972). Esperava-se que quanto mais intermitente as séries, melhor fosse o desempenho do Método de Croston, mas isto não se confirmou. Isto vem a reforçar a proposta de que não se pode generalizar, ao simplesmente associar os métodos de Croston aos valores de ADI e esperar que tais métodos produzam as melhores previsões. Consideramos ainda que, doze séries testadas são insuficientes para afirmar-se a superioridade dos métodos de Croston. Acreditamos que se abre uma janela para mais pesquisa, simulando uma gama de valores de ADI combinados com outra de valores de CV. Talvez exista algum limite a partir do qual os métodos de Croston sempre respondam melhor que outros métodos tradicionais como, por exemplo, o amortecimento exponencial.

Ao compararmos as previsões realizadas pelo método atual com os métodos propostos neste estudo, para os três itens com maior movimentação

financeira no ano de 2017, percebe-se uma significativa melhora nas previsões realizadas. O item Luva Descartável tamanho “M”, Enoxoparina Injetável 40MG e Cloreto de Sódio 500ML, tiveram previsões 58%, 41% e 22% melhores, respectivamente. Uma média de 40% nos três principais itens. Somente esses três itens tiveram movimentação de aproximadamente 15 milhões de reais no período de 2011 até 2017.

Em relação ao aspecto financeiro, no período de julho a dezembro de 2017, os doze principais itens tiveram demanda real de R\$ 2.900.572,29. Os valores financeiros das demandas baseadas nas previsões realizadas pelo método atual e os métodos propostos neste estudo foram de R\$ 1.750.532,98 e R\$ 2.750.828,61, respectivamente. Percebe-se uma diferença de mais de um milhão de reais entre os valores financeiros das duas previsões, apenas para os doze principais itens. Previsões de demanda menores que os consumos reais diminuem o nível de serviço ao cliente e aumentam as rupturas de estoque, contribuindo para o aumento das aquisições emergenciais, com valores mais altos que os valores obtidos nos processos licitatórios. Previsões mais precisas proporcionam melhores coberturas de estoque, aumentando os níveis de serviço e diminuindo o valor do capital imobilizado.

A partir dos resultados obtidos neste trabalho foi possível verificar que o método de Holt Winters foi o método que apresentou os melhores resultados, sendo o método recomendado para implantação na MB. Por outro lado, verificou-se que o método com os piores resultados é o método utilizado atualmente pela MB. Pode ser dito, em outras palavras, que o método utilizado atualmente obteve resultados inferiores a quase todos os demais métodos estudados.

Um novo produto tecnológico foi gerado e há expectativa de implementação na cadeia de suprimentos de material de saúde. Servindo de base também, para a implementação em outras cadeias de suprimentos na MB (sobressalentes, combustíveis, munições, fardamentos e gêneros alimentícios). Podendo ser implementado tanto na MB, quanto nas outras Forças Armadas.

É importante ressaltar que, ainda que neste trabalho se tenha feito uso de métodos relativamente simples, os mesmos já se mostraram superiores ao utilizado atualmente. Acredita-se, porém, que existe espaço para evoluir no

estudo de previsão de demanda, principalmente, com a aplicação da combinação de métodos para realização das previsões e o aprimoramento dos métodos estudados: Cálculo da constante de amortecimento ótima para utilização nos métodos de amortecimento exponencial e Croston e o ajuste no modelo de Poisson com múltiplos estados.

## Referências bibliográficas

AFONSO, M.W.; FILHO, R.M.M.; NOVAES, M.L.O. **Aplicação de modelos de previsão de demanda em uma farmácia hospitalar**. Relatórios de pesquisa em engenharia de produção, v.11, n. 4, p. 9-21, 2011.

ALTAY, N.; RUDISILL, F.; LITTERAL, L.A. Adapting Wright's modification of Holt's method to forecasting intermittent demand. **International Journal of Production Economics**, v.111, p.389-408, 2008.

ANDREOLI, G.L.M.; DIAS, C.N.; KONAN, A.T.B. Planejamento e gestão logística de medicamentos em uma central de abastecimento farmacêutico. In: Simpósio de administração da produção, logística e operações internacionais. XVII, 2014, São Paulo. **Anais...** São Paulo: SIMPOI, 2014. p. 2.

ARMSTRONG, J.S. 2001b. Selecting Method. In: \_\_\_\_\_ Principles of forecasting: **A handbook for researchers and practitioners**, 365-380. Boston, MA: Kluwer Academic, 2001.

BALLOU, R.H. **Gerenciamento da cadeia de suprimentos: planejamento, organização e logística empresarial**. 4º. ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.

\_\_\_\_\_. **Gerenciamento da Cadeia de Suprimentos: Logística Empresarial**. São Paulo: Bookman, 2008.

BAPTISTA, M.H.M.F.; MENDES, J.M. The Portuguese pharmaceutical market in the near future – A time series exploration approach. **Journal of Medical Marketing**, Lisboa, v. 9, n. 4, p.329–341, out. 2009.

BATIMARCHI, G. Como a gestão da logística pode impactar a conta hospitalar. **Revista FH**, São Paulo, v.197, n.1, p. 54-59, mar. 2012.

BASS, F.M.A New Product Growth Model for Consumer Durables. **Management Science**, v.15, n.5, p. 215-227, 1969.

BERTOLDE, A.I.; JUNIOR, W.P.X. Uma comparação de métodos de previsão de demanda de peças de reposição: uma aplicação ao transporte ferroviário. **Revista Gestão Industrial**, Curitiba, v. 9, n. 3, 2013.

BRASIL. MARINHA DO BRASIL. Estado Maior da Armada. **Manual de Logística da Marinha (EMA-400)**. 2ª rev. Brasília, DF, 2003.

\_\_\_\_\_. MARINHA DO BRASIL. Estado-Maior da Armada. **Manual de Gestão Administrativa da Marinha (EMA – 134)**. Brasília, DF, 2011. Secretaria Geral da Marinha. **Normas para execução do abastecimento (SGM-201)**. 6ª rev. Brasília, DF, 2009.

BOWERSOX, D.J.; CLOSS, D.J. e COOPER, M.B. **Gestão da Cadeia de Suprimentos e Logística**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2007.

BROWN, R.G. **Exponential Smoothing for Predicting Demand**. Cambridge, Massachusetts. Arthur D. Little Inc., p.15, 1956.

CALAZANS, F. Centro de Distribuição: Análise Setorial. **Gazeta Mercantil**, São Paulo, ago, 2001.

CARVALHO, F.E.L. **Análise do processo logístico em sistemas de saúde – estudo de caso da Fundação HEMOAM**. 2006. 158 f. Monografia (Mestrado em Engenharia de Produção) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia da Produção, Universidade Federal do Amazonas, Manaus, 2006.

CHOPRA, S. e MEINDL, P. **Gerenciamento da Cadeia de Suprimentos**. São Paulo: Prentice Hall, 2003.

COUNCIL OF SUPPLY CHAIN MANAGEMENT. **Supply chain management Terms and Glossary**, 2013. Disponível em: [https://cscmp.org/CSCMP/Educate/SCM\\_Definitions\\_and\\_Glossary\\_of\\_Terms/CSCMP/Educate/SCM\\_Definitions\\_and\\_Glossary\\_of\\_Terms](https://cscmp.org/CSCMP/Educate/SCM_Definitions_and_Glossary_of_Terms/CSCMP/Educate/SCM_Definitions_and_Glossary_of_Terms). Acesso em: 04 jun. 2018.

CROSTON, J.D. Forecasting and stock control for intermittent demands. **Operational Research Quarterly**. v.23, n.3, p. 289-303, 1972.

DALARMI, L.O. Gestão de suprimentos na farmácia hospitalar pública. **Visão Acadêmica**, Curitiba, v.11, n.1, p. 82-90, jan./jun. 2010.

DIEBOLD, F.X.; MARIANO R.S. Comparing Predictive Accuracy. **Journal of Business and Economic Statistics**. v.13, p. 253-63, 1995.

DUNAWAY, F.J. **An empirical analysis of three stochastic inventory models in a naval hospital**. 1979. Dissertação (Mestrado) – Institutional Archive of the Naval Postgraduate School. Naval Postgraduate School. Monterey, Califórnia, 1979.

FERRAND Y. et al. Using Time-Series Intervention Analysis to Understand U.S. Medicaid Expenditures on Antidepressant Agents. **ELSEVIER**. v. 7, n.1, p. 64-80, 2011.

GARDNER, E.S. 1985. Exponential smoothing: The state of the art. **Journal of Forecasting**, Houston, v. 4, n.1, p. 1-28, jan. 1985.

\_\_\_\_\_. Exponential smoothing: The state of the art – Part II. **International Journal of Forecasting**, v.22, p. 637 – 666, 2006.

GHOBBAR, A.A.; FRIEND, H.C. Sources of intermittent demand for aircraft spare parts within airline operations. **Journal of Air Transport Management**, v.8, n.4, p. 221-231, 2002.

\_\_\_\_\_. Evaluation of forecasting methods for intermittent parts demand in the field of aviation: a predictive model. **Computers and Operations Research**, v.30, p. 2097-2114, 2003.

GOODRICH, R.L. **Applied Statistical Forecasting**. Belmont, Business Forecast Systems, 1989.

HERRMANN, F. European Council for Modeling and Simulation. In:\_\_\_\_\_ **Simulation of the Control of Exponential Smoothing by Methods used in Industrial Practice**, editado por Ulf Lotzmann, p.560-566, 2012.

HYNDMAN, R.J. & KOEHLER, A.B. **Another Look at Measures of Forecast Accuracy**. Working Papers 13/05. Monash University. Department of Econometrics and Business Statistics, Austrália, nov. 2005.

\_\_\_\_\_. Another Look at Measures of Forecast Accuracy. **International Journal of Forecasting**, v.22, n.4, p.679-688, 2006.

HYNDMAN, R. et al. **Forecasting with Exponential Smoothing: The State Space Approach**. Australia: Springer, 2008.

HOLT, C. C. **Forecasting Trends and Seasonals by Exponentially Weighted Averages**. **ONR Memorandum**, n.52, Carnegie Institute of Technology, Pittsburgh, USA, 1957.

INFANTE, M.; SANTOS, M.A.B. A organização do abastecimento do hospital público a partir da cadeia produtiva: uma abordagem logística para a área de saúde. **Ciência & Saúde Coletiva**, v.12, n. 4, p. 945-954, 2007.

JOHNSTON, F.R.; BOYLAN, J.E. Forecasting for items with intermittent demand. **Journal of the Operational Research Society**, v.47, p.113-121, 1996.

JOHNSTON, F.R., BOYLAN, J.E., SHALE, E.A. An examination of the size of orders from customers, their characterization and the implications for inventory control of slow moving items. **Journal Operational Research Society**, v.54, p.833-837, 2003

KAMISAKI, F.Y. 2009. **Criação do processo de previsão de demanda orientado para o planejamento estratégico de uma empresa do setor farmacêutico**. TCC (Graduação em Engenharia de Produção) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Engenharia de Produção. São Paulo, 2009.

KOENIG, A. **Previsão de Demanda em Séries Temporais Intermitentes Mediante a Utilização do Método de Croston**. 2014. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Santa Catarina – Florianópolis, SC – 2014.

KOTLER, P. & ARMSTRONG, G. **Princípios de marketing**. Englewood Cliffs, Editora Prentice-Hall, 1991.

KOULOURIOTIS, D.E.; MANTAS G. Health Products Sales Forecasting Using Computational Intelligence and Adaptive Neuro Fuzzy Inference Systems. **Springer-Verlag**, v.1, p. 29-43, nov. 2010.

LAKATOS, E.M.; MARCONI, M.A. **Fundamentos de Metodologia Científica**, 5 ed. São Paulo: Atlas, 2003.

LEVÉN, E.; SEGERSTEDT, A. Inventory control with a modified Croston procedure and Erlang distribution. **International Journal of Production Economics**, v.90, p.361–367, 2004.

LILIEN, G.L.; RAO, A.G.; & KALISH, S. Bayesian Estimation and Control of Detailing Effort in a Repeat Purchase Diffusion Environment. **Management Science**, v.27, n.5, p.493-506, mai. 1981.

MAKRIDAKIS, S.G.; HIBON, M. Exponential smoothing: The effect of initial values and loss functions on post-sample forecasting accuracy. **International Journal of Forecasting**, v.7, p. 317–330, 1991.

\_\_\_\_\_. The M3-competition: Results, conclusions and implications. **International Journal of Forecasting** (special issue), v.16, p.451-476, 2000.

MAKRIDAKIS, S.G.; WHEELWRIGHT, S.C.; HYNDMAN, R.J. **Forecasting: methods and applications**. 3 ed. [S.l.]: Wiley, 1998a.

MINISTÉRIO DA DEFESA. Secretaria de Logística e Mobilização. **Doutrina de Logística Militar**. 2ª ed. Brasília, DF, 2002.

MORETTIN, P.A.; TOLOI, C.M. **Análise de Séries Temporais**. São Paulo, Blucher, 2006.

NIKOLOPOULOS, K. et al. Forecasting Branded and Generic Pharmaceuticals. **International Journal of Forecasting**, v.32, p.344-357, 2016.

NOVAES, M.L.O. **Modelo de previsão de demandas e redução de custos da farmácia hospitalar**. 214 f. Dissertação (Mestrado em Administração e Desenvolvimento Empresarial) - UNESA, Universidade Estácio de Sá, Rio de Janeiro, 2007.

NOVAES, M.L.D.O. et al. **Utilização dos métodos de suavização exponencial e da média móvel aritmética para a previsão de demandas na área de saúde**. XXVII Encontro Nacional de Engenharia de Produção, Rio de Janeiro, 2008.

OKAZAKI, R. **Identificação de ineficiências na cadeia de valor da saúde, a partir da análise da gestão de compras de quatro hospitais privados do município de São Paulo**. 2006. 130f.. Monografia (Mestrado em Administração de Empresas) - Escola de Administração de Empresas de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 2006.

OLIVEIRA, M.P.V.; SILVA, M.S. Transdisciplinaridade como base para gestão de processos em Serviços de Saúde. **RAHIS - Revista de Administração Hospitalar e Inovação em Saúde**, v.6, p.79-86, jan./jun. 2011.

PAES, L.R.A. **Uma investigação sobre o uso da informação na cadeia interna de suprimentos em hospitais na cidade de São Paulo**. 2009. 196f.. Monografia (Doutorado em Administração de Empresas) - Escola de Administração de Empresas de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 2009.

PONTES, A.T. A utilização de indicadores de desempenho no setor de suprimentos hospitalares: uma revisão de literatura. In: **ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**. XXVIII, Rio de Janeiro, 2008.

RAO, A.G., & YAMADA, M. Forecasting with a Repeat Purchase Diffusion Model. **Management Science**, v.34, n.6, p.734-752, jun. 1988.

REGATTIERI, A. et al. Managing lumpy demand for aircraft spare parts. **Journal of Air Transport Management**, v.11, n.6, p.426-431, 2005.

RODRIGUES et al.. Análise da integração da cadeia de fornecimento: um estudo de caso entre hospitais privados de pequeno e médio porte na Grande São Paulo. In: **ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**. XXX, São Paulo, 2010.

RODRIGUES, G.G.; PIZZOLATO, N.D. Centros de Distribuição: armazenagem estratégica. In: **ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**. Ouro Preto, 2003.

RODRIGUES, S.L.; SOUSA, J.V.O. Logística hospitalar: um estudo exploratório sobre processos na gestão de compras de medicamentos. In: **CONGRESSO NACIONAL DE EXCELÊNCIA EM GESTÃO**. X, Rio de Janeiro, 2014.

SILVER, E. Operations research in inventory management: a review and critique. **Operations Research**, v. 29, n.4, p.628-645, 1981.

SOUSA, A. M. **Logística Hospitalar: a eficiência do processo de suprimento de medicamentos na rede pública hospitalar do Distrito Federal**. 2011. 83f.. Monografia (Bacharelado em Administração) – Faculdade de economia, administração, contabilidade e ciências da informação e documentação, Universidade de Brasília, Brasília, 2011.

SOUZA, G.D.; CARVALHO, M.S.M.V.; LIBOREIRO, M.A.M. Gestão da cadeia de suprimentos integrada à tecnologia da informação. **Revista de Administração Pública**. Rio de Janeiro, v.40, n.4, p.699-729, jul./ago. 2006.

STELLWAGEN, E.; GOODRICH, R. **Forecast Pro Statistical Reference Manual**. Belmont, MA: Business Forecast Systems, 2011.

SYNTETOS, A.A. **Forecasting for Intermittent Demand**. Unpublished Ph.D thesis, Buckinghamshire Chilterns University College, Brunel University, 2001.

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

TAVARES, L. V.; ALMEIDA, L. T. A binary decision model for stock control os very slow moving items. **Journal of the Operational Research Society**, 1983.

VECINA, N.G.; FILHO, W.R. **Gestão de Recursos Materiais e de Medicamentos**. São Paulo: Faculdade de Saúde Pública da Universidade de São Paulo, São Paulo, v.12. (Série Saúde & Cidadania), 1998.

WATSON, R.B. The effects of demand-forecast fluctuations on customer service and inventory cost when demand is lumpy. **Journal of the Operational Research Society**, v.38, n.1, p.75-82, 1987.

WILLEMAIN, T.R. et al. Forecasting intermittent demand in manufacturing: a comparative evaluation of Croston's method. **International Journal of Forecasting**, v.10, p.529-538, 1994.

WILLIAMS, T.M. Stock control with sporadic and slow moving demand. **Journal of the Operational Research Society**, v.35, p.939-948, 1984.

WRIGHT, J.D. Forecasting data published at irregular time intervals using an extension of Holt's method. **Management Science**, v.32, p.499-510, 1986.

YIN, R.K. **Estudo de Caso: Planejamento e Métodos**. 5. ed. Tradução Cristhian Matheus Herrera. 290p. Título Original: Case Study Research: Design and Methods. Porto Alegre: Bookman, 2015.

**Apêndice 1 – Códigos utilizados no software R para o cálculo das previsões, nos seguintes métodos de Amortecimento Exponencial Simples, Holt, Holt Winters e Croston. Além do teste de Ljung Box para os resíduos. (apenas linhas de programa).**

### LUVA DESCARTÁVEL TAMANHO M

```

luvamts2 = ts (luvam2, start = c (2011, 1), frequency = 12)
library (forecast)
ses (luvamts2, h=6)
luvamses2 = ses (luvamts2)
summary (luvamses2)
Box.test (luvamses2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
luvamh2 = holt (luvamts2)
summary (luvamh2)
holt (luvamts2, h=6, x = luvamts2[1:78])
hist (luvamh2$residuals)
Box.test (luvamh2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
luvamhw2 = hw (luvamts2)
summary (luvamhw2)
hw (luvamts2, h=6)
hist (luvamhw2$residuals)
Box.test (luvamhw2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
luvamcros2 = croston (luvamts2)
Croston (luvamts2, h=6)
summary (luvamcros2)
hist (luvamcros2$residuals)
Box.test (luvamcros2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))

```

### ENOXAPARINA INJETÁVEL 40MG

```

enox40ts2 = ts (enox402, start = c (2011, 1), frequency = 12)
library (forecast)
ses (enox40ts2, h=6)
enox40ses2 = ses (enox40ts2, h=6)
summary (enox40ses2)

hist (enox40ses2$residuals)
Box.test (enox40ses2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
enox40h2 = holt (enox40ts2)
summary (enox40h2)
holt (enox40ts2, h=6)
hist (enox40h2$residuals)
Box.test (enox40h2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
enox40hw2 = hw (enox40ts2)
summary (enox40hw2)
hw (enox40ts2, h=6)
hist (enox40hw2$residuals)
Box.test (enox40hw2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
enox40cros2= croston (enox40ts2)
croston (enox40ts2, h=6)
summary (enox40cros2)
hist (enox40cros2$residuals)
Box.test (enox40cros2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))

```

### CLORETO DE SÓDIO FRASCO 500ML

```

clo500ts2 = ts (clo5002, start = c(2011, 1), frequency = 12)
ses (clo500ts2, h=6)
clo500ses2 = ses (clo500ts2)
summary (clo500ses2)
hist (clo500ses2$residuals)
Box.test (clo500ses2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
clo500h2 = holt (clo500ts2)
summary (clo500h2)
holt (clo500ts2, h=6)
hist (clo500h2$residuals)
Box.test (clo500h2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
clo500hw2 = hw (clo500ts2)
summary (clo500hw2)
hw (clo500ts2, h=6)
hist (clo500hw2$residuals)
Box.test (clo500hw2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
clo500crost2= croston (clo500ts2)
croston (clo500ts2, h=6)
croston (clo500ts2, h=6)
summary (clo500crost2)
hist (clo500crost2$residuals)
Box.test (clo500crost2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))

```

### LUA DESCARTÁVEL TAMANHO P

```

luvapts2 = ts (luvap2, start = c (2011, 1), frequency = 12)
library (forecast)
ses (luvapts2, h=6)
luvapses2 = ses (luvapts2)
summary (luvapses2)
hist (luvapses2$residuals)
Box.test (luvapses2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
luvaph2 = holt (luvapts2)
summary (luvaph2)
holt (luvapts2, h=6)
hist (luvaph2$residuals)
Box.test (luvaph2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
luvaphw2 = hw (luvapts2)
summary (luvaphw2)
hw (luvapts2, h=6)
hist (luvaphw2$residuals)
Box.test (luvaphw2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
luvapcrost2= croston (luvapts2)
summary (luvapcrost2)
croston (luvapts2, h=6)
hist (luvapcrost2$residuals)
Box.test (luvapcrost2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))

```

**ALBUMINA HUMANA FRASCO 50ML**

```

albut2 = ts (albu2, start = c (2011, 1), frequency = 12)
library (forecast)
ses (albut2, h=6)
albuses2 = ses (albut2)
summary (albuses2)
hist (albuses2$residuals)
Box.test (albuses2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
albut2 = holt (albut2)
summary (albut2)
holt (albut2, h=6)
hist (albut2$residuals)
Box.test (albut2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
albut2 = hw (albut2)
summary (albut2)
hw (albut2,h=6)
hist (albut2$residuals)
shapiro.test (albut2$residuals)
Box.test (albut2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
albut2 = croston (albut2)
summary (albut2)
croston (albut2, h=6)
hist (albut2$residuals)
Box.test (albut2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))

```

**CIPROFLOXACINO SOLUÇÃO 200MG**

```

cipro200ts2 = ts (cipro2002, start = c (2011, 1), frequency = 12)
library (forecast)
ses (cipro200ts2, h=6)
cipro200ses2 = ses (cipro200ts2)
summary (cipro200ses2)
hist (cipro200ses2$residuals)
Box.test (cipro200ses2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
cipro200h2 = holt (cipro200ts2)
summary (cipro200h2)
holt (cipro200ts2, h=6)
hist (cipro200h2$residuals)
Box.test (cipro200h2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
cipro200hw2 = hw (cipro200ts2)
summary (cipro200hw2)
hw (cipro200ts2,h=6)
hist (cipro200hw2$residuals)
shapiro.test (cipro200hw2$residuals)
Box.test (cipro200hw2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
cipro200crist2 = croston (cipro200ts2)
summary (cipro200crist2)
croston (cipro200ts2, h=6)

```

```
hist (cipro200crost2$residuals)
Box.test (cipro200crost2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
```

### **CLORETO DE SÓDIO FRASCO 100ML**

```
clo100ts2 = ts (clo1002, start = c (2011, 1), frequency = 12)
library (forecast)
ses (clo100ts2, h=6)
clo100ses2 = ses (clo100ts2)
summary (clo100ses2)
hist (clo100ses2$residuals)
Box.test (clo100ses2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
clo100h2 = holt (clo100ts2)
summary (clo100h2)
holt (clo100ts2, h=6)
hist (clo100h2$residuals)
Box.test (clo100h2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
clo100hw2 = hw (clo100ts2)
summary (clo100hw2)
hw (clo100ts2,h=6)
hist (clo100hw2$residuals)
Box.test (clo100hw2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
clo100crost2 = croston (clo100ts2)
summary (clo100crost2)
croston (clo100ts2, h=6)
hist (clo100crost2$residuals)
Box.test (clo100crost2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
```

### **SERINGA DE MATERIAL POLIPROPILENO**

```
serints2 = ts (serin2, start = c (2011, 1), frequency = 12)
library (forecast)
ses (serints2, h=6)
serinses2 = ses (serints2)
summary (serinses2)
hist (serinses2$residuals)
Box.test (serinses2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
serinh2 = holt(serints2)
summary (serinh2)
holt (serints2, h=6)
hist (serinh2$residuals)
Box.test (serinh2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
serinhw2 = hw (serints2)
summary (serinhw2)
hw (serints2,h=6)
hist (serinhw2$residuals)
Box.test (serinhw2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
serincrost2 = croston (serints2)
summary (serincrost2)
croston (serints2, h=6)
```

```
hist (serincrost2$residuals)
Box.test (serincrost2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
```

### **CAPOTE CIRÚRGICO**

```
capcirts2 = ts (capcir2, start = c(2011, 1), frequency = 12)
library (forecast)
ses (capcirts2, h=6)
capcirs2 = ses (capcirts2)
summary (capcirs2)
hist (capcirs2$residuals)
Box.test (capcirs2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
capcirh2 = holt (capcirts2)
summary (capcirh2)
holt (capcirts2, h=6)
hist (capcirh2$residuals)
Box.test (capcirh2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
capcirhw2 = hw (capcirts2)
summary (capcirhw2)
hw (capcirts2,h=6)
hist (capcirhw2$residuals)
Box.test (capcirhw2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
capcicrost2 = croston(capcirts2)
summary (capcicrost2)
croston (capcirts2, h=6)
hist (capcicrost2$residuals)
Box.test (capcicrost2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
```

### **LUVA DESCARTÁVEL TAMANHO G**

```
luvagts2 = ts (luvag2, start = c (2011, 1), frequency = 12)
library (forecast)
ses (luvagts2, h=6)
luvages2 = ses (luvagts2)
summary (luvages2)
hist (luvages2$residuals)
Box.test (luvages2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
luvagh2 = holt (luvagts2)
summary (luvagh2)
holt (luvagts2, h=6)
hist (luvagh2$residuals)
Box.test (luvagh2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
luvagh2 = hw (luvagts2)
summary (luvagh2)
hw (luvagts2,h=6)
hist (luvagh2$residuals)
Box.test (luvagh2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
luvagcrost2=croston(luvagts2)
summary (luvagcrost2)
croston (luvagts2, h=6)
```

```
hist (luvagcrost2$residuals)
Box.test (luvagcrost2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
```

### **ENOXAPARINA INJETÁVEL 60MG**

```
enox60ts2 = ts (enox602, start = c(2011, 1), frequency = 12)
library (forecast)
ses (enox60ts2, h=6)
enox60ses2 = ses (enox60ts2)
summary (enox60ses2)
hist (enox60ses2$residuals)
Box.test (enox60ses2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
enox60h2 = holt (enox60ts2)
summary (enox60h2)
holt (enox60ts2, h=6)
hist (enox60h2$residuals)
Box.test (enox60h2, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
enox60hw2 = hw (enox60ts2)
summary (enox60hw2)
hw (enox60ts2,h=6)
hist (enox60hw2$residuals)
Box.test (enox60hw2, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
enox60crost2 = croston (enox60ts2)
summary (enox60crost2)
croston (enox60ts2, h=6)
hist (enox60crost2$residuals)
Box.test (enox60crost2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
```

### **COMPRESSA DE GAZE**

```
gazets2 = ts (gaze2, start = c(2011, 1), frequency = 12)
library (forecast)
ses (gazets2, h=6)
gazeses2 = ses (gazets2)
summary (gazeses2)
hist (gazeses2$residuals)
Box.test (gazeses2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
gazeh2 = holt (gazets2)
summary (gazeh2)
holt (gazets2, h=6)
hist (gazeh2$residuals)
Box.test (gazeh2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
gazehw2 = hw (gazets2)
summary (gazehw2)
hw (gazets2,h=6)
hist (gazehw2$residuals)
Box.test (gazehw2$residuals, lag= 1, type = c ("Ljung-Box"))
gazecrost2 = croston (gazets2)
summary (gazecrost2)
croston (gazets2, h=6)
```

```
hist (gazecrost2$residuals)  
Box.test (gazecrost2$residuals, lag= 1, type = c("Ljung-Box"))
```

**Apêndice 2 – Valores dos resultados para o teste de ljung Box e das constantes utilizadas nos métodos de Amortecimento Exponencial Simples, Holt, Holt Winters e Croston.**

LUIVA DESCARTÁVEL TAMANHO M			CLORETO DE SÓDIO FRASCO 100ML		
Método	Ljung p-valor	Coeficientes	Método	Ljung p-valor	Coeficientes
AES	0,286	$\alpha = 0,068$	SES	0,027	$\alpha = 1e-04$
Holt	0,367	$\alpha = 0.0029 \beta = 1e-04$	Holt	0,007	$\alpha = 0.005 \beta = 0,005$
HW	0,171	$\alpha = 0.0015 \beta = 0.0015 \gamma = 1e-04$	HW	0,005	$\alpha = 0,0014 \beta = 0,0014 \gamma = 1e-4$
Croston	0,331	$\alpha = 0,1$	Croston	0,005	$\alpha = 0,1$
ENOXAPARINA INJETÁVEL 40MG			SERINGA DE MATERIAL POLIPROPILENO		
Método	Ljung p-valor	Coeficientes	Método	Ljung p-valor	Coeficientes
AES	0,780	$\alpha = 1e-04$	AES	0,772	$\alpha = 1e-4$
Holt	0,584	$\alpha = 0.0438 \beta = 1e-04$	Holt	0,284	$\alpha = 0,1204 \beta = 1e-4$
HW	0,648	$\alpha = 6e-04 \beta = 6e-04 \gamma = 1e-04$	HW	0,985	$\alpha = 1e-4 \beta = 1e-04 \gamma = 1e-04$
Croston	0,786	$\alpha = 0,1$	Croston	0,553	$\alpha = 0,1$
CLORETO DE SÓDIO FRASCO 500ML			CAPOTE CIRÚRGICO		
Método	Ljung p-valor	Coeficientes	Método	Ljung p-valor	Coeficientes
AES	0,147	$\alpha = 1e-04$	AES	0,406	$\alpha = 1e-04$
Holt	0,140	$\alpha = 0.006 \beta = 1e-04$	Holt	0,394	$\alpha = 1e-04 \beta = 1e-04$
HW	0,112	$\alpha = 1e-04 \beta = 1e-04 \gamma = 1e-04$	HW	0,393	$\alpha = 4e-04 \beta = 4e-04 \gamma = 1e-04$
Croston	0,075	$\alpha = 0,1$	Croston	0,514	$\alpha = 0,1$
LUIVA DESCARTÁVEL TAMANHO P			LUIVA DESCARTÁVEL TAMANHO G		
Método	Ljung p-valor	Coeficientes	Método	Ljung p-valor	Coeficientes
AES	0,230	$\alpha = 0,0414$	AES	0,355	$\alpha = 1e-04$
Holt	0,215	$\alpha = 1e-04 \beta = 1e-04$	Holt	0,373	$\alpha = 1e-04 \beta = 1e-04$
HW	0,195	$\alpha = 3e-04 \beta = 3e-04 \gamma = 1e-04$	HW	0,171	$\alpha = 0,0025 \beta = 0,0025 \gamma = 1e-04$
Croston	0,228	$\alpha = 0,1$	Croston	0,402	$\alpha = 0,1$
ALBUMINA HUMANA FRASCO 50ML			ENOXAPARINA INJETÁVEL 60MG		
Método	Ljung p-valor	Coeficientes	Método	Ljung p-valor	Coeficientes
AES	0,591	$\alpha = 1e-04$	AES	0,087	$\alpha = 1e-04$
Holt	0,545	$\alpha = 1e-04 \beta = 1e-04$	Holt	0,010	$\alpha = 0,09 \beta = 1e-04$
HW	0,241	$\alpha = 0.0121 \beta = 0,0037 \gamma = 2e-04$	HW	0,150	$\alpha = 0,071 \beta = 0,0017 \gamma = 3e-4$
Croston	0,597	$\alpha = 0,1$	Croston	0,150	$\alpha = 0,1$
CIPROFLOXACINO SOLUÇÃO 200MG			COMPRESSA DE GAZE		
Método	Ljung p-valor	Coeficientes	Método	Ljung p-valor	Coeficientes
AES	0,737	$\alpha = 1e-04$	AES	0,193	$\alpha = 1e-04$
Holt	0,615	$\alpha = 0.0768 \beta = 1e-04$	Holt	0,515	$\alpha = 0,10 \beta = 0,02$
HW	0,880	$\alpha = 0.0279 \beta = 2e-04 \gamma = 3e-04$	HW	0,050	$\alpha = 0,02 \beta = 0,022 \gamma = 1e-4$
Croston	0,677	$\alpha = 0,1$	Croston	0,330	$\alpha = 0,1$