

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS  
ESCOLA DE ENGENHARIA  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

**ABORDAGEM HEURÍSTICA DO MÉTODO *BOOTSTRAPPING* PARA A PREVISÃO  
DE DEMANDA DE ITENS SOBRESSALENTES: aplicação na indústria mineral**

Tássia Bolotari Affonso

Belo Horizonte

2019

TÁSSIA BOLOTARI AFFONSO

**ABORDAGEM HEURÍSTICA DO MÉTODO *BOOTSTRAPPING* PARA A PREVISÃO  
DE DEMANDA DE ITENS SOBRESSALENTES: aplicação na indústria mineral**

Dissertação de mestrado apresentada ao programa de pós-graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Minas Gerais como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia de Produção.

Orientador: Prof. Doutor Samuel Vieira Conceição.

Belo Horizonte

2019

A257a

Affonso, Tássia Bolotari.

Abordagem heurística do método *bootstrapping* para a previsão de demanda de itens sobressalentes [recurso eletrônico] : aplicação na indústria mineral / Tássia Bolotari Affonso. - 2019.

1 recurso online (71 f. : il., color.) : pdf.

Orientador: Samuel Vieira Conceição.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Minas Gerais, Escola de Engenharia.

Anexos: f. 70-71.

Bibliografia: f. 65-69.

Exigências do sistema: Adobe Acrobat Reader.

1. Engenharia de produção - Teses. 2. Controle de estoque - Teses. 3. Demanda (Teoria econômica) - Teses. 4. Mineração - Teses. I. Conceição, Samuel Vieira. II. Universidade Federal de Minas Gerais. Escola de Engenharia. III. Título.

CDU: 658.5(043)



UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

UFMG


## FOLHA DE APROVAÇÃO

**ABORDAGEM HEURÍSTICA DO MÉTODO BOOTSTRAPPING PARA  
A PREVISÃO DE DEMANDA DE ITENS SOBRESSALENTES:  
aplicação na indústria mineral**


### TÁSSIA BOLOTARI AFFONSO

Dissertação submetida à Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, como requisito para obtenção do grau de Mestre em ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, área de concentração PESQUISA OPERACIONAL E INTERVENÇÃO EM SISTEMAS SOCIOTÉCNICOS, linha de pesquisa Otimização e Simulação de Sistemas Logíst. e de Grande Porte.

Aprovada em 30 de setembro de 2019, pela banca constituída pelos membros:

  
Prof(a). Samuel Vieira Conceição - Orientador  
Universidade Federal de Minas Gerais

  
Prof(a). João Flavio de Freitas Almeida  
UFMG

  
Prof(a). Lásara Fabícia Rodrigues  
UFOP

Belo Horizonte, 30 de setembro de 2019.

## AGRADECIMENTOS

Agradeço a todos que, diretamente ou indiretamente, contribuíram para que mais essa realização se concretizasse.

Em especial, agradeço:

...aos meus pais, Henrique e Nivalda, pelo exemplo, incentivo e investimento pessoal que tornaram mais esta conquista possível;

...à minha família e aos amigos pessoais, pelo companheirismo e energia positiva em orações;

...ao professor Samuel, pelas valiosas contribuições e orientação neste trabalho;

...aos amigos de mestrado, pelo apoio e convívio;

...aos amigos de trabalho, Jean e Berem, pela amizade, paciência e importantes dicas para este trabalho;

...a Deus, pela saúde para batalhar neste novo desafio.

“Há um ditado chinês que diz que, se dois homens vêm andando por uma estrada, cada um carregando um pão, ao se encontrarem, eles trocam os pães; cada um vai embora com um. Porém, se dois homens vêm andando por uma estrada, cada um carregando uma ideia, ao se encontrarem, trocam as ideias; cada um vai embora com duas.

Quem sabe, é esse mesmo o sentido do nosso fazer: repartir ideias, para todos terem pão...”

Mario Sergio Cortella

## RESUMO

Prever a necessidade de peças sobressalentes e mensurar a efetividade da previsão são grandes desafios na área de gestão de estoques. Particularmente no setor mineral, as abordagens híbridas configuram-se como abordagens válidas para a incorporação das especificidades de cada mina e para a redução das lacunas existentes dos métodos de previsão tradicionais quando aplicadas a séries de dados intermitentes. Visando um método mais eficaz e replicável, neste estudo é proposta uma abordagem heurística do método *bootstrapping* de Willemain, Smart e Schwarz (2004) para a previsão de itens sobressalentes, considerando a modelagem da transição entre estados a partir de movimentos de vizinhança ao invés da tradicional Cadeia de Markov. O método proposto foi comparado ao método *bootstrapping* de Willemain, Smart e Schwarz (2004) e aos métodos de Suavização Exponencial, Croston, Syntetos e Boylan Aproximation (SBA) e método de Croston Revisado (TSB) a partir de métricas de erro (MAE e MSE) e performance (custo de ruptura e armazenagem de estoque). Os resultados obtidos a partir de dados históricos de 11 anos de aproximadamente 13.000 itens da indústria mineral demonstraram que o método heurístico proposto é robusto para a prever a demanda durante o *lead time* (DLT) e para a redução de rupturas de estoque de itens extremamente intermitentes ainda em ciclo usual de uso, tendo desempenho superior à todos os métodos tradicionais sem a vinculação da previsão à obsolescência de estoque. Mais do que isso, os resultados evidenciam que o método heurístico promove uma redução de até 35% no custo de ruptura de estoque em relação ao método *bootstrapping* de comparação. Para os padrões de demanda errático, irregular e regular foi possível identificar condições nas quais os métodos tradicionais apresentam melhor desempenho do que as abordagens *bootstrapping*. Uma caracterização detalhada do padrão de demanda dos itens sobressalentes da base e uma discussão acerca da aderência das métricas de erros existentes para a mensuração da eficiência de previsão de séries extremamente intermitentes também são apresentadas ao longo do estudo.

Palavras-chave: previsão de demanda, *bootstrapping*, peças sobressalentes, mineração, demanda intermitente, padrão de demanda.

## ABSTRACT

Forecasting spare parts demand and measuring its effectiveness are major challenges in inventory management. Particularly in the mineral sector, hybrid approaches are used to incorporate specific parameters of each mine to reduce the gaps found in traditional forecasting methods when applied to intermittent data sets. Aiming at a more effective and replicable method – for different mines and sectors - this study proposes a heuristic approach to Willemain, Smart and Schwarz (2004) bootstrapping method for the forecasting of spare parts, considering 2-OPT and SWAP algorithms to model autocorrelation instead of the traditional two-state Markov process. The proposed method was compared to the original bootstrapping of Willemain, Smart and Schwarz (2004) and to the traditional methods of Exponential Smoothing, Croston, Syntetos and Boylan Approximation (SBA) and Revised Croston Method (TSB). The results obtained from a 11-year historical data set of approximately 13,000 items of the mineral industry through the MAE, MSE, breakdown cost and inventory cost metrics showed that the heuristic method results in more accurate forecasts of demand distribution over a fixed lead time and reduces stock shortages of intermittent items still in the usual cycle of use, presenting superior performance to all traditional methods without linking the forecast to stock obsolescence. Moreover, the heuristic method lead to a 35% reduction in breakage costs when compared to the classic bootstrapping method. For erratic, irregular and regular demand patterns it was possible to identify conditions in which the traditional methods outperform the bootstrapping approach. An exploratory analysis of the spare parts demand field in the mining industry as well as an analysis of the error metrics effectiveness for predictive performance measurement in extremely intermittent series are also presented in the study.

Keywords: demand forecasting, bootstrapping, spare parts, mining, intermittent demand, demand pattern.



## LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Valores de corte para a classificação de demanda de itens sobressalentes .....	18
Figura 2: Passos do método bootstrap de Willemain, Smart e Schwarz (2004). .....	24
Figura 3: Movimento 2-opt considerando rota vigente (a) e rota modificada (b) .....	32
Figura 4: Pseudocódigo do algoritmo 2-OPT .....	32
Figura 5: Movimento SWAP considerando rota vigente (a) e rota modificada (b).....	33
Figura 6: Comparação em uma mesma rota (a) do movimento 2-OPT (b) e SWAP (c).....	33
Figura 7: Metodologia da pesquisa: etapas do estudo .....	34
Figura 8: Movimento 2-OPT e SWAP incorporados ao método bootstrapping de Willemain, Smart e Schwarz (2004) .....	42
Figura 9: Passos do método bootstrapping híbrido proposto.....	43
Figura 10: Classificação da base de dados do estudo conforme padrão de demanda considerando os valores de corte de Syntetos e Boylan (2005) .....	46
Figura 11: Ilustração do padrão característico de cada classe de demanda da base estudada .....	53
Figura 12: MSE médio por percentil dos métodos bootstrapping para cada padrão de demanda, n=10.000. ....	57

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 : Resumo das principais métricas de erros de previsão de demanda .....	27
Tabela 2: Resumo das principais configurações de controle utilizadas nos testes .....	37
Tabela 3: Critérios da classificação XYZ .....	44
Tabela 4: Classificação dos itens da base do estudo segundo critérios de padrão de demanda, giro e valor unitário .....	47
Tabela 5: Classificação geral dos itens da base do estudo segundo critérios diversos .....	48
Tabela 6 : Classificação dos itens da base do estudo segundo critérios diversos para cada padrão de demanda .....	49
Tabela 7 : Valores médios de ADI e $CV^2$ para a base mineral estudada .....	53
Tabela 8: Métodos, parâmetros e grupos de teste para demonstração de resultados .....	55
Tabela 9: Classificação de desempenho dos grupos de teste para cada padrão de demanda.....	56
Tabela 10: Custos de estoque e ruptura para o modelo WSS, BSWAP e B2-OPT .....	58

## LISTA DE SIGLAS E TERMOS

2-OPT: movimento 2-Optimization

ADI: *Average of Intervals between Demands* ou intervalo médio entre as demandas

B2-OPT: método *bootstrapping* de Willemain, Smart e Schwarz (2004) hibridizado ao movimento 2-OPT

BSWAP: método *bootstrapping* de Willemain, Smart e Schwarz (2004) hibridizado ao movimento SWAP

CR: método de Croston

CV<sup>2</sup>: *Coefficient of Variation* ou coeficiente de variação da demanda

DLT: Demanda durante o *Lead Time*

*Fast-moving*: demanda de alto giro

GMAE: *Geometric Mean Absolute Error* ou Erro absoluto médio geométrico

GMRAE: *Geometric Mean Relative Absolute Error* ou Erro absoluto relativo médio geométrico

HES: *Hyperbolic-Exponential Smoothing* ou Suavização Hiperbólico-Exponencial, método proposto por Prestwich et al (2014).

*Jittering*: pequena variação aleatória nos valores de demanda não nulas do método *bootstrapping* de Willemain, Smart e Schwarz (2004)

*Lead time*: tempo de fornecimento

MAE: *Mean Absolute Error* ou Erro Absoluto Médio

MAPE: *Mean Absolute Percentage Error* ou Erro Médio Percentual Absoluto

MASE: *Mean Absolute Scaled Error* ou Erro Médio em Escala Absoluta

MdAE: *Median Absolute Error* ou Erro Absoluto Mediano

MdRAE: *Median Relative Absolute Error* ou Erro Absoluto Relativo Mediano

MSE: *Mean Signed Error* ou Erro Significativo Médio

MH: métodos *bootstrapping* com abordagem híbrida

MC: métodos clássicos para previsão de demandas intermitente

MRAE: *Mean Relative Absolute Error* ou Erro Absoluto Relativo Médio

MRO: grupo de materiais utilizados para manutenção, reparo e operação

MSE: *Mean Square Error* ou Erro Quadrado Médio

*Percentage errors*: métricas de erros percentuais

*Relative errors*: métricas de erros relativas

RMdSPE: *Root Median Square Percentage Error* ou Erro Percentual Mediano do Quadrado Médio da Raiz

RMSE: *Root Mean Square Error* ou Erro Quadrático Médio da Raiz

RMSPE: *Root Mean Square Percentage Error* ou Erro Percentual Quadrático Médio da Raiz

SBA: método *Syntetos-Boylan Approximation*

*Scale-dependent errors*: métricas de erros dependentes de escala

*Scale-free errors*: métricas de erros independentes de escala

SES: *exponential smoothing* ou método de Suavização Exponencial

SWAP: movimento de vizinhança de permuta (tradução)

*Trade-off*: termo da língua inglesa que define uma situação em que há conflito de escolha

TSB: método de Croston Revisado, dos autores Teunter, Syntetos e Babai (2011)

MdAPE: *Median Absolute Percentage Error* ou Erro Mediano Percentual Absoluto

WSS: método *bootstrapping* de Willemain, Smart e Schwarz (2004)

# SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO</b>	<b>11</b>
1.1 Contextualização do tema	11
1.2 Justificativa e relevância do tema	12
1.2.1 Contribuição científica	14
1.3 Objetivos	14
1.3.1 Objetivo geral	14
1.3.2 Objetivos específicos	15
1.4 Escopo do trabalho	15
1.5 Estrutura do trabalho	16
<b>2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA</b>	<b>17</b>
2.1 Classificação de demanda de peças de reposição	17
2.2 Modelos de previsão de demanda para demandas intermitentes	19
2.2.1 Modelos clássicos para a previsão de demandas intermitentes	20
2.2.2 Modelo <i>bootstrapping</i> de Willemain, Smart e Schwarz (2004)	22
2.2.2.1 Cadeias de Markov	25
2.2.3 Modelos com abordagem híbrida para a previsão de itens intermitentes	25
2.3 Métricas de erros de previsão de demanda	26
2.4 Heurísticas: movimentos de vizinhança	30
2.4.1 Movimento 2-OPT	31
2.4.2 Movimento SWAP	33
<b>3 METODOLOGIA</b>	<b>34</b>
3.1 Etapas do estudo	34
3.1.1 Estudo exploratório da base de dados mineral	35
3.1.2 Proposição de um modelo híbrido para a previsão de demanda de peças sobressalentes	36
3.2 Validação do modelo proposto	36
3.2.1 Classificação de demanda	37
3.2.2 Parametrização dos testes	38
3.2.3 Métricas de erros	38
<b>4 MODELO HÍBRIDO PARA PREVISÃO DE DEMANDA DE ITENS SOBRESSALENTES</b>	<b>40</b>
4.1 Movimentos de vizinhança para a modelagem da transição entre estados	40
4.2 Modelo híbrido proposto	43

<b>5 ESTUDO DE CASO DA INDÚSTRIA MINERAL .....</b>	<b>44</b>
5.1 A empresa .....	44
5.2 Descrição do problema .....	45
5.3 Análise da demanda.....	45
5.3.1 Demanda Intermitente .....	49
5.3.2 Demanda Irregular .....	50
5.3.3 Demanda Errática .....	51
5.3.4 Demanda Regular.....	52
5.4 Visão geral do padrão de demanda mineral estudado.....	52
<b>6 RESULTADOS.....</b>	<b>55</b>
6.1 Resultados gerais .....	55
6.2 Consideração acerca da Cadeia de Markov de dois estágios .....	59
<b>7 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....</b>	<b>60</b>
7.1 Conclusões gerais.....	60
7.2 Implicações teóricas.....	61
7.3 Implicações gerenciais .....	62
7.4 Recomendações para futuras pesquisas.....	63
<b>8 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....</b>	<b>65</b>
<b>9 ANEXOS .....</b>	<b>70</b>
9.1 Anexo I – Valores das métricas MAE e MSE para todos os métodos do estudo .....	70
9.2 Anexo II - Valores das métricas de custo de ruptura e custo de armazenagem de estoque para todos os métodos do estudo .....	71

## 1 INTRODUÇÃO

O presente estudo investiga um recorte importante da gestão de estoques de peças sobressalentes: a previsão de demanda. O presente capítulo introduz, contextualiza e justifica o tema, definindo o escopo e os objetivos principais e específicos do estudo.

### 1.1 Contextualização do tema

Peças de Manutenção, Reparo e Operação (MRO) são peças utilizadas para a manutenção e reparo de sistemas, caracterizadas pelo padrão de demanda esporádico, com muitos períodos de demanda nula e picos aleatórios de demanda. Itens MRO são normalmente reportados como itens de manutenção nos setores de aviação, automotivo e de manufatura, sendo tipicamente confundidos com produtos próximos ao final do ciclo de vida. Geralmente, são peças de baixo giro e que apresentam alto custo unitário, especificidade e criticidade, tendo impacto relevante direto na operação e, conseqüentemente, no nível de serviço ao cliente.

O padrão de demanda peculiar dos itens MRO reforça os grandes desafios de gestão destas peças, visto que elas não podem ser eficientemente geridas por métodos e técnicas utilizados para itens de alto giro. O *trade-off* para a gestão dessas peças se estabelece, principalmente, entre maximizar a disponibilidade dos itens e minimizar os dispêndios com estoques excessivos desnecessários, de modo a obter-se um equilíbrio entre os custos de estoques e os possíveis custos de falta (postergação de atendimento, redução do nível de serviço, etc). Porém, mais do que uma preocupação interna, principalmente nos setores que necessitam da máxima disponibilidade de seus equipamentos, tal *trade-off* ganha proporções externas, na medida em que seus resultados são determinantes para a competitividade através da influência sobre o nível de serviço. Segundo Hu et al. (2015), os custos operacionais e de manutenção podem representar 60% do custo total de operação de uma empresa, em que os custos relacionados às peças de reposição representam, por si só, cerca de 25-30%.

Neste contexto, a previsão da demanda de itens MRO ganha relevância especial, na medida em que serve de insumo para a definição de outros parâmetros de estoque, como o ponto de ressuprimento, bem como influencia decisões gerenciais, como aquelas relacionadas ao nível de serviço. Porém, apesar de diversos métodos dedicados à previsão de demanda destes itens terem

sido propostos na literatura (Croston, 1972; Syntetos e Boylan, 2001, 2005 e 2006; Eaves e Kingsman, 2004; Willemain, Smart e Schwarz, 2004; Teunter e Duncan, 2009), a confiabilidade dos resultados é ainda questionável, dadas as circunstâncias e parâmetros sob os quais as comparações são realizadas e as características específicas de cada base de dados utilizada. Aliado a este ponto, os altos erros provenientes dos modelos existentes quando aplicados a contextos específicos reforça uma tendência da literatura em utilizar métodos heurísticos híbridos a outros métodos e modelos para a previsão de demanda de itens intermitentes, como pode ser visto nos trabalhos de Carmo e Rodrigues (2004), Hua et al. (2007), Gutierrez R. S. (2008), Truong et al (2011), Song et al (2012), Prestwich et al (2014) e Rosienkiwics et al (2017).

O setor mineral brasileiro, setor de destaque no mercado exportador brasileiro com 12,5% do volume das exportações (IBRAM, 2018), é um exemplo concreto desta tendência na literatura. Os métodos existentes na literatura para a previsão MRO no setor mineral são, em sua maioria, híbridos, específicos e de alta complexidade operacional (Kumar et al, 2005; Ghodrati, Per-Anders e Kumar, 2007; Barabadi, Barabady e Markeset, 2014 e Qarahasanlou et al, 2017,2019)]Tal contexto permite levantar a questão de como aumentar a eficiência de previsão de itens MRO visando uma menor especificidade, complexidade técnica e de operacionalização, especialmente quando se trata do setor mineral.

Nesse sentido, visando contribuir para a ainda existente limitação teórica e prática no que se refere à dificuldade de previsão de itens intermitentes, o presente estudo propõe uma abordagem heurística do método *bootstrapping* de Willemain, Smart e Schwarz (2004) para a previsão de itens MRO em ciclo usual de uso, considerando-se movimentos de vizinhança para modelar a transição entre estados ao invés da tradicional Cadeia de Markov. Particularmente para a aplicação no setor mineral, setor ainda pouco explorado sob a ótica MRO, não são necessárias incorporações específicas de características dos equipamentos ou da mina da qual a série é proveniente, o que torna a abordagem menos específica e mais aplicável à diversas minas e setores.

## **1.2 Justificativa e relevância do tema**

O tema do estudo é particularmente relevante e promissor considerando-se três aspectos principais: (i) a tendência da literatura em buscar métodos com melhor desempenho para a previsão



de itens MRO; (ii) o estudo de uma base proveniente de um setor ainda pouco explorado pela literatura sob a ótica de previsão de demanda de peças sobressalentes; e (iii) a carência de publicações sobre peças de reposição aplicadas a casos de empresas brasileiras.

A tendência da literatura em buscar novos métodos de previsão de demanda para itens intermitentes reflete a carência de ferramentas e modelos eficazes para atender à natureza específica das peças de reposição em certos contextos, reforçando a dificuldade de se estabelecer metodologias e estratégias consistentes para a gestão destes itens. Esse contexto evidencia que a proposição de novos refinamentos para a previsão de itens intermitentes é campo promissor para pesquisa, especialmente se considerados contextos específicos variados e pouco explorados, como o contexto mineral, a partir dos quais as previsões são consideravelmente afetadas.

Além disso, o trabalho ganha relevância científica na medida em que uma base de dados real do setor de mineração é explorada, e condições específicas que potencialmente ainda não foram estudadas são analisadas. Mais do que isso, apesar da existência de trabalhos que abordam a previsão de demanda de itens MRO no setor mineral, raros exploram aspectos como o padrão de demanda das peças, parte do escopo desse estudo. Roda et al. (2014) realizaram uma extensa pesquisa no setor de mineração de cobre do Chile a respeito de peças de reposição e descobriram que 70% das empresas implementam abordagens de classificação das peças, porém em critérios ancorados em valor unitário, criticidade, entre outros. O padrão de demanda não consta como fator preponderante nas classificações, o que faz com que a exploração destes padrões dedicados à indústria de mineração possua, também, relevância especial dentro do trabalho e na aplicação prática. Em suma, a revisão de literatura conduzida evidencia que tal caracterização é ainda inexistente na literatura. De um modo mais amplo, o gerenciamento e a previsão de demanda de itens MRO estão intrinsecamente relacionadas a dois objetivos importantes do setor mineral: redução de custos e disponibilidade de peças para a manutenção, refletindo, ainda, campo promissor para pesquisas aplicadas.

Por fim, são raras as publicações acadêmicas sobre MRO aplicadas a casos de empresas brasileiras, e é pequena a parcela de publicações científicas do tema no país (VOGT, 2013). Desse modo, além dos avanços teóricos quanto aos modelos de previsão e da aplicação em um setor ainda

pouco explorado, a presente pesquisa contribui cientificamente para as publicações brasileiras acerca do tema.

### **1.2.1 Contribuição científica**

Contribui-se academicamente para a área a partir da formulação de um método híbrido para a previsão de itens sobressalentes potencialmente replicável a diversos setores e padrões. Segundo a revisão de literatura conduzida, esta é a primeira abordagem híbrida do método *bootstrapping* considerando movimentos de vizinhança para a modelagem da transição entre estados proposto na literatura para a previsão de itens MRO. Espera-se que o novo modelo possibilite um método de previsão mais assertivo sem acréscimo significativo de dificuldade técnica e operacional para prever certas classes de demanda, bem como que se configure como uma alternativa de estudo às estratégias de formulações de modelos de previsão de estoque MRO a partir da integração com abordagens heurísticas.

Ainda, destaca-se a caracterização detalhada do padrão de demanda de itens sobressalentes da base, de modo que tal caracterização sirva de insumo para suposições teóricas acerca do padrão de demanda MRO do setor mineral em futuras pesquisas. A revisão de literatura conduzida também revelou que essa caracterização é ainda inexistente.

## **1.3 Objetivos**

### **1.3.1 Objetivo geral**

Propor um modelo híbrido para a previsão de demanda de itens sobressalentes em ciclo normal de operação, aplicado ao setor mineral.

### 1.3.2 Objetivos específicos

- Apresentar uma alternativa de estudo às estratégias de previsão de estoque MRO a partir de abordagens heurísticas;
- Caracterizar detalhadamente o padrão de demanda de peças MRO da base do estudo a fim de fornecer insumos para a caracterização do padrão de peças MRO do setor mineral, setor ainda pouco explorado pela literatura neste sentido;
- Analisar se as classificações de demanda existentes são adequadas às características de demanda do setor mineral;
- Apresentar uma alternativa replicável e menos específica para a previsão de estoque MRO no setor mineral, sem a consideração de características específicas da mina ou maquinário;
- Identificar e avaliar áreas de desempenho do método proposto em relação aos métodos de comparação da literatura, indicando condições para as quais se espera um melhor desempenho do modelo híbrido;
- Promover discussão acerca da aplicabilidade das métricas de erro existentes para a mensuração da eficiência de previsão de demanda de itens intermitentes;
- Apresentar os principais aspectos teóricos e práticos relevantes na gestão de peças de reposição e diferenciá-los quanto à sua aplicação para cada conjunto de características de peças, explicitando e detalhando os fatores que devem ser considerados para o planejamento efetivo.

### 1.4 Escopo do trabalho

O presente trabalho almeja a revisão das diversas abordagens e teorias relacionadas à previsão de demanda de peças de reposição, a fim de desenvolver um modelo de previsão de demanda híbrido que possa ser aplicado a itens de baixo giro com demanda intermitente.

A base utilizada para o estudo compreende o histórico de 132 meses (2005-2015) de 12.723 peças de reposição de uma usina de uma empresa do ramo de mineração. Para o estudo, algumas premissas foram adotadas: (i) o *lead time* de reposição dos itens é fixo; (ii) a distribuição da demanda não é conhecida e (iii) conhece-se apenas a demanda mensal dos itens.

Em um primeiro momento, a base de dados é explorada e caracterizada a fim de formular considerações válidas acerca das peças MRO no setor mineral. Em um segundo momento, os itens, classificados de acordo com o padrão de demanda, serviram de *input* para a previsão e validação do modelo proposto.

Busca-se, por fim, classificar as regiões de desempenho de acordo com o perfil de demanda dos itens, possibilitando não somente uma análise global dos resultados de cada modelo de previsão, mas também uma análise por classe, buscando estabelecer correlações entre os modelos e padrões de demanda.

## **1.5 Estrutura do trabalho**

O presente trabalho encontra-se dividido em sete capítulos. O capítulo em curso introduz, contextualiza e justifica o tema.

O segundo capítulo faz um resgate teórico sobre os temas relevantes para a elaboração da pesquisa, apresentando uma descrição dos métodos de previsão considerados no estudo seguidos de um resumo de seu desempenho comparativo corroborado na literatura.

No capítulo três é apresentada a metodologia utilizada na pesquisa, bem como são descritas as etapas, métodos e técnicas empregados para alcançar os objetivos propostos, visando garantir os aspectos de validade e fidedignidade do trabalho.

O quarto capítulo formula e modela o modelo híbrido proposto para a previsão de itens sobressalentes.

O quinto capítulo expõe o estudo de caso na indústria mineral, bem como caracteriza o setor e demanda das peças.

O sexto capítulo apresenta os resultados do trabalho e, por fim, o sétimo e último capítulo discute os resultados alcançados, as vantagens e recomendações de ordem prática oriundas do estudo. Também serão listados os tópicos que não foram aprofundados, mas que são considerados promissores para investigações futuras.

## 2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

O presente capítulo faz um resgate teórico sobre os temas relevantes para a elaboração do estudo. Os aspectos teóricos estão ligados, principalmente, às metodologias para classificação de demanda de itens sobressalentes, aos modelos de previsão e métricas de acuracidade para tais modelos e às abordagens heurísticas utilizadas para a proposição teórica do estudo.

### 2.1 Classificação de demanda de peças de reposição

Na literatura, poucos autores têm apresentado uma metodologia consistente para classificar itens MRO de acordo com o comportamento da demanda. Em termos de previsão de demanda, a classificação dos itens de acordo com tal padrão torna-se essencial para a previsão efetiva, visto que a eficiência dos métodos é altamente dependente desta característica, como sugerido por Syntetos e Boylan (2005).

Williams (1984) foi o primeiro autor a desenvolver um método analítico para classificar a demanda de itens de reposição. A classificação sugere o recorte da demanda em regular (alto giro), baixo giro ou intermitente pela partição da variância da demanda durante o *lead time* a partir de três critérios: variabilidade do número de transações por unidade de tempo, variabilidade do *lead time* e variação do tamanho da demanda. O método, conhecido como Método de Partição da Variância durante o *lead time*, leva à classificação da demanda durante o *lead time* (DLT).

Eaves e Kingsman (2004) “analisaram os dados de demanda da *Royal Air Force* (RAF) e concluíram que o conceito de classificação de Williams não descrevia adequadamente a estrutura de demanda observada em seus estudos. Em particular, o modelo de Williams não foi considerado suficiente para distinguir o padrão de demanda regular dos demais apenas pela variabilidade do número de transações” (SILVA, 2009). Os autores desenvolveram, então, uma metodologia de classificação da demanda em regular, irregular, baixo giro, intermitente e altamente intermitente a partir de critérios de variabilidade da taxa de transações, variabilidade do *lead time* e variabilidade do tamanho da demanda.

Posteriormente, Syntetos e Boylan (2005) propuseram uma classificação de demanda reversa, baseada na premissa de que se deve identificar áreas de superioridade dos métodos de

previsão para, então, categorizar a demanda com base nestes resultados. Os resultados sugerem valores de corte de 1,32 e 0,49 para os parâmetros de intervalo médio entre as demandas (ADI) e coeficiente de variação ( $CV^2$ ), respectivamente. Nesta classificação, o parâmetro ADI é representado pela razão entre a quantidade de períodos sem demanda ( $t_i$ ) e a quantidade de períodos com demanda (N), enquanto o parâmetro de coeficiente de variação ( $CV^2$ ) representa a variação do tamanho da demanda, medido pelo desvio padrão do número de itens demandados pela média destes itens. Sendo  $\varepsilon_i$  o consumo das peças no período  $i$  e  $\varepsilon$  o consumo médio das peças, os parâmetros de ADI e CV podem ser definidos conforme equações abaixo:

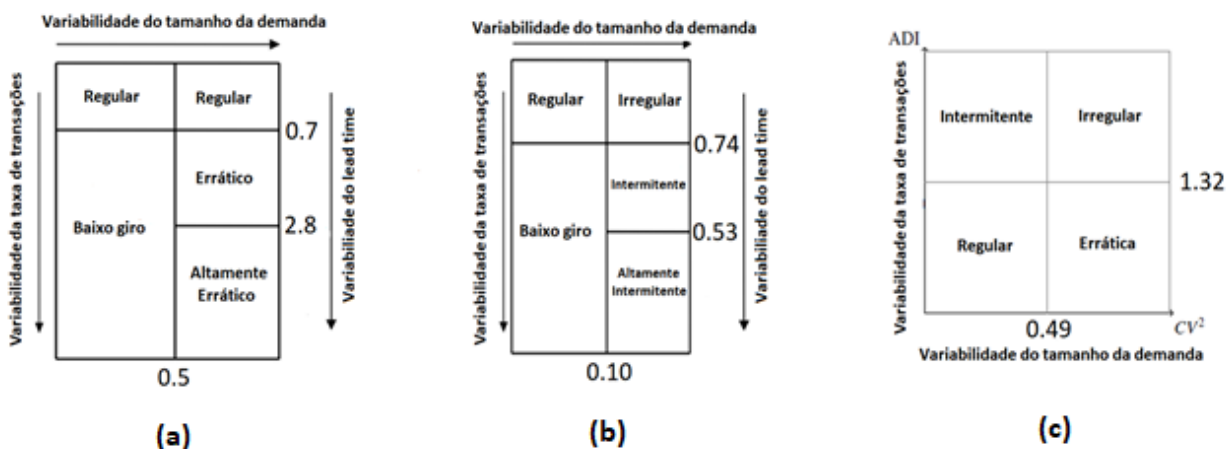
$$\varepsilon = \frac{\sum_{i=1}^N \varepsilon_i}{N} \quad (1)$$

$$ADI = \frac{\sum_{i=1}^N t_i}{N} \quad (2)$$

$$CV = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N (\varepsilon_i - \varepsilon)^2}}{\varepsilon} \quad (3)$$

A Figura 1 apresenta os valores de corte e classificação de demanda esquematizados para os métodos de Williams (1984) – (a); Eaves (2004) – (b); e Boylan (2005) – (c), respectivamente.

Figura 1: Valores de corte para a classificação de demanda de itens sobressalentes



Fonte: Williams (1984) – (a); Eaves (2004) – (b); e Boylan (2005) – (c) – Adaptado pela autora.

Apesar de distintas, as classificações refletem características comuns dos padrões de demanda: é geralmente aceito que itens regulares diferem de itens erráticos principalmente pela pouca variabilidade no tamanho da demanda (EAVES, 2002), ao passo que um item com demanda errática é aquele que tem a maioria das ocorrências de pequenas demandas com transações ocasionais de demandas muito grandes (SILVER, 1970). A demanda é dita intermitente se o tempo médio entre ocorrências consecutivas é consideravelmente maior do que o intervalo de tempo de atualização da previsão (SILVER, PYKE e PETERSON, 1998). Por fim, a demanda irregular apresenta tanto alta variabilidade do tamanho da demanda quanto alta variabilidade do tempo médio entre demandas.

Considerando-se que a previsão de demanda MRO tem um apelo forte pela consideração dos padrões de demanda dos itens, a classificação de demanda torna-se fator de essencial importância para modelar a demanda de peças de reposição.

## **2.2 Modelos de previsão de demanda para demandas intermitentes**

Considerando-se o escopo do estudo, o contexto de modelos de previsão para demanda intermitentes pode ser explorado sob três grandes classificações: (i) modelos clássicos para a previsão de demandas intermitentes; (ii) modelos com abordagem *bootstrapping* e (iii) modelos híbridos para previsão de itens intermitentes.

Na literatura, os modelos clássicos para a previsão de demanda de itens intermitentes baseiam-se no pressuposto de que o histórico de demanda segue uma distribuição de probabilidade específica. Esse pressuposto é muitas vezes adotado para os modelos com abordagem *bootstrapping*, que originalmente não considera a premissa do conhecimento da distribuição de probabilidade da série temporal estudada para as previsões, como é o caso do modelo de Willemain, Smart e Schwarz (2004).

No entanto, não há um consenso na literatura sobre qual método ou abordagem apresenta melhor desempenho para a previsão de itens intermitentes. Nesse contexto, os métodos hibridizados aparecem como opção relevante na literatura na busca da melhoria da acuracidade de

previsão de itens MRO, valendo-se muitas vezes da hibridização das abordagens mencionadas com métodos heurísticos e de regressão.

### 2.2.1 Modelos clássicos para a previsão de demandas intermitentes

O modelo de Croston e suas variações conFiguram-se como o estado da arte quando se trata de modelos dedicados à previsão de demanda de peças intermitentes.

Croston (1972) foi um dos primeiros autores a tratar da previsão de demanda para itens intermitentes por meio de um aprimoramento no modelo de amortecimento exponencial clássico (SES) – comumente aceito como um modelo de pouca eficácia para demandas intermitentes. No modelo de amortecimento exponencial clássico, a previsão da demanda média por período ( $D_t$ ) é obtida suavizando-se a demanda de períodos anteriores ( $d_t$ ) a partir de um parâmetro de suavização escolhido ( $\alpha$ ), conforme demonstrado na equação abaixo:

$$D_t = \alpha d_t + (1 - \alpha)d_{t-1} \quad (4)$$

Assumindo que os intervalos entre ocorrências seguem uma distribuição geométrica (a demanda ocorre como um processo de Bernoulli), em que o tamanho da demanda é normalmente distribuído e que os intervalos e tamanhos da demanda são independentes entre si, no método de Croston um alisamento exponencial é utilizado para realizar previsões por meio de séries temporais. A partir da incorporação de um coeficiente de alisamento  $\alpha$  à série de demandas e também aos intervalos de tempo entre reposições, dando maior importância ao tamanho e ao período das demandas positivas mais recentes, Croston aplica o método de suavização (SES) para cada demanda não nula e para os intervalos entre as demandas, independentemente. A previsão de demanda ( $D_t$ ) é, então, calculada como a razão entre o tamanho da demanda ( $S_t$ ) e o intervalo entre demandas ( $n_t$ ), quando positivas:

$$D_t = \frac{S_t}{n_t} \quad (5)$$

$$S_t = \alpha d_t + (1 - \alpha)S_{t-1} \quad (6)$$

$$n_t = \alpha n_t + (1 - \alpha) n_{t-1} \quad (7)$$



Ghobbar e Friend (2003) apresentaram um estudo comparativo de treze diferentes métodos de previsão para a gestão de peças de reposição na indústria de aviação e confirmaram a superioridade do método de Croston em relação ao método de suavização exponencial clássico e de regressão linear.

Posteriormente, Syntetos e Boylan (2005, 2006) constataram que o método de Croston, ao atualizar as estimativas de demanda apenas em momentos de demanda positiva, introduzia um viés significativo às previsões. Os autores apontaram e corrigiram o viés do método de Croston, aplicando uma correção de  $(1 - \frac{\alpha}{2})$  à previsão clássica do método original. Considerando-se as definições das equações 6 e 7, a previsão de demanda de um período  $t$  ( $D_t$ ) no modelo conhecido como SBA (*Syntetos-Boylan Approximation*) pode ser dada por:

$$D_t = (1 - \frac{\alpha}{2}) \frac{S_t}{n_t} \quad (8)$$

Teunter, Syntetos e Babai (2011), por sua vez, notaram resultados modestos do método de Croston, considerando-se os desvios quanto a estimativas de demanda por período e propuseram uma modificação no método, intitulado “Método de Croston Revisado” (TSB), de modo a fornecer estimativas de demanda aproximadamente não-tendenciosas por período. O método, que permite obter vínculos entre previsão de demanda e obsolescência, suaviza exponencialmente a probabilidade de demanda em cada período ( $Y_t$ ), bem como o tamanho da demanda após cada período de demanda positiva ( $p_t = 1$ ), sendo não-tendencioso quando se considera um ponto arbitrário no tempo. Considerando-se  $\alpha \geq 0$  e  $\beta \leq 1$  como constantes de suavização e  $z_t$  como a demanda atual do período  $t$ , as previsões do método podem ser obtidas a partir das equações 9-11 se  $p_t = 0$  e a partir das equações 12-14 se  $p_t = 1$ .

Se  $p_t = 0$ :

$$p_t = p_{t-1} + \beta (0 - p_{t-1}) \quad (9)$$

$$z_t = z_{t-1} \quad (10)$$

$$Y_t = p_t * z_t \quad (11)$$

Se  $p_t = 1$ :

$$p_t = p_{t-1} + \beta (1 - p_{t-1}) \quad (12)$$

$$z_t = z_{t-1} + \alpha (z_t - z_{t-1}) \quad (13)$$

$$Y_t = p_t * z_t \quad (14)$$

Os resultados preliminares de dados gerados pelos autores confirmam as melhorias na precisão da previsão se comparado ao método de Croston e SBA.

Vale ressaltar que os métodos de Croston e suas derivações adotam como premissa a aderência da demanda à distribuição normal, o que frequentemente é constatado como inconsistente para demandas intermitentes.

### 2.2.2 Modelo *bootstrapping* de Willemain, Smart e Schwarz (2004)

Muitas abordagens *bootstrapping* foram propostas na literatura acadêmica voltadas à previsão de demanda de itens (Wang e Rao, 1992; Bookbinder e Lordahl, 1989; Snyder, 2002; Willemain, Smart e Schwarz, 2004; Porras e Dekker, 2008 e Viswanathan and Zhou, 2008).

Enquanto muitos métodos apresentam variações do método *bootstrapping* originalmente proposto por Efron (1979), a abordagem de Willemain, Smart e Schwarz (2004) soluciona duas lacunas centrais do método clássico, sendo considerada a abordagem *bootstrapping* mais conhecida dedicada à previsão de itens intermitentes. De um modo geral, o método *bootstrapping* de Willemain, Smart e Schwarz (2004) é utilizado para obter-se valores de previsão da demanda durante o *lead time*. Em termos práticos, o método de reamostragem permite calcular qual será a demanda de determinado item no período entre a colocação do pedido e chegada dos mesmos.

O método *bootstrapping* original utiliza amostras de dados da demanda histórica para criar amostras “fantasmas” que simulam a evolução da demanda acumulada ao longo de um *lead time*. O método de Efron (1979), no entanto, apresenta duas fortes lacunas: o não aparecimento de novos valores de demanda a partir da seleção de valores históricos e a não consideração de auto correlação potencial entre os dados da demanda histórica e os dados gerados nas replicações.

Para solucionar a lacuna do método clássico, Mosteller e Rourke (1973) propuseram o processo de *jittering*: uma pequena variação aleatória nos valores de demanda não nulas. Esse processo consiste em uma pequena variação da demanda, de forma a evitar a repetição de valores históricos. O processo de *jittering* seleciona um dos valores de demanda histórica aleatoriamente ( $X^*$ ) e aplica uma pequena variação, relacionada ao desvio aleatório da Normal Padrão dos dados ( $Z$ ). Nesse sentido, o processo de *jittering* pode ser representado como:

$$\text{JITTERED} = 1 + \text{INT}\{X^* + Z\sqrt{X^*}\} \quad (15)$$

Se  $\text{JITTERED} \leq 0$ , então  $\text{JITTERED} = X^*$

A segunda lacuna do método clássico foi solucionada a partir da incorporação da Cadeia de Markov para o cálculo da probabilidade de transição entre valores nulos e não nulos de demanda. Ao utilizar-se da cadeia Markoviana e do processo de *jittering*, o *bootstrap* de Willemain, Smart e Schwarz (2004) respondeu às lacunas relacionadas à previsão de demandas intermitentes, apresentando resultados significativamente melhores do que o método clássico.

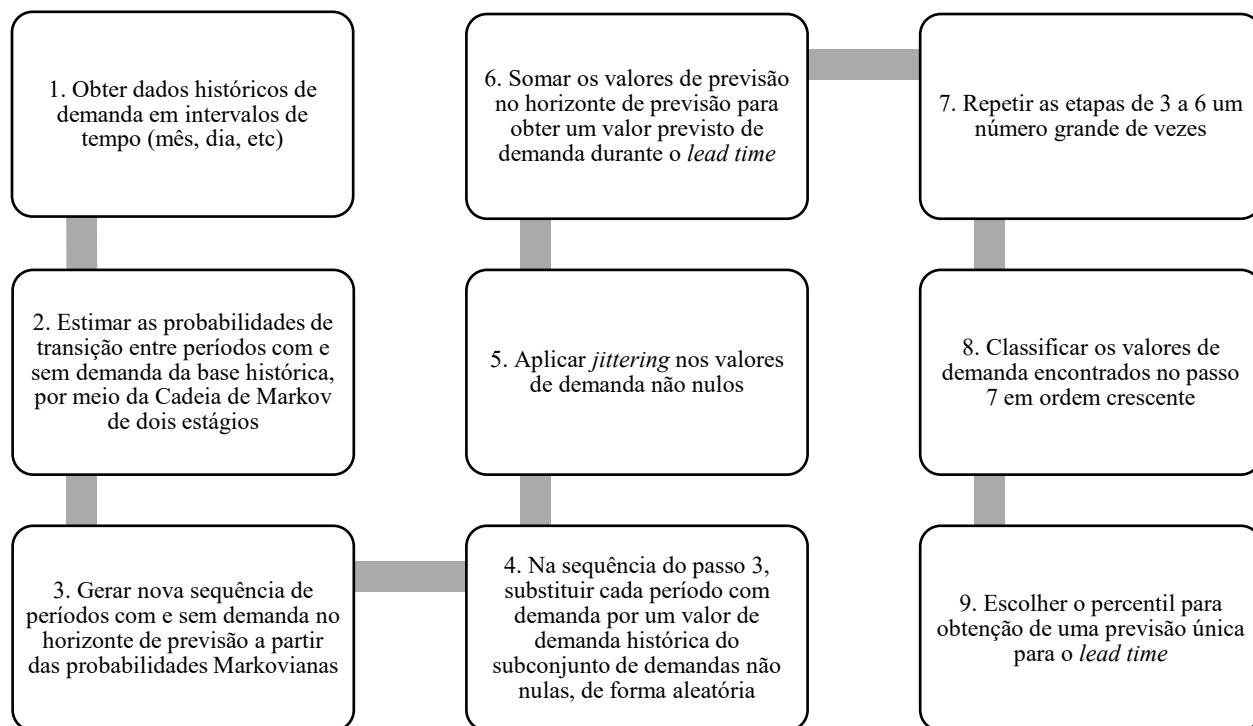
De um modo geral, os passos do *bootstrap* modificado de Willemain, Smart e Schwarz (2004) podem ser resumidos como:

1. Obter dados históricos de demanda em intervalos de tempo (mês, dia, etc);
2. Estimar as probabilidades de transição entre períodos com e sem demanda da base histórica, por meio da Cadeia de Markov de dois estágios;
3. Gerar nova sequência de períodos com e sem demanda no horizonte de previsão a partir das probabilidades Markovianas;
4. Na sequência do passo 3, substituir cada período com demanda por um valor de demanda histórica do subconjunto de demandas não nulas, de forma aleatória;
5. Aplicar *jittering* nos valores de demanda não nulos;
6. Somar os valores de previsão no horizonte de previsão para obter um valor previsto de demanda durante o *lead time*;
7. Repetir as etapas de 3 a 6 um número grande de vezes (os autores do método recomendam, atualmente, dez mil interações para obter-se as previsões);

8. Classificar os valores de demanda encontrados no passo 7 em ordem crescente;
9. Escolher o percentil para obtenção de uma previsão única para o *lead time*.

A Figura 2 apresenta esquematicamente os passos do método.

Figura 2: Passos do método *bootstrap* de Willemain, Smart e Schwarz (2004).



Fonte: Elaborado pela autora.

Experimentos não reportados por Willemain, Smart e Schwarz (2004) mostraram que o processo de *jittering* possui uma taxa de  $41 \pm 11\%$  de aumento de precisão das previsões para *lead times* de 3 meses e  $11 \pm 10\%$  para *lead times* de 6 meses. Mais do que isso, por meio do *bootstrapping*, Willemain, Smart e Schwarz (2004) conseguiram resultados mais precisos que os métodos SBA e Croston, principalmente para demandas intermitentes e irregulares, padrões de demanda que representam a maior parte dos itens da base de dados deste estudo (92%).

### 2.2.2.1 Cadeias de Markov

A premissa de processos Markovianos é a de que um estado futuro depende apenas do estado presente e não dos estados passados. No método *bootstrapping* de Willemain, Smart e Schwarz (2004), as cadeias de Markov são aplicadas para o cálculo das probabilidades de transição entre estados de demanda nula e não nula na série de previsão (passo 2 do método) e para a consequente geração de sequências de períodos com e sem demanda no horizonte de previsão (passo 3 do método).

As probabilidades de transição podem ser descritas como uma probabilidade condicional do tipo  $P\{x_{t+1}=j | x_t=i\} = p_{ij}$ , representando a probabilidade do estado  $x_{t+1}$  ser  $j$  no instante  $t+1$  dado que o estado  $x_t$  é igual a  $i$  no instante  $t$ . Tais probabilidades devem ser maiores ou iguais a zero e a soma das probabilidades deve ser igual a 1 (HEYMAN, 2003), devendo a cadeia de Markov satisfazer as seguintes propriedades:

$$p_{ij} \geq 0 \quad (16)$$

$$\sum_{j=0}^M p_{ij} = 1 \quad (17)$$

### 2.2.3 Modelos com abordagem híbrida para a previsão de itens intermitentes

A adaptação e hibridização de métodos não concebidos para a previsão de demandas intermitentes apresenta-se como uma alternativa no contexto de previsão de demanda MRO visando o incremento da acuracidade de previsão dos métodos existentes.

Neste cenário, modelos híbridos com técnicas de regressão (Hua et al., 2007; Rosienkiwics et al., 2017) e redes neurais (Carmo e Rodrigues; 2004; Gutierrez, 2008; Truong et al., 2011; Song et al., 2012; Kourentzes, 2013) mostram-se como promissores para modelar e simular o comportamento da demanda.

Sob outro viés, vale destacar o estudo de Prestwich et al. (2014), que propuseram um modelo híbrido de suavização hiperbólico-exponencial (*Hyperbolic-Exponential Smoothing - HES*), voltado para lidar com a questão da obsolescência. O HES combina o método de Croston e

inferência Bayesiana quando na presença de demanda nulas, de modo a eliminar o viés e o não tratamento da obsolescência pelo método de Croston clássico. A principal diferença entre o método HES e o TSB, também dedicado a tratar a questão da obsolescência, é que o método HES decai hiperbolicamente em uma série nula, ao passo que o método TSB decai exponencialmente. Nesse sentido, o método híbrido HES pode ser considerado uma alternativa ao método TSB quando para a previsão de itens intermitentes relacionados à obsolescência.

Especificamente no setor mineral, a hibridização de métodos para a previsão de demanda de itens intermitentes é feita de modo bastante particular a partir da incorporação de fatores ambientais e/ou outros fatores à previsão de demanda, considerando-se as características dos equipamentos e da mina em estudo. Os raros modelos de previsão de demandas intermitentes aplicadas à indústria de mineração baseiam-se na confiabilidade dos equipamentos e na incorporação de fatores subjetivos à previsão, focando esforços na avaliação dos riscos associados à falta de peças de reposição quando não se consideram as características do ambiente operacional do sistema para a previsão, como em Kumar et al (2005); Ghodrati, Per-Anders e Kumar (2007); Barabadi, Barabady e Markeset (2014) e Qarahasanlou et al (2017,2019).

Apesar de tais métodos clamarem melhor desempenho do que quando utilizados os métodos tradicionais, estes possuem a desvantagem de ser, em sua grande maioria, específicos para a situação estudada. Mais do que isso, as propostas mais recentes são bastante focadas em contextos específicos e envolvem técnicas muito mais complexas do que as dos métodos tradicionais, culminando em uma dificuldade de operacionalização ainda maior para a aplicação prática em empresas.

### **2.3 Métricas de erros de previsão de demanda**

Os resultados de qualquer método de previsão precisam ser avaliados sob alguma métrica, de forma a identificar seu desempenho: quão próximo os valores previstos estão dos valores reais de demanda. Na literatura, as métricas existentes para avaliar erros de previsão podem ser classificadas em quatro categorias, como detalhado na Tabela 1.

Apesar disso, muitas métricas já existentes são inapropriadas ou até impossíveis de serem aplicadas para a previsão de séries com muitos valores nulos, resultando em valores indefinidos ou infinitos. Essas características, no entanto, são extremamente prováveis de ocorrerem em séries de demandas intermitentes como a do presente estudo, seja pela presença de uma ou mais demandas nulas nas séries – o que caracteriza a própria intermitência – ou pela presença de erros nulos de previsão, especialmente quando ambas demanda real e previsão são zero. Devido a este fator, apesar de vários autores explorarem a questão das métricas de erros para a previsão de itens intermitentes, não há um consenso geral sobre qual métrica é mais adequada (PRESTWICH et al., 2013) e sim uma indicação de que a escolha da métrica tem forte apelo para a característica da base (padrões de demanda) e contexto de testes (comparação em uma ou mais séries de dados).

Tabela 1 : Resumo das principais métricas de erros de previsão de demanda

<b>Categoria</b>	<b>Métricas</b>	
<b>Erros dependentes de escala</b>	Erro significativo médio (ME)	Erro absoluto médio (MAE)
	Erro quadrado médio (MSE)	Erro absoluto mediano (MdAE)
	Erro absoluto médio geométrico (GMAE)	Erro quadrático médio da raiz (RMSE)
<b>Erros percentuais</b>	Erro percentual absoluto médio (MAPE)	Erro percentual quadrático médio da raiz (RMSPE)
	Erro médio percentual absoluto (MdAPE)	Erro percentual mediano do quadrado médio da raiz (RMdSPE)
<b>Erros relativos</b>	Erro absoluto relativo médio (MRAE)	Erro absoluto relativo médio geométrico (GMRAE)
	Erro absoluto relativo mediano (MdRAE)	
<b>Erro independente de escala</b>	Erro médio em escala absoluta (MASE)	

Fonte: Elaborada pela autora.<sup>1</sup>

Os erros dependentes de escala (*scale-dependent errors*) são erros baseados em erros absolutos ou erros quadráticos. Por estarem na mesma escala da série temporal, possuem a desvantagem de não serem adequados para a comparação entre múltiplas séries temporais.

Considerando-se o erro simples do período  $t$  ( $\varepsilon_t$ ) como a diferença entre o valor de demanda real do período  $t$  ( $d_t$ ) e o valor previsto de demanda para o período  $t$  ( $d'_t$ ), conforme

<sup>1</sup> Tabela elaborada a partir da tradução livre dos termos. A correspondência dos termos em inglês pode ser vista na Figura de listas e termos.

equação 18, as definições matemáticas dos erros dependentes de escala apresentados na Tabela 1 podem ser dadas pelas equações seguintes:

$$\varepsilon = d_t - d'_t \quad (18)$$

$$ME = \text{média} (\varepsilon_t) \quad (19)$$

$$MSE = \text{média} (\varepsilon_t^2) \quad (20)$$

$$GMAE = \text{médiateométrica} (|\varepsilon_t|) \quad (21)$$

$$MAE = \text{média} (|\varepsilon_t|) \quad (22)$$

$$MdAE = \text{mediana} (|\varepsilon_t|) \quad (23)$$

$$RMSE = \sqrt{\text{média} (\varepsilon_t^2)} \quad (24)$$

Para demandas intermitentes, especificamente, Syntetos e Boylan (2005) recomendam o uso da métrica GMAE, sugerindo que o valor nulo da métrica só ocorrerá caso métodos inapropriados de previsão sejam utilizados. Como esta métrica torna-se nula quando algum erro é nulo, Hyndman (2006) indica que esta métrica é problemática para medir o desempenho de métodos de previsão em séries com dados intermitentes, nas quais a probabilidade de ocorrência nulas de demanda real e previsão é elevada.

Já os erros percentuais (*percentage errors*) mensuram o erro de cada período como uma porcentagem da demanda observada neste mesmo período. Considerando as definições da equação 18, os erros percentuais podem ser definidos como:

$$p_t = 100 \frac{\varepsilon_t}{d_t} \quad (25)$$

$$MAPE = \text{média} (|p_t|) \quad (26)$$

$$MdAPE = \text{mediana} (|p_t|) \quad (27)$$

$$RMSPE = \sqrt{\text{média} (p_t^2)} \quad (28)$$



$$RMdSPE = \sqrt{\text{mediana}(p_t^2)} \quad (29)$$

Porém, os erros percentuais são normalmente vistos como inapropriados para a demanda de itens intermitentes (HYNDMAN, 2006). Apesar de terem a vantagem de serem independentes da escala da série temporal utilizada, podendo ser utilizados para a comparação de múltiplas séries, tais métricas são indefinidas ou infinitas quando a série temporal possui muitos valores nulos, como é comum em séries intermitentes. Hyndman (2006) aponta, ainda, que para valores próximos de zero, os erros percentuais são extremamente enviesados, não sendo uma opção eficiente para a medição de erros em séries intermitentes.

Os erros relativos (*relatives erros*) envolvem a comparação dos erros encontrados com os erros de algum método de *benchmarking*. Apesar de terem a vantagem de independência da escala da série temporal, podendo ser utilizados para a comparação de múltiplas séries, quando os erros são pequenos, como é provável de acontecer em séries intermitentes devido à ocorrência de demandas nulas, o uso de métodos de *benchmarking* torna-se problemático, pois eles envolveriam divisão por zero tornando a métrica de erro indefinida. Sendo  $\varepsilon_t$  o erro simples obtido pelo modelo de previsão a ser testado e  $\varepsilon'_t$  o erro do modelo de *benchmarking*, os erros relativos podem ser definidos como:

$$r_t = \frac{\varepsilon_t}{\varepsilon'_t} \quad (30)$$

$$MRAE = \text{média}(|r_t|) \quad (31)$$

$$MdRAE = \text{mediana}(|r_t|) \quad (32)$$

$$GMRAE = \text{médiageométrica}(|r_t|) \quad (33)$$

Hyndman e Koehler (2006) propuseram uma nova categorização de métricas a partir da métrica MASE, com o intuito de resolver as problemáticas apresentadas pelos outros tipos de métricas quando aplicadas a séries intermitentes. O método possui a vantagem de ser infinito ou indefinido somente se todos os valores históricos de demanda observados forem zero e de poder ser usado para a comparação em múltiplas séries, já que é independente da escala utilizada. No entanto, a métrica MASE é baseada na previsão para um período posterior (*one-period-ahead*

*forecast*). O autor da métrica aponta que os valores da métrica para previsão em múltiplos períodos são maiores se comparados à previsão de um período, visto que se torna mais difícil prever conforme o horizonte aumenta. Esse ponto, pouco explorado por Hyndman e Koehler (2006), sugere que, apesar de a métrica ser válida para previsões em uma ou mais séries intermitentes, esta possui algumas desvantagens quando utilizada para mensurar os erros para mais de um período, como no caso de previsões de demanda durante o *lead time* (DLT). Considerando as definições envolvidas na formulação da equação 18, a métrica MASE pode ser definida como:

$$q = \frac{\varepsilon_t}{\frac{1}{n-1} \sum_{t=2}^n |d_t - d_{t-1}|} \quad (34)$$

$$MASE = \text{média}(|q_t|) \quad (35)$$

Neste ponto, vale destacar que a medida de acurácia de previsão de séries intermitentes requer certas considerações. Além de muitas métricas não serem aplicáveis a esse tipo de série, fornecendo valores indefinidos ou infinitos, as métricas estatisticamente aplicáveis tendem a fornecer valores viesados. Em séries extremamente esparsas, uma simples série de *benchmarking* que sempre prevê valores nulos pode culminar em métricas de adequação melhores devido à “soma zero” dos erros (TEUNTER; DUNCAN, 2009). Portanto, é recomendado que a validação e indicação de quais métodos são esperadas as melhores performances em cada padrão de demanda leve em consideração, também, os efeitos das previsões sobre os parâmetros de estoque (SYNTETOS; BOYLAN, 2006). Ainda nesse contexto, Hasi et al (2018a) enfatizam que garantir a precisão dos métodos *bootstrapping* para previsão de demanda intermitente deve ser uma prioridade para o gerenciamento de peças de reposição.

## 2.4 Heurísticas: movimentos de vizinhança

Heurísticas são algoritmos pautados no conhecimento tácito de um problema que não garantem a otimalidade da solução final, mas que, em geral, produzem soluções finais de boa qualidade rapidamente.

As heurísticas de melhoria utilizam movimentos de vizinhança para partir de uma solução inicial e caminhar entre vizinhos na busca de uma solução melhor do que a solução anterior, dita solução corrente. Denomina-se movimento ( $m$ ) a modificação pela qual a solução  $s$  é transformada em outra  $s'$  que esteja em sua vizinhança. Sendo  $N$  uma função que associa a cada solução  $s \in S$  sua vizinhança  $N(s) \subseteq S$ , cada solução  $s' \in N(s)$  é chamada de vizinho de  $s$ . Matematicamente:

$$s' \leftarrow s \oplus m \Leftrightarrow s' = m(s) \quad (36)$$

Neste ponto, vale ressaltar que a vizinhança de uma solução está associada ao tipo de movimento a ser feito e que a melhor escolha de modificação depende do problema tratado.

Apesar da existência de diversos movimentos de vizinhança na literatura, os movimentos SWAP e 2-OPT, descritos a seguir, apresentam forte aderência às necessidades teóricas e de investigação do estudo, além de serem movimentos de fácil operacionalização e que não desconfiguram o modelo *bootstrapping* de Willemain, Smart e Schwarz (2004) original, ponto detalhado nas seções seguintes.

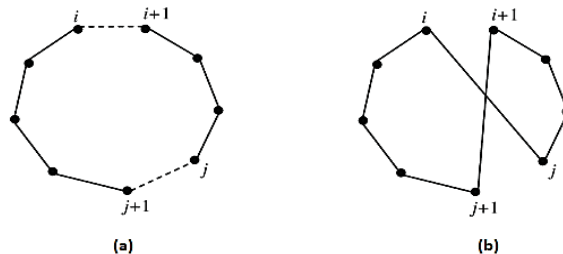
### 2.4.1 Movimento 2-OPT

O movimento 2-OPT foi proposto pela primeira vez por Croes (1958) para solucionar o problema do caixeiro viajante, que consiste em determinar a menor rota para percorrer uma série de cidades, passando por cada cidade uma única vez e retornando à cidade de origem. Por ser um problema de otimização NP-difícil, diversas abordagens heurísticas são utilizadas visando a factibilidade do problema e redução do tempo de processamento computacional, sendo o movimento 2-OPT bastante difundido na literatura.

O movimento 2-OPT consiste na eliminação de 2 arestas da rota corrente, reconectando-as usando duas outras arestas (formando um ciclo), conforme ilustrado na Figura 3. Trocando-se os arcos  $(i, i+1)$  e  $(j, j+1)$  pelos arcos  $(i, j)$  e  $(i+1, j+1)$ , por exemplo, a melhoria da troca pode ser mensurada pela redução do tamanho da rota total ( $\Delta M$ ) conforme equação abaixo:

$$\Delta M(i, j) = c(i, i + 1) + c(j, j + 1) - c(i, j) - c(i + 1, j + 1) \quad (37)$$

Figura 3: Movimento 2-opt considerando rota vigente (a) e rota modificada (b)



Fonte: Chaves (2011) – Adaptado.

Caso a troca reduza o tamanho da rota corrente ( $\Delta M > 0$ ), esta é assumida como solução atual e continua-se a busca de melhoria através dos movimentos de vizinhança, até que o critério de parada seja atingido. A Figura 4 demonstra o pseudocódigo do movimento para o problema do caixeiro viajante.

Figura 4: Pseudocódigo do algoritmo 2-OPT

---

```

algoritmo 2-Opt (  $s$  )
  para (  $i$  de 1 até  $n_r$  ) faça
     $j \leftarrow i + 2$ 
    enquanto (  $((j + 1) \bmod n_r) \neq i$  ) faça
      se (  $c_{i+1} + c_{j+1} - c_{ij} - c_{i+1j+1} > 0$  ) então
        { trocar as arestas  $(i, i+1)$  e  $(j, j+1)$  por  $(i, j)$  e  $(i+1, j+1)$  }
         $inicio \leftarrow (i + 1) \bmod n_r$ 
         $fim \leftarrow j$ 
        se (  $inicio > fim$  ) então
           $tam = n_r - inicio + fim + 1$ 
        senão  $tam = fim - inicio + 1$ 
         $p1 \leftarrow inicio$  e  $p2 \leftarrow fim$ 
        para (  $k$  de 1 até  $tam/2$  ) faça
          troque os vértices  $p1$  e  $p2$  de posição
           $p1 \leftarrow p1 + 1$ 
           $p2 \leftarrow p2 - 1$ 
        fim-para
         $f(s) \leftarrow f(s) + c_{i+1} + c_{j+1} - c_{ij} - c_{i+1j+1}$ 
      fim-se
    fim-enquanto
  fim-para
fim-algoritmo

```

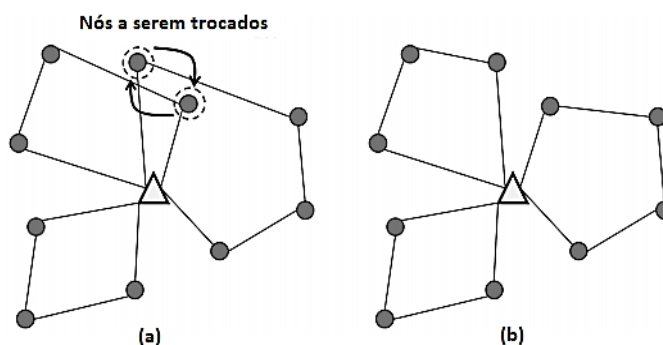
---

Fonte: Chaves (2011)

## 2.4.2 Movimento SWAP

O movimento SWAP é um movimento simples de vizinhança que consiste, no problema do caixeiro viajante, na permuta de dois nós de rotas distintas escolhidos aleatoriamente. Analogamente ao movimento 2-OPT, busca-se rotas melhores a partir das movimentações. Uma ilustração do movimento SWAP pode ser visto na Figura 5.

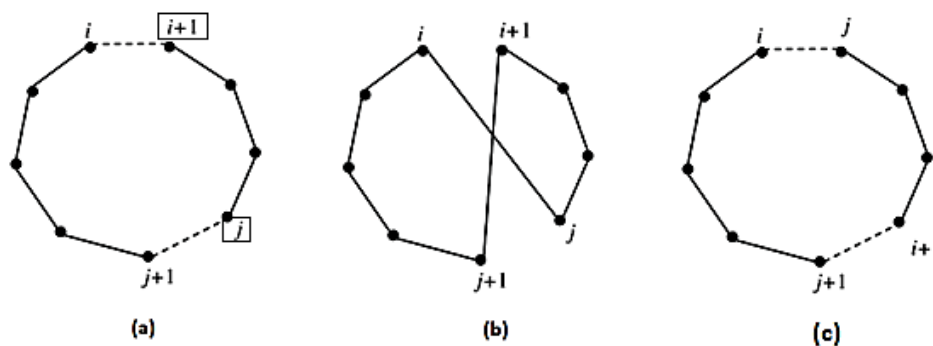
Figura 5: Movimento SWAP considerando rota vigente (a) e rota modificada (b)



Fonte: Álvarez e Munari (2016) – Adaptado.

Em uma rota única, o movimento SWAP pode ser adaptado pela troca de nós escolhidos aleatoriamente. Vale ressaltar que, neste caso, os movimentos 2-OPT e SWAP podem produzir a mesma modificação, como demonstrado na Figura 6. Este resultado é relevante considerando-se a aplicação no método *bootstrapping* de Willemain, Smart e Schwarz (2004) descrita nas seções posteriores.

Figura 6: Comparação em uma mesma rota (a) do movimento 2-OPT (b) e SWAP (c)



Fonte: Chaves (2011) – Adaptado.

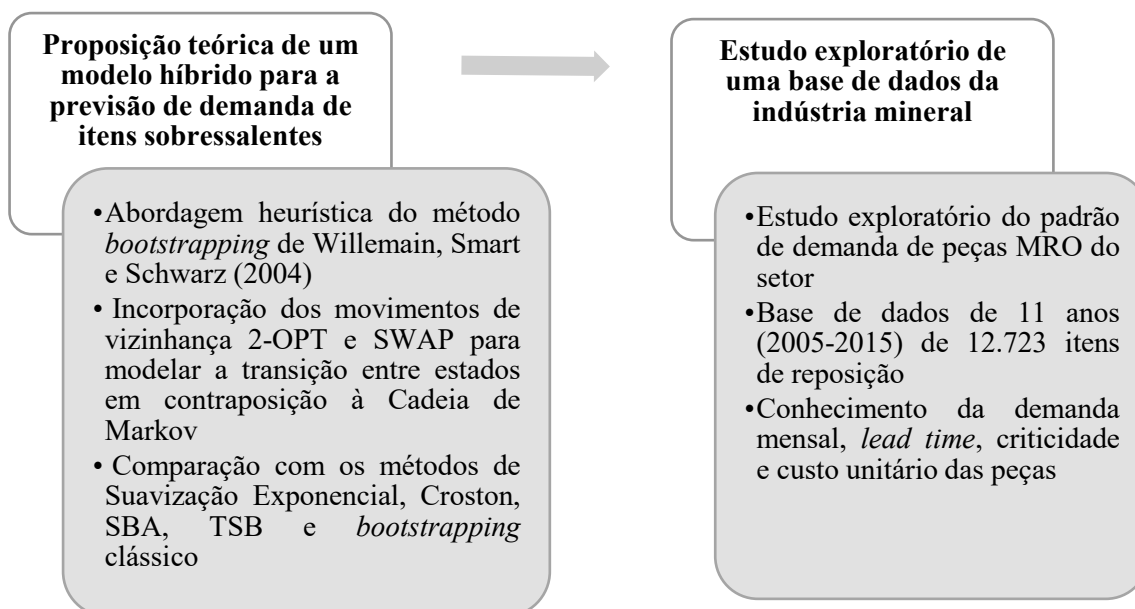
### 3 METODOLOGIA

No presente capítulo é apresentada a metodologia utilizada para o estudo, bem como são descritas as etapas, métodos e técnicas empregados para alcançar os objetivos propostos, a fim de garantir os aspectos de validade, reprodutibilidade e fidedignidade do trabalho.

#### 3.1 Etapas do estudo

A fim de atingir-se os objetivos geral e específicos apresentados, a presente pesquisa está estruturada segundo duas grandes etapas: (i) proposição teórica de um modelo híbrido para a previsão de demanda de peças de reposição e (ii) estudo exploratório da base de dados da indústria mineral. O estudo vale-se, portanto, de uma abordagem qualitativa e exploratória, a partir do estudo de caso; e quantitativa, a partir da modelagem e simulação dos modelos de previsão. O modelo proposto será testado e validado a partir dos dados da base, enquanto outros aspectos como o perfil de demanda das peças do setor serão discutidos, conforme ilustrado pela Figura 7. As subetapas compreendidas em cada parte do estudo são detalhadas nas seções seguintes.

Figura 7: Metodologia da pesquisa: etapas do estudo



Fonte: elaborado pela autora.

### 3.1.1 Estudo exploratório da base de dados mineral

O estudo exploratório tem como objetivo caracterizar detalhadamente o padrão de demandas das peças, a fim de entender seus comportamentos para obter-se premissas para a elaboração de hipóteses válidas para o setor. A revisão de literatura conduzida mostra evidência que tal caracterização é ainda inexistente na literatura.

A base de dados utilizada para o estudo compreende dados históricos da demanda de 11 anos (2005-2015) de 12.723 itens de reposição de uma usina de minério de ferro, coletados a partir do segundo ano da implantação do sistema SAP na empresa. Os itens referem-se a peças de manutenção provenientes dos processos de extração do minério até o beneficiamento mineral, em minas de minério de ferro a céu aberto. As peças são consideradas em regime normal de operação, visto que periodicamente é realizado um levantamento para excluir do sistema itens obsoletos ou em desuso. Nesse sentido, o tratamento de *outliers* da base foi feito de modo a identificar, somente, erros de entradas de dados no sistema, através de confirmação prévia.

Da base de dados foram obtidas quatro informações:

- Informações de ocorrências de demanda: demanda mensal dos itens em unidades inteiras ou não inteiras;
- Informação sobre o *lead time*: o sistema atual considera o *lead time* médio como determinístico, mantendo-o fixo no cadastro do item. Como as demandas são registradas no sistema em períodos mensais, os itens que apresentavam *lead time* inferior a 30 dias foram considerados com o *lead time* fixo de um mês para fins de previsão. Considera-se esta uma simplificação válida, uma vez que os dados em períodos mensais refletem uma maior fidedignidade de coleta e de mensuração em comparação a controles diários, que dificilmente são periodicamente lançados no sistema, bem como é uma simplificação capaz de absorver possíveis variações de *lead time* por atraso de entrega por parte dos fornecedores, situação bastante comum na prática.
- Informação sobre os custos unitários das peças: valor unitário de cada item em reais;

- Informação sobre a criticidade dos itens: os itens são classificados pela própria manutenção da empresa conforme criticidade alta, média ou baixa para a operação em itens vitais (Z), críticos (Y) e desejáveis (X), respectivamente, segundo classificação XYZ.

### **3.1.2 Proposição de um modelo híbrido para a previsão de demanda de peças sobressalentes**

A abordagem heurística proposta considera o *bootstrapping* de Willemain, Smart e Schwarz (2004) com a incorporação dos movimentos de vizinhanças 2-OPT e SWAP para modelar a transição entre estados de demanda nula e não nula do método, ao invés da tradicional Cadeia de Markov. As proposições teóricas que serviram de premissa para a escolha de hibridização são detalhadas na seção 4.

O método de reamostragem *bootstrapping* de Willemain, Smart e Schwarz (2004) possui diversas aderências ao contexto da pesquisa em termos teóricos: (i) disponibilidade de um grande conjunto de dados, que representam uma boa aproximação da população real; (ii) conhecimento e eliminação de possíveis *outliers* que poderiam adicionar distorções aos dados; (iii) exigência de baixo número de hipóteses e (iv) generalidade, sendo o método facilmente replicado para uma grande gama de produtos sem requerimento de diversas novas fórmulas para cada estatística.

Por fim, a intenção da abordagem híbrida é configurar-se como um método geral, que possua menos premissas atreladas à aspectos específicos da situação estudada, especialmente quando considera-se a aplicação no setor mineral. Mais do que isso, busca-se manter a baixa complexidade operacional e vantagens teóricas do método *bootstrapping*, de modo que o método proposto seja de fácil operacionalização e possa ser aplicado à diferentes séries de dados.

## **3.2 Validação do modelo proposto**

A base de dados do estudo serviu de insumo para os testes e validação do modelo proposto bem como para a formulação de suposições sobre o perfil de demanda MRO do setor mineral. Foram implementados o modelo de Suavização Exponencial (SES), Croston (CR), SBA, TSB e *bootstrapping* de Willemain, Smart e Schwarz (WSS) como modelos de comparação. Um resumo



das configurações de controle utilizadas nos testes pode ser visto na Tabela 2, as quais serão detalhadas nas subseções seguintes.

Tabela 2: Resumo das principais configurações de controle utilizadas nos testes

	<b>Configuração de controle</b>	<b>Descrição e Parâmetros</b>
<b>Classificação de demanda</b>	Syntetos e Boylan (2005)	$CV^2_{\text{corte}}=0,49$ ; $ADI_{\text{corte}}=1,36$
<b>Modelos clássicos</b>	SES, CR, SBA, TSB	$\alpha = \beta = 0.1$
<b>Modelos <i>bootstrapping</i></b>	BT, SWAP, 2-OPT	Percentil 90, 10.000 iterações
<b>Métricas de adequação</b>	Mean Absolute Error (MAE)	Média dos erros absolutos de previsão
	Mean Squared Erros (MSE)	Média dos erros quadrados de previsão
<b>Métricas operacionais</b>	Custo total de ruptura	20, 30 e 50% do custo unitário dos itens para criticidades X, Y e Z, respectivamente
	Custo de armazenagem de estoque	Custo unitário dos itens x quantidade de itens em estoque

Fonte: Elaborada pela autora

Para a previsão de demanda durante o *lead time* de cada peça, foram considerados 113 meses de previsão. Os demais 19 meses presentes na base foram usados para comparação da veracidade das previsões, considerando o maior *lead time* (19 meses) presente na base. Os modelos de Croston, TSB e SBA utilizaram-se de três anos (36 meses) como período de aquecimento.

### 3.2.1 Classificação de demanda

Para a classificação do padrão demanda dos itens foram considerados os valores de corte apresentados por Syntetos e Boylan (2005), uma vez que esta é a única classificação que permite a consideração de *lead times* fixos para os itens - as demais classificações incorporam a variabilidade do *lead time* como aspecto para a classificação.

### 3.2.2 Parametrização dos testes

Para fins de demonstração de resultados, os parâmetros  $\alpha$  e  $\beta$  dos modelos de Suavização Exponencial (SES), Croston, SBA e TSB foram definidos em 0.1, assumindo-se  $\alpha = \beta$ . Valores menores que 0.3 são usualmente recomendados e usados na prática para os métodos de Croston e SBA devido aos altos desvios na previsão quando o valor do parâmetro é aumentado (SYNTETOS; BOYLAN, 2001). Teunter, Syntetos e Babai (2011) valeram-se dos mesmos parâmetros para validar o método TSB. Para o *bootstrapping* clássico e o modelo híbrido proposto foi considerado o percentil 90 e número de interações igual a 10000, visando resultados estatisticamente confiáveis.

Neste ponto, vale ressaltar que a comparação entre os métodos clássicos e a abordagem *bootstrapping* exige uma análise indireta, sujeita à escolha de parâmetros como percentis, constantes de amortecimento e número de interações. Reconhece-se que o uso de um mesmo parâmetro pode colocar um ou mais métodos em vantagem/desvantagem em relação a outro, porém a questão da sensibilidade dos resultados comparativos a partir da aplicação de diferentes parâmetros é considerada questão para futuras pesquisas.

### 3.2.3 Métricas de erros

Para a comparação dos métodos de previsão, as métricas dependentes de escala (*scale-dependent errors*) apresentam-se como as mais aderentes ao estudo, visto que não são necessárias comparações entre séries (série única de estudo).

Conforme já discutido, os erros percentuais e relativos tendem a fornecer valores indefinidos ou infinitos quando aplicados a séries com baixos erros ou com muitos períodos de demanda nula, como é comum de ocorrer em séries de demanda MRO. Mais do que isso, um aspecto substancial é que se precisa medir a acuracidade não de demandas por períodos unitários de tempo (*one-period-ahead-forecast*), mas a acuracidade da demanda cumulativa sob um *lead time* fixo (demanda durante o *lead time* - DLT), o que torna a métrica MASE desvantajosa em diversos aspectos, conforme já apresentado.

Dentro do grupo selecionado, como a métrica GMSE é criticada devido à indefinição estatística quando aplicada a demandas intermitentes (HYNDMAN, 2006), as métricas MAE (*Mean Absolute Error*) e MSE (*Mean Square Error*) foram selecionadas como confiáveis e robustas para o estudo, configurando-se como técnicas simples que computam diretamente o erro sob a demanda estimada durante o *lead time*. Vale, ressaltar, ainda, que as demais métricas consideradas como *scale-dependent* são meras variações estatísticas das métricas selecionadas.

Neste ponto, vale destacar que a medida de acurácia de previsão de séries intermitentes apenas por erros de adequação pode ser viesada, conforme já discutido. A validação e indicação de quais métodos são esperados de desempenharem melhor em cada padrão de demanda deve considerar, portanto, os efeitos das previsões sobre os parâmetros de estoque. Nesse sentido, os métodos também foram comparados segundo métricas de desempenho operacionais de custo de estoque e custo de ruptura.

Vale ainda ressaltar que a análise e interpretação das diferentes métricas depende diretamente do contexto dos testes – testes em múltiplas séries ou em série única – bem como das próprias características da base de dados utilizada no estudo. Por isso, não há como afirmar que uma métrica é superior a outra de forma generalizada, sendo a seleção específica e de acordo com o contexto e necessidades do estudo, como apresentado neste estudo.

## 4 MODELO HÍBRIDO PARA PREVISÃO DE DEMANDA DE ITENS SOBRESSALENTES

O presente capítulo formula e modela o método híbrido proposto a partir da formulação original de Willemain, Smart e Schwarz (2004).

### 4.1 Movimentos de vizinhança para a modelagem da transição entre estados

A proposição da utilização de movimentos de vizinhança para a modelagem da transição entre estados no método *bootstrapping* de Willemain, Smart e Schwarz (2004) dá-se de forma tácita, a partir da abordagem heurística, e considera possíveis lacunas da modelagem de autocorrelação dos dados a partir da Cadeia de Markov de dois estágios.

No método original de Willemain, Smart e Schwarz (2004), o fato da Cadeia de Markov ser utilizada em toda iteração para gerar a sequência de previsão de períodos com e sem demanda parte de duas premissas:

- (i) a base de dados é uma representação confiável do comportamento da demanda dos itens; e
- (ii) o comportamento futuro da demanda seguirá padrões similares aos padrões históricos.

Porém, o conhecimento tácito acerca dos problemas de previsão de demanda de itens intermitentes via abordagem *bootstrapping* e estudos da literatura mostram que tais premissas podem ser pouco aderentes em diversos contextos, culminando em altos erros de previsão. Isso porque, em muitos casos, os estudos acerca do tema são pautados em bases de dados consideravelmente diferentes, tanto em termos de setores quanto de padrão de demanda. Mais do que isso, não há um consenso na literatura sobre qual é o mínimo tamanho desejável da base de dados para que esta configure-se como uma representação confiável do comportamento da demanda dos itens. Pontos como tratamento de *outliers* e exclusão de itens em desuso são ainda questões pouco detalhadas na literatura quando considera-se a base de dados como uma representação confiável do comportamento da demanda dos itens.

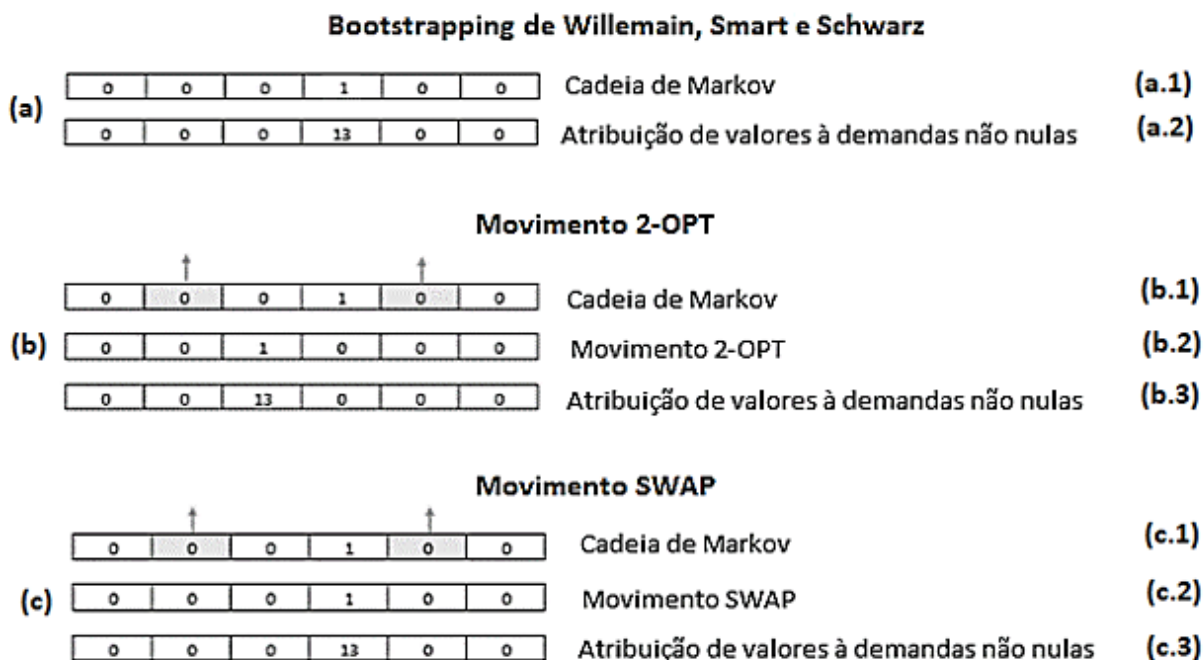
Mais do que isso, o padrão de demanda de uma peça é variável ao longo dos anos, podendo um mesmo item apresentar demanda regular em um ano, irregular no próximo e assim sucessivamente. Ao considerar-se vários anos de demanda, realiza-se uma amortização dos diferentes padrões de demanda para uma classificação única. Desse modo, o padrão de demanda altamente variável e intermitente de peças MRO faz com que os itens possam, por inúmeras vezes, não seguirem seu padrão histórico ou ainda passem pela mudança do comportamento da demanda.

Os métodos de vizinhança, nesse sentido, aparecem como uma alternativa para absorver tais variações a partir do conhecimento tácito acerca do problema. Analogamente ao uso em problemas de roteamento, espera-se que as modificações de vizinhança em uma primeira série gerada pela Cadeia de Markov - não desprezando-se, assim, os dados da base - consigam modelar a transição entre estados de forma a fornecer soluções vizinhas à original com menor custo, o qual pode ser estimado, no problema de previsão de demanda, pela redução do custo de ruptura e/ou de armazenagem de estoque. Partindo da sequência inicial gerada pelas probabilidades de transição de dois estados da Cadeia de Markov como solução inicial, gera-se as amostras do método *bootstrapping* a partir dos movimentos de vizinhança. Neste ponto, vale ressaltar que mesmo que os movimentos retornem sequências de períodos com e sem demanda já consideradas, a amostragem é válida visto que os valores de demanda atribuídos aos períodos de demanda não nula são diferentes a cada iteração.

Considerando a aderência dos movimentos à uma matriz esparsa de ordem  $M_{1 \times n}$ , como o caso das previsões de demanda para um item em diversos períodos, para este estudo foram testados dois movimentos: o movimento 2-OPT e o movimento SWAP. A escolha por estes movimentos se dá pelo interesse em observar o comportamento da previsão quando se perturba significativamente a posição de períodos com demanda nula e não nula, através do movimento 2-OPT, e quando perturba-se pouco, por meio do movimento SWAP. Isso porque, no movimento SWAP, há uma probabilidade significativa da sequência entre períodos com demanda nula e não nula não ser alterada. No entanto, mesmo que a sequência de períodos com e sem demanda não seja alterada, os valores atribuídos aos períodos com demanda serão diferentes a cada iteração do método, como mencionado.

Um exemplo do movimento 2-OPT e SWAP incorporados ao método *bootstrapping* de Willemain, Smart e Schwarz (2004) pode ser visto na Figura 8.

Figura 8: Movimento 2-OPT e SWAP incorporados ao método *bootstrapping* de Willemain, Smart e Schwarz (2004)



Fonte: Elaborada pela autora

A Figura 8 demonstra uma iteração para cada método. Pode-se perceber que no método *bootstrapping* de Willemain, Smart e Schwarz (2004) (a) é gerada uma sequência de períodos com e sem demanda a partir das probabilidades de transição calculadas pela Cadeia Markov (a.1) e posteriormente é atribuído um valor de demanda não nulo escolhido aleatoriamente do histórico de demanda, associado ao processo de *jittering* (a.2). As iterações subsequentes repetirão os procedimentos a.1 e a.2 para a geração de amostras do método.

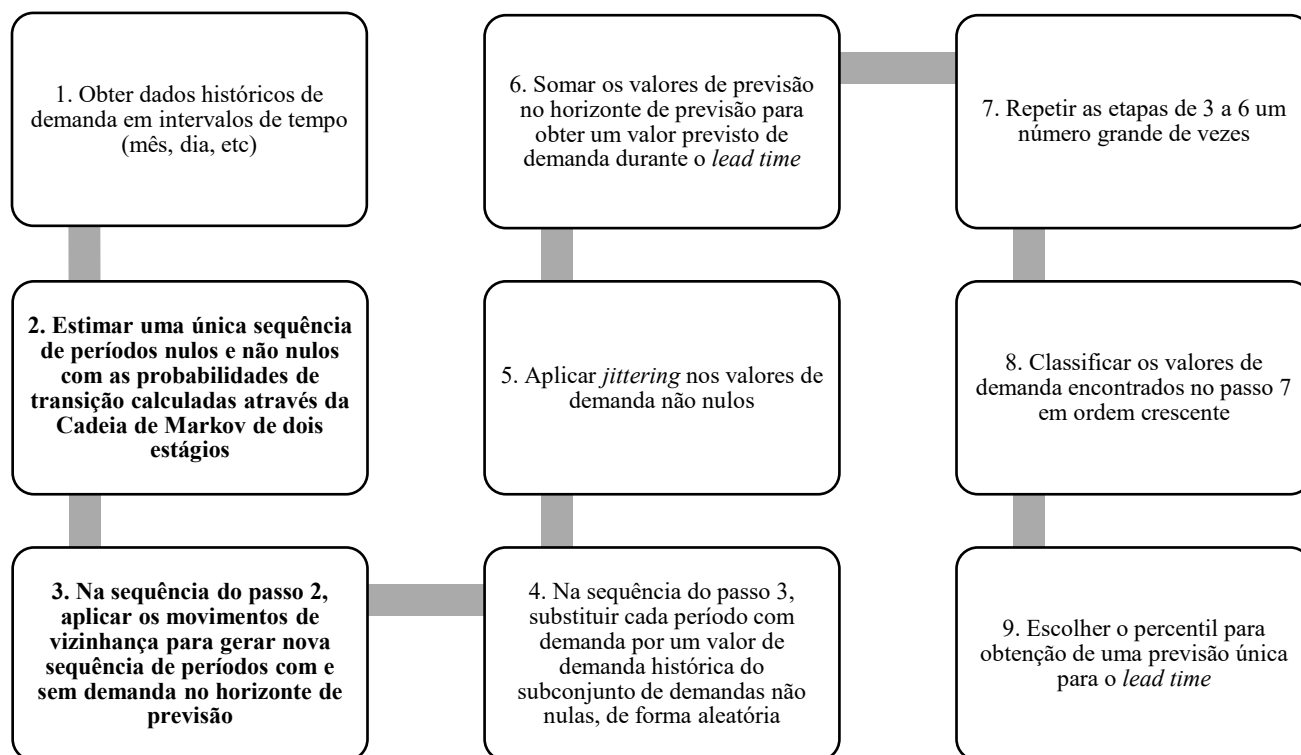
Por outro lado, para os métodos híbridos (b) e (c), partindo-se da sequência inicial gerada pelas probabilidades de transição de dois estados da Cadeia de Markov como solução inicial (b.1, c.1), as amostras dos métodos são geradas a partir dos movimentos de vizinhança (b.2, c.2).

Analogamente ao método clássico, posteriormente é atribuído um valor de demanda não nula escolhido aleatoriamente do histórico de demanda, associado ao processo de *jittering*, aos períodos com demanda (b.3 e c.3). As iterações subsequentes repetirão os procedimentos (b.2, b.3) e (c.2, c.3), respectivamente, para a geração de amostras do método.

## 4.2 Modelo híbrido proposto

De um modo geral, apenas os passos 2 e 3 do método *bootstrapping* de Willemain, Smart e Schwarz (2004) são alterados. A variante do modelo *bootstrapping* proposta, com variação de apenas dois passos em relação ao *bootstrapping* de Willemain, Smart e Schwarz (2004), pode ser ilustrada pela Figura 9.

Figura 9: Passos do método *bootstrapping* híbrido proposto



Fonte: Elaborada pela autora

## 5 ESTUDO DE CASO DA INDÚSTRIA MINERAL

O presente capítulo descreve o estudo de caso da indústria mineral, caracterizando o setor e a base de dados do estudo.

### 5.1 A empresa

O estudo de caso foi desenvolvido em uma grande empresa nacional do setor de mineração, com dados de demanda de 11 anos (2005-2015) de 12.723 itens de reposição do estoque de uma das plantas em funcionamento. A empresa atua no mercado de minério de ferro e os itens referem-se a peças de manutenção em regime normal de operação provenientes dos processos de extração do minério até o beneficiamento mineral, em minas de minério de ferro a céu aberto.

A empresa possui uma política de classificação dos itens de reposição quanto à criticidade para a operação segundo classificação XYZ exposta na Tabela 3. Apenas três itens podem ser classificados como de alta criticidade para fins de priorização de ações de manutenção, sendo o impacto financeiro de ruptura da operação para estes itens estimados em 20% e 30% e 50% dos valores unitários dos itens para aqueles classificados como X, Y e Z, respectivamente.

Tabela 3: Critérios da classificação XYZ

Classificação	Criticidade	Uso
<b>X</b>	Baixa criticidade	Falta do item pouco afeta a operação
<b>Y</b>	Média criticidade	Falta do item afeta diretamente a qualidade ou tempo de produção
<b>Z</b>	Alta criticidade	Falta do item afeta em grandes proporções a operação

Fonte: elaborado pela autora.

A classificação categoriza os itens por importância operacional e, conseqüentemente, pela possibilidade de utilizar-se materiais similares àquele ou não, ou seja, considera aqueles materiais que, mesmo possuindo um consumo baixo no ano, não podem faltar no estoque.



## 5.2 Descrição do problema

De um modo geral, sabe-se que itens com demanda intermitente são de difícil previsão e possuem operacionalização matemática complexa. Particularmente no setor de mineração, a falta de critérios e de algoritmos para o cálculo de parâmetros de políticas de estoque tem levado as empresas a manterem níveis altos de estoque de reposição para garantir um nível de serviço adequado – em contraposição ao conhecimento da demanda entre pedidos (demanda durante o *lead time*).

Mais do que isso, o contexto de manutenção da indústria mineral brasileira favorece tal situação, uma vez que o setor enfrenta altos custos e obstáculos logísticos e alfandegários para a importação de equipamentos e peças importadas – o que levam as empresas a estocarem peças sobressalentes em excesso (BERTASO; CUNHA, 2013). Tal situação é ainda agravada pela distribuição geográfica dos depósitos minerais, que muitas vezes estão localizados em regiões de difícil acesso e longe dos centros de consumo, dificultando a compra de materiais em tempo hábil em casos de urgência.

Porém, se o *lead time* e a demanda são ambos conhecidos com boa precisão, então os ressuprimentos de estoque podem ser programados de tal forma que estes itens cheguem ao estoque no exato momento em que a última unidade é retirada – o ponto de ressuprimento será igual à DLT (demanda durante o *lead time*). Se o pedido for colocado mais cedo, alguns itens em estoque não serão utilizados; se colocado mais tarde, algumas solicitações de consumo não serão atendidas até que uma nova quantidade chegue ao estoque.

Nesse sentido, a previsão de demanda de peças MRO pode servir de *input* para promover a formulação de uma gestão de estoques MRO mais robusta, favorecendo a redução de custos concomitantemente a uma maior disponibilidade das máquinas.

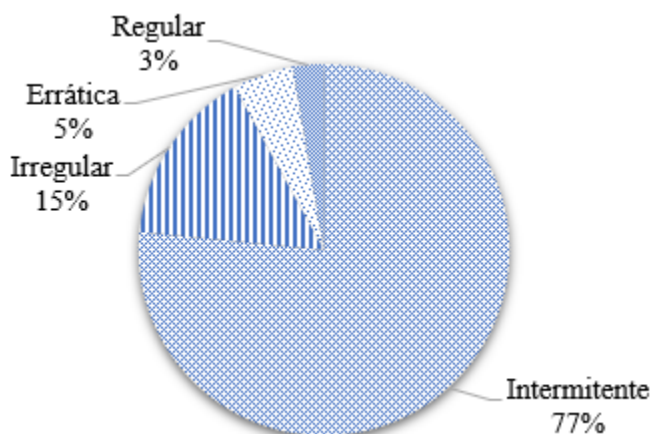
## 5.3 Análise da demanda

Como visto anteriormente, a demanda de peças de reposição apresenta características bastante peculiares que as diferenciam dos itens de alto giro da literatura. Além da diferenciação em relação ao padrão de demanda de itens *fast-movings*, a demanda de peças de reposição

apresenta significativas variações de acordo com o contexto que estão inseridas. O grau de intermitência e variação do tamanho da demanda pode ser consideravelmente diferente de setor para setor ou empresa para empresa, por isso a caracterização profunda da demanda destes itens é primordial para uma previsão robusta.

A classificação de demanda de 11 anos dos 12.723 itens da base histórica nas classes intermitente, regular, irregular e errática, segundo classificação de Syntetos e Boylan (2005) refletiram um total de 9.760 itens intermitentes (77%), 1952 itens irregulares (15%), 672 itens erráticos (5%) e 339 itens regulares (3%). A Figura 10 ilustra a distribuição das peças da base conforme o padrão de demanda.

Figura 10: Classificação da base de dados do estudo conforme padrão de demanda considerando os valores de corte de Syntetos e Boylan (2005)



Fonte: Elaborada pela autora

Os itens foram classificados, também, em relação ao giro com base no consumo médio anual, segundo classificação de Wanke (2002). O autor propõe a seguinte segmentação:

- Peças de consumo em massa: peças que possuem consumo superior a 300 (trezentas) unidades por ano;
- Peças de baixo giro: peças que possuem consumo entre 1 (uma) e 300 (trezentas) unidades anuais (média de aproximadamente uma unidade diária);
- Peças de baixíssimo giro: peças que possuem consumo inferior a 1 (uma) peça por ano.

Espera-se, portanto, que as peças de reposição sejam classificadas majoritariamente como de baixo ou baixíssimo giro, sendo raras as peças de reposição com consumo em massa (WANKE, 2002).

A Tabela 4 mostra a classificação geral da base a partir dos parâmetros de demanda (considerando a classificação de Syntetos e Boylan, 2006), giro (considerando a classificação de Wanke, 2002) e valor unitário.

Tabela 4: Classificação dos itens da base do estudo segundo critérios de padrão de demanda, giro e valor unitário

<b>Parâmetro</b>	<b>Número de itens</b>	<b>Porcentagem</b>
<b>Classificação de demanda</b>		
Errática	672	5,3%
Irregular	1952	15,3%
Suave	339	2,7%
Intermitente	9760	76,7%
<b>Giro dos itens conforme consumo médio anual</b>		
Baixíssimo giro	6120	48,1%
Baixo giro	6069	47,7%
Alto giro	534	4,2%
<b>Valor unitário dos itens</b>		
Até R\$ 50,00	1804	14,2%
Entre R\$ 50,00 e R\$ 100,00	3201	25,2%
Entre R\$ 100,00 e R\$ 500,00	4556	35,8%
Entre R\$ 500,00 e R\$ 1000,00	815	6,4%
Entre R\$ 1000,00 e R\$ 5000,00	1459	11,5%
Entre R\$ 5000,00 e R\$ 10000,00	463	3,6%
Entre R\$ 10000,00 e R\$ 50000,00	405	3,2%
Acima de R\$50000,00	24	0,2%
<b>Total</b>	<b>12723</b>	<b>100%</b>

Fonte: Elaborada pela autora

A análise dos dados da Tabela 4 reflete, como esperado, peças em sua grande maioria de baixo ou baixíssimo giro (95,8%) e de padrão majoritariamente intermitente (76,7%). Percebe-se, ainda, grande concentração dos itens na faixa de valores até R\$ 5.000,00 (93%), em contraposição ao alto valor unitário esperado destas peças. Esse comportamento geral revela a existência de poucos itens com altíssimo valor agregado no setor mineral (7,0%), enquanto a grande maioria das peças possui baixo ou médio valor unitário.

Visando uma análise mais detalhada, a partir dos dados de demanda mensal dos itens e *lead time* obtidos da base também foram analisados parâmetros diversos. Os valores máximo, mínimo e médio de cada parâmetro obtido através da base são mostrados na Tabela 5.

Tabela 5: Classificação geral dos itens da base do estudo segundo critérios diversos

<b>Parâmetro</b>	<b>Mínimo</b>	<b>Média</b>	<b>Máximo</b>	<b>Desvio padrão</b>
<b><i>Lead Time</i></b>	0	1,76	19	1,91
<b>Valor unitário</b>	20	1585,48	1089756,3	13966,27
<b>Valor de demanda mensal</b>	0	30	705098,78	1809,15
<b>Total de demanda em 11 anos</b>	1	3942,74	17042924	159997,5
<b>Demanda média em 11 anos</b>	1	83	202272,73	2516,97
<b>Desvio padrão da demanda em 11 anos</b>	0	63	113438,57	1583,33
<b>Períodos com demanda</b>	1	15	132	24,87
<b>Períodos sem demanda</b>	0	117	131	24,87
<b>ADI</b>	0	52	131	51,85
<b>CV<sup>2</sup></b>	0	0	104	1,41

Fonte: Elaborada pela autora

Apesar dos resultados mostrarem uma caracterização geral da base, a análise dos dados da Tabela 5 não fornecem conclusões significativas para a diferenciação do comportamento de cada padrão de demanda presente na base. O alto desvio padrão dos parâmetros sugerem comportamentos diversos dentro da base, por isto uma análise por classe de demanda foi realizada a fim de caracterizar profundamente os padrões das peças referidas. A Tabela 6 mostra os parâmetros analisados para cada classe de demanda da base.

Em linhas gerais, nota-se que os padrões de intermitência (períodos com e sem demanda) das classes de demanda intermitente e irregular; e das classes errática e regular são bastante parecidos, respectivamente. Para as demandas erráticas e regulares, a intermitência possui padrão extremamente similar, o que reflete em coeficientes de intervalo entre as transições extremamente parecidos:  $ADI_{médio}=0,62$  e  $ADI_{médio}=0,58$ , respectivamente. Por outro lado, a demanda intermitente diferencia-se da demanda irregular por apresentar um maior número de peças com intermitência elevada, enquanto o padrão irregular possui comportamentos de alta intermitência apenas para algumas peças. Essa diferença explica parâmetros de intermitência mínimo e máximo iguais, mas parâmetros médios diferentes:  $ADI_{médio}=65,07$  e  $ADI_{médio}=12,41$ , respectivamente.

Tabela 6 : Classificação dos itens da base do estudo segundo critérios diversos para cada padrão de demanda

		Lead Time	Valor Unitário (R\$)	Demanda mensal (períodos com demanda)	Demanda mensal (todos os períodos)	Demanda total	Demanda média	Períodos com demanda	Períodos sem demanda	ADI	CV <sup>2</sup>
<b>Demanda Intermitente</b>	Min.	0	20	1	0	1	1	1	76	1,36	0
	Med.	1,82	1813,66	622	6	858	52,08	6,83	125,17	65,07	0,09
	Máx.	19	1089756	409866	409866	4450000	202272,7	56	131	131	0,49
	DP	1,99	13971,54	12062,07	1056,52	47875,37	2390,91	9,61	9,61	52,02	0,13
<b>Demanda Irregular</b>	Min.	0	20	1	0	6	1,29	2	76	1,36	0,49
	Med.	1,6	975,87	197,11	17,21	2272,1	91,91	21,26	110,74	12,41	1,07
	Máx.	13	717702,9	44189	44189	149033	4574,71	56	130	65	13,12
	DP	1,75	17094,16	832,48	232,43	8670,47	290,11	15,2	15,2	14,45	0,89
<b>Demanda Errática</b>	Min.	0	20	1	0	106	1,56	57	0	0	0,49
	Med.	1,44	270,61	216,39	141,36	18659,63	201,03	86,23	45,77	0,62	1,46
	Máx.	13	14579,64	309891	309891	2034860	16817,02	132	75	1,32	104,24
	DP	1,31	1069,28	1964,08	1589,43	103289,8	976,2	21,3	21,3	0,39	5,6
<b>Demanda Regular</b>	Min.	0	21	1	0	71	1,18	57	0	0	0,09
	Med.	1,7	1132,72	816,83	554,65	73213,25	679,22	89,63	42,37	0,58	0,36
	Máx.	7	23279	705099	705099	17042924	153539,9	132	75	1,32	0,49
	DP	1,36	2919,65	11207,3	9223,2	931490,2	8390,41	23,83	23,83	0,41	0,09

Fonte: Elaborada pela autora

Nota-se, ainda, peças de baixo valor unitário em todos os padrões de demanda. A concentração dos poucos itens de valor unitário extremamente elevado concentram-se, no entanto, no padrão intermitente. Isso se deve ao fato de que, em sua maioria, estes configuram-se como itens personalizados e de demanda extremamente pontual. Estas e demais características de cada padrão de demanda são detalhadas nas seções seguintes.

### 5.3.1 Demanda Intermitente

Os itens com demanda intermitente representam a grande maioria (76,7%) da base estudada, totalizando 9760 itens. Dos 9760 itens com demanda intermitente, 6055 são de baixíssimo giro (62%), 3651 de baixo giro (37,5%) e 54 (0,5%) de alto giro.

A grande maioria de itens intermitentes com baixíssimo giro refletem que tais itens possuem demandas médias anuais unitárias com um alto intervalo médio entre as demandas (125/132 meses sem demanda). Os dados refletem, ainda, um alto valor unitário médio (R\$1813,65) para os itens, evidenciando itens de alto valor agregado com demandas altamente intermitentes.

Um ponto interessante a ser ressaltado refere-se à demanda mensal, considerando apenas os períodos com demanda e considerando-se todos os períodos. Nota-se uma média alta de demanda quando se considera apenas períodos com demanda (621 unidades) e uma média baixíssima quando se considera todos os períodos (6 unidades). A baixa média quando considerados todos os períodos é esperada, visto o alto número de meses em que a demanda é nula. Porém, a alta média de demanda quando a demanda ocorre reflete itens de alto giro (0,5%) com demandas extremamente elevadas, os quais elevam a média. Este ponto reflete que, além de uma maioria de itens extremamente intermitentes e com demandas unitárias, há uma minoria de itens com demandas elevadas.

Deste modo, pode-se caracterizar os itens com demandas intermitentes em dois grandes grupos: (i) um grupo majoritário contendo demandas unitárias ou baixas e (ii) itens de alto giro com demanda mensal elevada e pouco variável, ambas ocorrendo em pouquíssimos períodos. Os itens presentes no grupo (i) são itens de alto valor agregado, de utilização esporádica e normalmente podem ser considerados itens personalizados, feitos sob encomenda para o processo de mineração. Os itens presentes no grupo (ii) são itens com consumo elevado e de baixo valor agregado, podendo ser caracterizados como itens comuns a mais de uma máquina ou itens utilizados em manutenções programadas, dentre eles parafusos, arruelas, óleos e correias. Vale notar que o coeficiente de variação das demandas é, na média, baixo ( $CV^2=0,09$ ), o que reflete que as demandas, sendo unitárias ou em quantidades elevadas, não sofrem variação significativa.

### **5.3.2 Demanda Irregular**

Os itens com demanda irregular representam o segundo maior padrão de demanda da base estudada (15,3%), totalizando 1952 itens. Dos 1952 itens de demanda intermitente, 65 são de baixíssimo giro (3,3%), 1685 de baixo giro (86,4%) e 202 (10,3%) de alto giro.

A grande maioria de itens de baixo giro refletem que os itens irregulares possuem demandas médias anuais entre 1 e 300 unidades com um alto intervalo entre demandas (111/132 meses sem demanda). Os dados refletem, ainda, o menor valor de demanda média quando considera-se apenas períodos com demanda (197,11), o que reflete demandas relativamente baixas porém bastante variáveis ( $CV^2_{\text{médio}}=1,07$ ).

Deste modo, pode-se caracterizar os itens com demandas irregulares como itens com demandas variáveis (entre 1-300 itens) e com alto intervalo entre as demandas, como esperado a partir da literatura. Entre itens com esse tipo de demanda pode-se citar revestimentos, mangueiras e conectores.

### **5.3.3 Demanda Errática**

Os itens com demanda errática representam baixa parcela na base (5,3%), totalizando 672 itens. Dos 672 itens de demanda errática, nenhum apresenta baixíssimo giro (0%), 477 apresentam baixo giro (71%) e 195 (29%) são de alto giro.

A não existência de itens de baixo giro confirma que tais itens possuem demandas médias anuais relativamente altas, porém com baixo intervalo entre as demandas (46/132 meses sem demanda). Os dados refletem, ainda, o menor valor unitário médio (R\$270,60) para os itens, evidenciando itens de baixo valor agregado com demandas altamente variáveis e de uso relativamente constante.

Deste modo, pode-se caracterizar os itens com demandas erráticas como itens de baixo valor agregado, pouco intermitentes (muitos períodos com demanda) e de consumo alto, apesar de variável. Conduletes, eletrodutos e lâmpadas podem ser citados como itens de demanda errática.

### 5.3.4 Demanda Regular

Os itens com demanda regular são minoria na base estudada (2,7%), totalizando 339 itens. Dos 339 itens de demanda regular, nenhum apresenta baixíssimo giro (0%), 255 apresentam baixo giro (75%) e 84 (25%) são de alto giro.

A não existência de itens com baixíssimo giro confirmam que tais itens possuem demandas médias anuais altas (1 a 300 itens ou superior), bem como os demais parâmetros refletem itens pouco variáveis ( $CV^2_{\text{médio}} = 0,36$ ) e com baixo intervalo entre as demandas (43/132 meses sem demanda). Os dados refletem, ainda, o segundo maior valor unitário médio (R\$1132,71) para os itens, evidenciando itens de alto valor agregado, com demanda alta e pouco variável e de uso contínuo.

Deste modo, pode-se caracterizar os itens com demandas regulares como itens de demandas médias/altas que ocorrem em muitos períodos, porém com baixa variação no tamanho da demanda. Rolamentos, rotores e sedes podem ser citados como itens de demanda errática.

### 5.4 Visão geral do padrão de demanda mineral estudado

Em uma primeira análise, vale ressaltar que uma mesma categoria de itens (parafusos, anéis e chapas, por exemplo) podem ser caracterizados em mais de um padrão de demanda. Isso porque a demanda de cada peça pode variar conforme a utilização comum em mais de um equipamento ou a especificidade do mesmo em um processo ou maquinário específico. Como cada processo e maquinário possuem tempos de desgaste diferentes, o tempo entre demandas torna-se, conseqüentemente, diferente. A análise aqui realizada busca caracterizar os itens mais representativos em cada classe de demanda, de forma a categorizar o padrão de demanda do setor. Os valores médios de ADI e  $CV^2$  encontrados para cada padrão de demanda da base estudada podem ser vistos na Tabela 7.

Nota-se, em linhas gerais, que a demanda intermitente é extremamente esparsa ( $ADI_{\text{médio}} = 65$ ) e praticamente sem variações no tamanho da demanda ( $CV^2_{\text{médio}} = 0,09$ ). Ambos os valores dos parâmetros encontrados para a indústria mineral são extremos se considerado os valores de corte propostos por Syntetos e Boylan (2005), refletindo um comportamento diferente do



sugerido pelos autores em termos de intermitência e variação da demanda: no setor mineral, os itens classificados como intermitentes possuem altíssima intermitência (não sendo itens obsoletos) e coeficiente de variação quase nulo, indicando demandas constantes quando ocorrem.

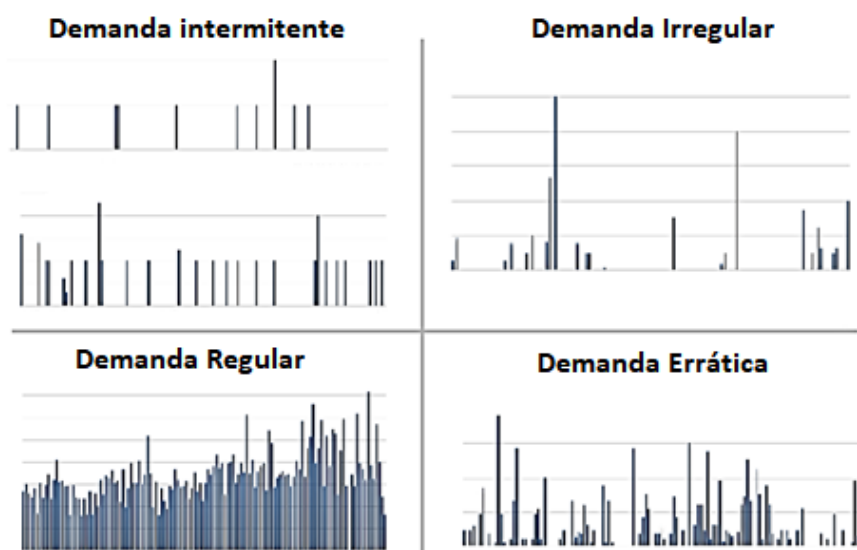
Tabela 7 : Valores médios de ADI e  $CV^2$  para a base mineral estudada

<b>Classe de demanda</b>	<b>ADI<sub>médio</sub></b>	<b>CV<sup>2</sup><sub>médio</sub></b>
<b>Intermitente</b>	65,07	0,09
<b>Irregular</b>	12,41	1,07
<b>Errática</b>	0,62	1,46
<b>Regular</b>	0,58	0,36

Fonte: Elaborada pela autora

As peças com demanda irregular possuem, também, alta intermitência ( $ADI_{médio} = 12,41$ ), porém apresenta em menor proporção se comparado à demanda intermitente. As demandas regulares e erráticas se diferem basicamente pela variação do tamanho da demanda ( $CV^2_{médio} = 0,35$  e  $1,46$ , respectivamente), possuindo valores de intermitência bastante parecidos ( $ADI_{médio} = 0,58$  e  $0,62$ , respectivamente). A Figura 5 ilustra os padrões discutidos anteriormente, considerando os dois padrões de demanda intermitente identificados, a partir de exemplos característicos da base.

Figura 11: Ilustração do padrão característico de cada classe de demanda da base estudada



Fonte: Elaborada pela autora

De um modo geral, com exceção da demanda regular, todos os padrões de demanda apresentaram valores médios de ADI ou  $CV^2$  significativamente distantes dos valores de corte utilizados. Essa constatação sugere uma aderência modesta dos valores de corte da literatura para a classificação da demanda mineral estudada.

## 6 RESULTADOS

O presente capítulo apresenta os principais resultados da pesquisa, considerando a validação do modelo híbrido proposto e o estudo de caso da indústria mineral.

### 6.1 Resultados gerais

Através do processo de simulação foi calculada a previsão de demanda durante o *lead time* (DLT) para cada item da base considerando cada método especificado. As duas variações do modelo híbrido proposto (BSWAP e B2-OPT) foram comparados ao método *bootstrapping* de Willemain, Smart e Schwarz clássico (WSS) e aos modelos de Suavização Exponencial (SES), Croston (CR), Syntetos e Boylan *Approximation* (SBA) e Teunder, Syntetos e Boylan (TSB). Os modelos foram testados considerando o padrão de demanda dos itens, visando analisar o desempenho dos métodos em relação a estes padrões. Para fins de demonstração de resultados, os métodos também foram classificados em três grandes grupos, conforme mostra a Tabela 8.

Tabela 8: Métodos, parâmetros e grupos de teste para demonstração de resultados

Grupo	Descrição	Métodos	Parâmetros
MC	Métodos clássicos para a previsão de demandas intermitentes	CR, SES, SBA, TSB	$\alpha = \beta = 0,1$
WSS	Método <i>bootstrapping</i> de Willemain, Smart e Schwarz (2004)	WSS	Percentil 90 10.000 interações
MH	Métodos <i>bootstrapping</i> com abordagem heurística	BSWAP, B2-OPT	Percentil 90 10.000 interações

Fonte: Elaborada pela autora

Os resultados comparativos de desempenho dos grupos de teste por padrão de demanda dos itens foram analisados a partir das métricas de erro MAE e MSE e das métricas de performance de custo de ruptura e custo de estoque segundo as equações:

$$\text{Custo de ruptura} = \text{custo unitário do item} * \text{fator de ruptura} * \text{quantidade de itens em ruptura} \quad (38)$$

$$\text{Custo de estoque} = \text{custo unitário do item} * \text{quantidade de itens em estoque} \quad (39)$$

A Tabela 9 mostra os resultados comparativos por grupo por padrão de demanda, segundo as quatro métricas analisadas.

Tabela 9: Classificação de desempenho dos grupos de teste para cada padrão de demanda

Classe de demanda	MAE	MSE	Custo de ruptura	Custo de estoque
<b>Intermitente</b>	WSS < MH < MC	WSS < MH < MC	MH < MC < WSS	WSS < MC < MH
<b>Irregular</b>	WSS < MH < MC	MC < MH < WSS	MC < MH < WSS	WSS < MH < MC
<b>Regular</b>	MC < MH < WSS	MC < MH < WSS	MC < MH < WSS	WSS < MH < MC
<b>Errática</b>	MC < MH < WSS	MC < MH < WSS	MC < MH < WSS	WSS < MH < MC

Fonte: Elaborada pela autora

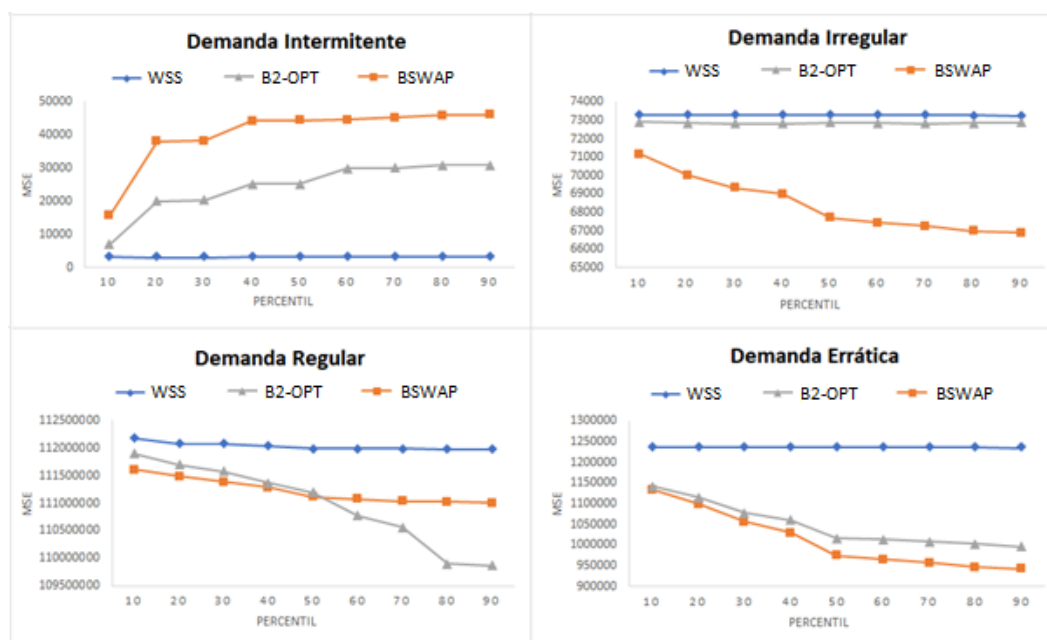
Os resultados revelam uma superioridade dos métodos clássicos (MC) para prever demandas com baixa variabilidade no número de transações e alta/média variabilidade do tamanho da demanda, como ocorre nas demandas regulares e erráticas do estudo. Por outro lado, os métodos *bootstrapping* apresentam melhor desempenho para demandas com alta variabilidade de transações e baixa variabilidade do tamanho da demanda, como ocorre na demanda intermitente do estudo. Nesse sentido, a demanda de padrão irregular, que possui alto coeficiente de variação e alto intervalo entre as demandas, possui resultados comparáveis em ambas as abordagens. Estes resultados sugerem uma aderência da abordagem *bootstrapping* para prever-se demandas de alta intermitência e baixa variação de demanda e dos métodos clássicos para prever-se demandas com intermitência e variação de demanda moderada. Neste ponto, Hasni et al (2018a, 2018b) destacam que “ao implementar um procedimento de *bootstrapping*, é importante ter em mente que essa abordagem nunca foi projetada para distribuições altamente variáveis”, o que torna o resultado esperado.

Ainda, analisando-se os valores das métricas dos métodos (Anexo I e II) pode-se identificar um bom desempenho dos métodos TSB e SES para a previsão de demandas intermitentes, em comparação aos métodos *bootstrapping*. Isso se deve ao padrão altamente intermitente, similar à obsolescência, e pela pouca variação da demanda quando esta existe (sendo muitas vezes unitárias -  $CV^2_{\text{médio}} = 0,09$ ), respectivamente, o que permite que os erros computados não sejam grandes. Desse modo, nestes métodos uma simples série de *benchmarking* que sempre

prevê valores nulos culminará em métricas melhores devido à “soma zero” dos erros ou a previsão será vinculada à obsolescência de estoque, respectivamente. Por isto, considerou-se os resultados do método CR e SBA como preponderantes para a formulação da Tabela 9 apresentada. Tal resultado reforça a lacuna de viesamento das métricas de erro para séries extremamente esparsas e corroboram com os pontos levantados por Teunter e Duncan (2009) sob a hipótese de que não é interessante comparar o desempenho de métodos de previsão de demandas intermitentes apenas com base em métricas de adequação, visto o viés estatístico de tais métricas para prever séries esparsas.

Ainda, os resultados obtidos no estudo permitem constatar que, de um modo geral, para as demandas regulares, irregulares e erráticas, as métricas de erros MAE e MSE dos modelos BSWAP e B2-OPT são melhores que as do método *bootstrapping* clássico (WSS) – padrão não repetido para a demanda intermitente. Para fins de análise deste comportamento, os gráficos da Figura 12 apresentam o erro MSE médio das previsões dos métodos híbridos propostos (BSWAP e B2-OPT) e do método *bootstrapping* clássico (WSS) para cada padrão de demanda, considerando percentis de 10 a 90.

Figura 12: MSE médio por percentil dos métodos *bootstrapping* para cada padrão de demanda, n=10.000.



Fonte: Elaborada pela autora

Nota-se que os métodos híbridos (BSWAP e B2-OPT) apresentam desempenho inferior em relação ao *bootstrapping* de Willemain, Smart e Schwarz (WSS) somente para o padrão intermitente. Esse resultado pode ser explicado pela geração de replicações idênticas durante as iterações dos métodos híbridos para demandas intermitentes. Como as séries de demandas intermitentes da base são longas e com uma alta porcentagem de valores nulos, os movimentos de vizinhança dos métodos híbridos tendem a não alterar a sequência de períodos com e sem demanda devido à alta probabilidade de selecionar aleatoriamente para troca dois períodos sem demanda. Mais do que isso, o valor atribuído a possíveis demandas não nulas é pouco variável devido ao baixíssimo coeficiente de variação deste padrão ( $CV^2 = 0,09$ ).

Por outro lado, mesmo que os movimentos de vizinhança não interfiram nos períodos com e sem demanda, a atribuição de valores aos períodos com demanda não nula varia a cada interação, podendo ser expressamente diferentes. Assim, favorece-se a previsão dos demais padrões de demanda (irregular, regular e errático) pelos métodos híbridos, uma vez que são exploradas mais possibilidades de variação para tais. Nesse sentido, pode-se afirmar que, enquanto o método *bootstrapping* clássico (WSS) altera os padrões de intermitência a partir da geração de uma nova série markoviana a cada interação, os métodos híbridos (B2-OPT e BSWAP) concentram-se mais na variação do tamanho da demanda do que propriamente na intermitência.

Mais do que isso, a comparação entre os métodos *bootstrapping* permite identificar que os modelos heurísticos culminam em um menor custo de ruptura para todos os padrões de demanda. A redução do custo de ruptura é compensada, no entanto, com custos mais altos de estoques, como esperado, conforme mostrado na Tabela 10. Vale ressaltar que, como os modelos *bootstrapping* realizam a previsão durante o lead time (DLT) os custos calculados referem-se à este período, podendo ser ainda mais expressivos quando considera-se meses ou anos.

Tabela 10: Custos de estoque e ruptura para o modelo WSS, BSWAP e B2-OPT

Demanda	Intermitente		Irregular		Regular		Errática	
	Custo Ruptura	Custo Estoque	Custo Ruptura	Custo Estoque	Custo Ruptura	Custo Estoque	Custo Ruptura	Custo Estoque
<b>WSS</b>	R\$2.511.932,04	R\$2.517.135,57	R\$1.581.396,01	R\$149.794,63	R\$4.441.122,30	R\$92.266,73	R\$2.243.107,86	R\$19.834,18
<b>BSWAP</b>	R\$2.507.976,08	R\$50.390.901,27	R\$1.404.421,19	R\$1.955.061,94	R\$3.920.410,68	R\$545.578,52	R\$2.021.493,93	R\$406.334,03
<b>B2-OPT</b>	R\$1.626.779,08	R\$22.395.109,91	R\$1.180.070,03	R\$2.981.922,26	R\$4.007.199,88	R\$328.775,44	R\$2.031.728,52	R\$972.006,94

Fonte: elaborado pela autora

Apesar das métricas MAE e MSE indicarem os métodos híbridos como menos assertivos do que o método WSS para a previsão de itens intermitentes, estes apresentam custos de rupturas significativamente menores que o método *bootstrapping* clássico. A maior redução se deu a partir do uso do movimento 2-OPT para a previsão de demandas intermitentes, na qual foi possível obter-se redução de 35% no custo total de ruptura em comparação ao modelo *bootstrapping* clássico (WSS). Em um contexto em que se exige um alto nível de serviço e as peças são altamente críticas para a operação, contexto válido para peças sobressalentes de padrão intermitente, o critério de ruptura torna-se determinante e passível de compensação pelos custos de estoque. Como os itens de demanda intermitente da base são itens de altíssimo valor agregado, como demonstrado anteriormente, o alto custo de estoque é esperado de ocorrer considerando-se poucas peças em estoque, tornando a abordagem heurística robusta para a previsão de itens extremamente intermitentes, mas ainda em ciclo usual de uso como as do estudo.

Para os demais padrões de demanda (regular, irregular e errático), os métodos híbridos (BSWAP e B2-OPT) culminam em um também menor custo de ruptura, associado à um maior custo de estoque. Não sendo itens vitais para a operação, pode-se optar pela utilização dos modelos híbridos através de uma estratégia de estoque mais conservadora.

## 6.2 Consideração acerca da Cadeia de Markov de dois estágios

O método *bootstrapping* clássico (WSS) utiliza o processo markoviano de dois estágios para modelar os períodos com e sem demanda em uma série. Tal modelagem equivale a uma autocorrelação de primeira ordem, na qual uma observação está correlacionada com a observação imediatamente anterior. No entanto, conforme o coeficiente de variação da demanda aumenta, o padrão de demanda fica altamente instável, não aderindo à premissa de autocorrelação de primeira ordem e possuindo autocorrelação em *lags* maiores do que 1. A limitação do processo markoviano de dois estágios para modelar tal autocorrelação dos dados em padrões de demanda com alto/médio coeficiente de variação do tamanho da demanda abre espaço para a exploração do método *bootstrapping* considerando cadeias de Markov superiores a dois estágios e explica o mau desempenho do método *bootstrapping* clássico (WSS) para estes padrões.

## 7 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

### 7.1 Conclusões gerais

O presente estudo propôs uma abordagem heurística do método *bootstrapping* de Willemain, Smart e Schwarz (2004) para a previsão de itens MRO em ciclo usual de uso, considerando-se movimentos de vizinhança para modelar a transição entre estados ao invés da tradicional Cadeia de Markov. A base de dados de 11 anos de 12.723 itens sobressalentes do setor mineral, setor ainda pouco explorado pela literatura sob a ótica de previsão de demanda de peças sobressalentes, serviu de insumo para os testes e validação do modelo proposto, bem como para a formulação de suposições sobre o perfil de demanda MRO do setor mineral.

A abordagem heurística é congruente com esforços da literatura em buscar-se métodos mais assertivos para a previsão de demanda intermitentes a partir da hibridização de modelos e configurou-se como um método geral, com menos premissas atreladas à aspectos específicos da situação estudada, especialmente quando considerou-se a aplicação no setor mineral. Mais do que isso, manteve-se a baixa complexidade operacional e vantagens teóricas do método *bootstrapping*, sendo o método proposto de fácil operacionalização e replicável à diferentes séries de dados.

Dos resultados do estudo, pode-se destacar a análise exploratória da base de dados, explorando-se detalhadamente o parâmetro de padrão de demanda das peças - critério subestimado na classificação das peças do setor mineral segundo Roda et al. (2014). A revisão de literatura conduzida evidenciou que tal caracterização é ainda inexistente. Mais do que isso, a análise conduzida mostrou um padrão de demanda consideravelmente diferente do padrão das indústrias aeronáuticas e automobilística apresentadas na literatura, principalmente no que se refere à maior intermitência dos itens classificados como intermitentes e erráticos ( $ADI_{\text{médio}}$  de 65,07 e 12,41, respectivamente) no setor mineral. Os valores de corte pré-estabelecidos pela literatura mostraram, então, pouca aderência para a classificação das peças do setor, sugerindo a necessidade de novos valores de corte dedicados à indústria mineral.

Os resultados comparativos do modelo proposto em relação aos modelos clássicos da literatura (SES, Croston, SBA e TSB) e ao *bootstrapping* de Willemain, Smart e Schwarz (WSS)



foram comparados segundo métricas de erro (MAE e MSE) e métricas de performance (custo de ruptura e custo de armazenagem de estoque). Foi possível delimitar regiões de superioridade dos métodos associado ao padrão de demanda das peças, conforme detalhado nas implicações teóricas e práticas a seguir.

## 7.2 Implicações teóricas

Os resultados mostraram que o modelo híbrido proposto culminou em um menor custo de ruptura para todos os padrões de demanda da base, bem como apresentaram métricas de erro (MAE e MSE) melhores para os padrões de demanda regular, irregular e errático quando comparados com o método original *bootstrapping* de Willemain, Smart e Schwarz (2004). Para o padrão intermitente, as métricas de erro MAE e MSE indicaram superioridade do método clássico, porém este apresentou custo de ruptura até 35% maior que os métodos híbridos. Este resultado mostra que os métodos indicados como superiores pelas métricas MAE e MSE não refletem operacionalmente no menor custo de ruptura e estoque; e que, apesar de largamente utilizados como referência de desempenho, muitas métricas de erro são limitadas para definir a superioridade de métodos de previsão em séries intermitentes em termos operacionais.

Em relação aos modelos que não utilizam a abordagem *bootstrapping* para as previsões, os resultados obtidos corroboram os resultados apresentados pelos autores Hasni et al (2018a, 2018b) na indicação de superioridade dos métodos clássicos (Croston, SBA e TSB) para prever demandas com baixa variabilidade no número de transações e alta/média variabilidade do tamanho da demanda; e superioridade dos métodos *bootstrapping* (BT, 2-OPT e SWAP) para prever para demandas com alta variabilidade de transações e baixa variabilidade do tamanho da demanda. Este resultado reforça que, apesar de muitos estudos concluírem que os métodos *bootstrapping* apresentam melhor desempenho do que os métodos tradicionais na média, constantemente é possível identificar circunstâncias sob as quais os métodos tradicionais são mais eficazes.

Em um contexto em que se exige um alto nível de serviço e as peças são altamente críticas para a operação, contexto válido para peças sobressalentes de padrão intermitente, o critério de ruptura torna-se determinante e passível de compensação pelos custos de estoque. Para os padrões

de demanda regular, irregular e errático, pode-se optar pela utilização dos modelos híbridos através de uma estratégia de estoque mais conservadora. Por outro lado, para itens intermitentes, a abordagem híbrida mostrou-se robusta, tendo desempenho superior ao método *bootstrapping* e aos métodos clássicos para a previsão e redução de rupturas de itens extremamente intermitentes ainda em ciclo usual de uso, sem vinculação da previsão à obsolescência de estoque como ocorre no método TSB, por exemplo.

Por fim, segundo a revisão de literatura conduzida, esta é a primeira abordagem híbrida do método *bootstrapping* considerando movimentos de vizinhança para a modelagem da transição entre estados proposto para a previsão de itens MRO. A nova abordagem configura-se, assim, como uma alternativa de estudo às estratégias de formulações de modelos de previsão de estoque MRO a partir da integração com abordagens heurísticas.

### 7.3 Implicações gerenciais

Gerencialmente, destacam-se neste estudo duas observações:

- A necessidade do conhecimento detalhado dos padrões de demanda das peças para o controle eficiente de itens sobressalentes; e
- A importância da consideração de resultados de desempenho operacionais para a gestão eficiente dos itens.

Nota-se, em muitos estudos, a consideração de itens MRO de uma maneira ampla, desconsiderando-se a classificação dos itens em padrões de demanda distintos. Mais do que isso, muitos estudos sugerem controles baseados unicamente no valor esperado do erro das previsões e na acurácia dos modelos. No entanto, como demonstrado, a não observância dos diferentes padrões de itens MRO, bem como a consideração isolada das métricas de erro, podem levar a controles errôneos em termos operacionais e principalmente de custos. A consideração mútua do padrão de demanda dos itens e dos impactos operacionais permitem a escolha eficiente de métodos para a previsão e gestão dos itens, aumentando a eficiência operacional através da redução de ciclos com rupturas e permitindo a mesma disponibilidade dos materiais e equipamentos a um custo de manutenção e estoques menor.

Como exemplo, é esperado que a gestão dos itens intermitentes da base seja feita através do método *bootstrapping* de Willemain, Smart e Schwarz (2004) se considerado apenas as métricas de erros (MAE e MSE). Esse modelo, no entanto, culmina em custos de ruptura de até 35% vezes maior se comparado à gestão através do método híbrido proposto – o que reflete, nos dados apresentados, em uma redução aproximada de R\$ 885.000,00 no custo de ruptura de estoque. Vale ressaltar, ainda, que os custos de ruptura aqui estimados restringem-se ao viés financeiro, não considerando prejuízos de nível de serviço, relacionamento com *stakeholders* e prejuízos à marca, podendo estes serem ainda maiores.

Por fim, apesar de as pesquisas avançarem no sentido de fornecer um método matemático mais robusto e confiável para a previsão destes itens, os diversos caminhos indicados pela literatura e a especificidade de cada contexto ainda exigem dos gestores um conhecimento robusto da demanda para escolher-se a melhor forma de gerir peças sobressalentes. Particularmente no setor mineral, como os equipamentos de mineração são projetados para funcionarem por anos sem alterações, o gerenciamento e previsão de demanda de itens MRO tornam-se essenciais na busca de dois objetivos importantes do setor: redução de custos e disponibilidade de peças para a manutenção própria. Neste sentido, espera-se que o modelo apresentado neste estudo configure-se como um método de previsão de baixa complexidade computacional mais assertivo para a previsão de demanda de itens extremamente intermitente em ciclo usual de uso, facilitando a aplicação prática neste e em outros setores.

#### **7.4 Recomendações para futuras pesquisas**

Ao mesmo tempo em que se acredita que a abordagem híbrida proposta é uma nova opção interessante para a previsão de itens MRO, reconhece-se algumas questões ainda promissoras para futuras pesquisas, como a consideração de Cadeias de Markov com mais de dois estágios para a previsão de itens intermitentes por meio do método *bootstrapping* e a busca exploratória por métricas de erros não-viesadas para estimar-se o desempenho de métodos de previsão de demanda em séries intermitentes.

De um modo mais abrangente, é interessante avaliar mais profundamente a conformidade de todas as propriedades teóricas disponíveis na literatura considerando-se a peculiaridade de demandas intermitentes, como sugerido por Hasni (2018).

## 8 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ÁLVAREZ, A.; MUNARI, P. Abordagens metaheurísticas para o problema de roteamento de veículos com janelas de tempo e múltiplos entregadores. *Gestão & Produção*, v. 23, n. 2, p. 279-293, 2016.
- BARABADI, A.; BARABADY, J.; MARKESSET, T. Application of reliability models with covariates in spare part prediction and optimization—a case study. **Reliability Engineering & System Safety**, v. 123 p. 1-7, 2014.
- BERTASSO, B. F.; CUNHA, A. M. **Segmento de Máquinas e Equipamentos para Uso na Extração Mineral** – Campinas: UNICAMP.IE.NEIT / ABDI, 2013.
- BOOKBINDER, J. H.; LORDAHL, A. E. Estimation of Inventory Re-Order Levels Using the Bootstrap Statistical Procedure. **IIE Transactions**, v. 21, n. 4, p. 302-312, 1989.
- CARMO, J. L.; RODRIGUES, A. J. Adaptive forecasting of irregular demand processes. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, v. 17, n. 2, p. 137-143, 2004.
- CHAVES, A. A. Uma meta-heurística híbrida com busca por agrupamentos aplicada a problemas de otimização combinatória. Tese (Doutorado em Computação Aplicada) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), 2009.
- CROES, G. A. A Method for Solving Traveling-Salesman Problems. **Operation Research**, 6, 791-812, 1958.
- CROSTON, J. D. Forecasting and Stock Control for Intermittent Demands. **Operational Research Quarterly**, v. 23, p. 289-303, 1972.
- EAVES, A. **Forecasting for the ordering and stock-holding of consumable spare parts**. 2002 Tese (Doutorado em Management Science) - Lancaster University, Lancaster, 2002.
- EAVES, A. HC; KINGSMAN, B. G. Forecasting for the ordering and stock-holding of spare parts. **Journal of the Operational Research Society**, v. 50, p. 431-437, 2004.

- EFRON, B. Bootstrap methods: Another look at the jackknife. **Annals of Statistics**, v. 7, p. 1-26, 1979.
- GHOBBAR, A., FRIEND, C. Evaluation of forecasting methods for intermittent parts demand in the field of aviation: a predictive model. **Computers & Operations Research**, v. 30, n. 14, p. 2097–2114, 2003.
- GHODRATI, B., PER-ANDERS, A., UDAY, K. Spare parts estimation and risk assessment conducted at Choghart Iron Ore Mine. **Journal of Quality in Maintenance Engineering**, v. 13, n. 4, p. 353-363, 2007.
- KUMAR, U., ARTIBA, A., RIANE F., GHODRATI, B. Reliability and operating environment-based spare parts estimation approach: a case study in Kiruna Mine, Sweden. **Journal of Quality in Maintenance Engineering**, v. 11, n. 2, p. 169-184, 2005.
- GUTIERREZ, R. S.; SOLIS, A. O.; MUKHOPADHYAY, Somnath. Lumpy demand forecasting using neural networks. **International Journal of Production Economics**, v. 111, n. 2, p. 409-420, 2008.
- HASNI, M.; AGUIR, M. S.; BABAI, M. Z.; JEMAI, Z. An investigation on bootstrapping forecasting methods for intermittent demands. **International Journal of Production Economics**, 2018a.
- HASNI, M.; AGUIR, M. S.; BABAI, M. Z.; JEMAI, Z. Spare parts demand forecasting: a review on bootstrapping methods, **International Journal of Production Research**, 2018b.
- HEYMAN, D. P.; SOBEL, M. J. **Stochastic Models in Operations Research**. Stochastic Processes and Operating Characteristics: v. 1. Dover Publications, 2003.
- HU, Q.; BAI, Y.; ZHAO, J.; CAO, W. Modeling Spare Parts Demands Forecast under Two-Dimensional Preventive Maintenance Policy. **Mathematical Problems in Engineering**, v. 1, n. 9, 2015.
- HUA, Z.; ZHANG, B.; JUHUONG, Y.; TAN, D. S. A new approach of forecasting intermittent demand for spare parts inventories in the process industries. **Journal of the Operational Research Society**, v. 58, p. 52-61, 2007.

- HUA, Z.; ZHANG, B. A hybrid support vector machines and logistic regression approach for forecasting intermittent demand of spare parts. **Applied Mathematics and Computation**, v. 181, n. 2, p. 1035-1048, 2006.
- HYNDMAN, R. Another look at forecast accuracy metrics for intermittent demand. **Foresight: the International Journal of Applied Forecasting**, v. 4, p. 43–46, 2006.
- KOURENTZES, N. Intermittent demand forecasts with neural networks. *International Journal of Production Economics*, v. 143, n. 1, p. 198-206, 2013.
- MOSTELLER, F.; ROURKE, R. **Sturdy statistics**. [s.l.]. Addison-Wesley, 1973.
- PORRAS, E.; DEKKER, R. An Inventory Control System for Spare Parts at a Refinery: An Empirical Comparison of Different Reorder Point Methods. **European Journal of Operational Research**, v. 184, p. 101–132, 2008.
- PRESTWICH, S.; ROSSI, R.; TARIM, S. A.; HINCH, B. Forecasting intermittent demand by hyperbolic-exponential smoothing. **International Journal of Forecasting**, v. 30, n. 4, p. 928-933, 2014.
- PRESTWICH, S.; ROSSI, R.; TARIM, S. A.; HINCH, B. Mean-based error measures for intermittent demand forecasting. **International Journal of Production Research**, v. 52, n. 22, p. 6782-6791, 2014.
- QARAHASANLOU, A. N.; ATAIEI, M.; KHALOKAKAIE, R.; GHODRATI, B.; MOKHBERDORAN. Maintainability measure based on operating environment, a case study: Sungun copper mine. **Journal of Mining and Environment**, v. 8, n. 3, p. 511-521, 2017.
- QARAHASANLOU, A. N.; BARABADI, A.; ATAIEI, M.; EINIAN, V. Spare part requirement prediction under different maintenance strategies. **International Journal of Mining, Reclamation and Environment**, v. 33, n. 3, p 1-14, 2019.
- RODA, I., MACCHI, M., FUMAGALLI, L., VIVEROS, P. A review of multi-criteria classification of spare parts. **Journal of Manufacturing Technology Management**. 25, 528–549, 2014.

- ROSIENKIEWICZ, M.; CHLEBUS, E.; DETYNA, J.. A hybrid spares demand forecasting method dedicated to mining industry. **Applied Mathematical Modelling**, v. 49, p. 87-107, 2017.
- SILVA, G. L. C. **Modelo de estoque para peças de reposição sujeitas à demanda intermitente e lead time estocástico**. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2009.
- SILVER, E. Some ideas related to the inventory control of items having erratic demand patterns. **Canadian Operational Research Journal**, v. 8, pp. 87-100, 1970.
- SILVER, E. A.; PYKE, D. F.; PETERSON, R. **Inventory Management and Production Planning and Scheduling**. 3. ed. New York, London, Sidney: John Wiley & Sons, 1998.
- SNYDER, R. Forecasting Sales of Slow and Fast Moving Inventories. **European Journal of Operational Research**, v. 140 n. 3, p. 684–699, 2002.
- SONG, H.; ZHANG, C.; LIU, G.; ZHAO, W. Equipment spare parts demand forecasting model based on grey neural network. In: **Quality, Reliability, Risk, Maintenance, and Safety Engineering (ICQR2MSE)**, International Conference on. IEEE, p. 1274-1277, 2002.
- SYNTETOS, A. A., BOYLAN, J. E. The Accuracy of Intermittent Demand Estimates. **International Journal of Forecasting**, v. 21, p. 303-314, 2005.
- SYNTETOS, A. A.; BOYLAN, J. E.; CROSTON, J. D. On the Categorization of Demand Patterns. **Journal of the Operational Research Society**, v. 56, p. 495-503, 2005.
- SYNTETOS, A. A.; BOYLAN, J. E. On the bias of intermittent demand estimates. **International Journal of Production Economics**, v. 71-1/3, p. 457-466, 2001.
- SYNTETOS, A. A.; BOYLAN, J. E. On the stock control performance of intermittent demand estimators. **International Journal of Production Economics**, v. 103, n. 1, p. 36-47, 2006.
- TEUNTER, R. H.; DUNCAN, L. Forecasting Intermittent Demand: A Comparative Study. **The Journal of the Operational Research Society**, vol. 60, n. 3, p. 321-329, 2009.



- TEUNTER, R. H.; SYNTETOS, A. A.; BABAI, M. Z. Intermittent demand - Linking forecasting to inventory obsolescence. **European Journal of Operational Research**, v. 214, p. 606–615, 2011.
- TRUONG, N.; SANGMUN, S.; NHA, V.; ICHON, K. Intermittent Demand forecasting by using Neural Network with simulated data. In: **Proceedings of the 2011 International Conference on Industrial Engineering and Operations Management**, Kuala Lumpur. 2011.
- VISWANATHAN, S., AND C. X. ZHOU. A New Bootstrapping Based Method for Forecasting and Safety Stock Determination for Intermittent Demand Items. **Working Paper: Nanyang Business School**, Nanyang Technological University, Singapore, 2008.
- VOGT, C. R. **Estruturação de processo de revisão de planejamento de materiais de estoque de postos de manutenção de locomotivas**. Trabalho de conclusão de curso – Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Curitiba, 2013.
- WANG, M. C., AND S. S. RAO. Estimating Reorder Points by Bootstrap Procedure. **European Journal of Operational Research**, v. 56, p. 332–342, 1992.
- WANKE, P. **Gestão de Estoques de Peças de Reposição de Baixíssimo Giro**. Artigo técnico. 2002. Disponível em: <https://www.ilos.com.br/web/gestao-de-estoques-de-pecas-de-reposicao-de-baixissimo-giro/>. Acesso em 18 ago. 2019.
- WILLEMMAIN, T. R.; SMART, C. N.; SCHWARZ, H. F. A new approach to forecasting intermittent demand for service parts inventories. **International Journal of Forecasting**, v. 20, p. 375-387, 2004.
- WILLIAMS, T. M. Stock Control with Sporadic and Slow Moving Demand. **The Journal of the Operational Research Society**, v. 35-10, p. 939-948, 1984.
- \_\_\_\_\_, \_\_\_\_\_. Relatório Anual de Atividades: Julho - 2018 a Junho - 2019. **Instituto Brasileiro de Mineração**. Disponível em: <http://portaldamineracao.com.br/ibram/wp-content/uploads/2019/07/relatorio-anual-2018-2019.pdf>. Acesso em: 09 set. 2019

## 9 ANEXOS

### 9.1 Anexo I – Valores das métricas MAE e MSE para todos os métodos do estudo

	Intermitente		Irregular		Regular		Errática	
	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE
<b>SES</b>	2	3096	25	70294	301	5781947	118	558558
<b>Croston</b>	25	2967431	47	61155	260	3181298	171	646805
<b>SBA</b>	23	2697049	44	57819	229	2809472	164	613856
<b>TSB</b>	5	85513	32	48205	246	3106274	152	522872
<b>WSS</b>	2	3282	26	73234	932	1,12E+08	179	1236255
<b>BSWAP</b>	9	46076	29	66910	890	1,11E+08	163	943107
<b>B2-OPT</b>	8	30863	29	72873	876	1,1E+08	173	996376

## 9.2 Anexo II - Valores das métricas de custo de ruptura e custo de armazenagem de estoque para todos os métodos do estudo

	Intermitente		Irregular		Regular		Errática	
	Ruptura	Custo Estoque	Ruptura	Custo Estoque	Ruptura	Custo Estoque	Ruptura	Custo Estoque
<b>SES</b>	R\$2.617.656,27	R\$1.081,25	R\$1.535.274,96	R\$7.579,66	R\$1.796.280,70	R\$1.142.789,48	R\$1.499.584,33	R\$512.492,22
<b>Croston</b>	R\$1.730.266,73	R\$23.532.529,70	R\$964.596,76	R\$6.295.638,49	R\$970.872,98	R\$3.603.978,40	R\$799.172,40	R\$7.244.656,07
<b>SBA</b>	R\$1.673.500,89	R\$21.923.892,78	R\$939.132,98	R\$5.945.729,97	R\$1.019.324,04	R\$2.763.841,85	R\$838.631,63	R\$6.708.660,43
<b>TSB</b>	R\$1.662.817,11	R\$6.836.430,49	R\$909.133,98	R\$3.730.367,87	R\$961.572,77	R\$3.290.650,23	R\$804.776,44	R\$5.702.630,44
<b>WSS</b>	R\$2.511.932,04	R\$2.517.135,57	R\$1.581.396,01	R\$149.794,63	R\$4.441.122,30	R\$92.266,73	R\$2.243.107,86	R\$19.834,18
<b>BSWAP</b>	R\$2.507.976,08	R\$50.390.901,27	R\$1.404.421,19	R\$1.955.061,94	R\$3.920.410,68	R\$545.578,52	R\$2.021.493,93	R\$406.334,03
<b>B2-OPT</b>	R\$1.626.779,08	R\$22.395.109,91	R\$1.180.070,03	R\$2.981.922,26	R\$4.007.199,88	R\$328.775,44	R\$2.031.728,52	R\$972.006,94