

Universidade Federal de Juiz de Fora
Instituto de Ciências Exatas
Curso de Estatística

Tamires Mara Coelho

**Análise de métodos de previsão para demandas Intermitentes de itens de
uma empresa de transporte ferroviário**

Juiz de Fora

2017

Tamires Mara Coelho

**Análise de métodos de previsão para demandas Intermitentes de itens de
uma empresa de transporte ferroviário**

Monografia apresentada ao Curso de Estatística da Universidade Federal de Juiz de Fora, como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Estatística.

Orientador: Henrique Steinherz Hippert

Juiz de Fora

2017

Ficha catalográfica elaborada através do programa de geração automática da Biblioteca Universitária da UFJF, com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Coelho, Tamires Mara.

Análise de métodos de previsão para demandas Intermitentes de itens de uma empresa de transporte ferroviário / Tamires Mara Coelho. -- 2017.

36p. : il.

Orientador: Henrique Steinherz Hippert

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) – Universidade Federal de Juiz de Fora, Instituto de Ciências Exatas, 2017.

1. Métodos de Previsão. 2. Demanda Intermitente. 3. Classificação de Consumo. 4. Medidas de Erro de Previsão. I. Steinherz Hippert, Henrique, orient. II. Título.

Tamires Mara Coelho

**Análise de métodos de previsão para demandas Intermitentes de itens de
uma empresa de transporte ferroviário**

Monografia apresentada ao Curso de Estatística da Universidade Federal de Juiz de Fora, como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Estatística.

Aprovada em: 23/11/2017

BANCA EXAMINADORA

Professor Henrique Steinherz Hippert , D. Sc – Orientador
Universidade Federal de Juiz de Fora

Professor Clecio da Silva Ferreira, D. Sc
Universidade Federal de Juiz de Fora

Professor Dr. Marcel de Toledo Vieira, Ph. D.
Universidade Federal de Juiz de Fora

Dedico este trabalho a cada pessoa que torceu por mim,
principalmente aos meus pais e às minhas irmãs.

Agradecimentos

A caminhada foi longa, mas enfim foi concluída. Foram momentos de desespero, insegurança e dúvida se este era o caminho certo. Hoje tenho certeza que fiz a melhor escolha da minha vida porque eu simplesmente amo a Estatística.

Agradeço primeiramente a Deus por sempre estar ao meu lado, em todas as horas de aflição e nos momentos que pensei em desistir me dando a força necessária. Sem Ele, este seria só mais um sonho inalcançável.

Agradeço aos meus pais, Luciano e Márcia, que mesmo não tendo concluído o ensino fundamental e morando na zona rural, não pouparam esforços para que o sonho da primogênita se realizasse. Às minhas irmãs, Tainá e Tatiana, que sempre me deram o carinho e apoio necessário para continuar seguindo meu sonho. À minha avó, Glória, que sempre me disse que eu estava no caminho certo. Aos meus tios e tias, primos e primas que nunca duvidaram que eu conseguiria.

Aos professores do departamento de Estatística da UFJF, que sempre se esforçaram em passar de forma clara como a estatística é importante para o mundo e por me tornarem encantada por ela. Em especial aos professores Clecio, Marcel e Henrique Hippert que sempre me aconselharam quando preciso.

À empresa MRS Logística pela oportunidade de estagiar e depois ser contratada, me dando a oportunidade de adquirir conhecimentos que não se aprendem na universidade. Agradeço a equipe PCM Materiais que se tornou minha família, em especial ao Renato Mota pelo desafio do tema proposto, que se tornou o assunto dessa monografia, e ao Marcos Eudoxio e Julio Graciano pelas dicas e ajudas nos momentos onde não sabia como prosseguir.

Sou eternamente grata às minhas amigas Ângela e Flaviane que mesmo de longe me apoiaram e me deram os conselhos necessários. À Ariane que aturou minhas reclamações nos momentos de desespero em Juiz de Fora e virou uma irmã. À Patricia Dias que se tornou uma amiga de todas as horas. Aos grandes amigos que a UFJF e a Estatística me deram e que levarei para a vida.

Aos demais, meu “Muito Obrigada!” pela torcida e por cada ato que ajudou este sonho se concretizar.

“Há TERROR nos números. Muita gente não estenderia aos números a confiança que Humpty Dumpty tem ao dizer a Alice que as palavras continham o significado que ele desejasse.

(Darrell Huff)

“Porque o importante não é acertar mais, e sim, errar menos.”

(Niel Costa)

RESUMO

Para as empresas que realizam manutenção em seus ativos, é muito importante que, se uma peça vier a falhar, haja outra disponível em estoque para a troca. Porém, é difícil saber quando algum item irá falhar, e gerar estoques de peças para prevenir este problema pode originar prejuízos para a empresa. Por isso, elas vêm investindo cada vez mais em gestão de estoque, com o objetivo de reduzir o capital parado, sem afetar a disponibilidade de material para aplicação. Para terem uma boa gestão de estoque, a utilização de séries temporais para a previsão de demanda vem ganhando espaço nas empresas. Além de conseguirem uma boa previsão, as companhias precisam classificar seus itens em grupos que possuam características comuns, para não obterem resultados generalizados que possam não se adequar a todos. Assim, separar os itens de acordo com a representatividade orçamentária para a empresa e a periodicidade e variabilidade da quantidade consumida ajuda a categorizá-los de forma adequada. Um grupo de itens se destaca por serem difíceis de serem previstos porque possui poucos períodos com demanda e há grande variação na quantidade consumida. Ele é classificado como de demanda Intermitente.

Para este estudo, analisamos a demanda de itens trocados em manutenção corretiva de uma empresa ferroviária, que possuem característica de demanda Intermitente. Este grupo de itens foi dividido de acordo com a importância orçamentária para a empresa, gerando três sub-grupos. Calculamos as previsões pelos métodos de Média utilizados pela empresa, Médias Móveis, Amortecimento Exponencial, Método de Croston e Método de Croston Ajustado. Calculamos também os erros Absoluto Médio, Quadrático Médio e Geométrico Quadrático Médio e os analisamos. Verificamos que os métodos de Croston Ajustado e Croston foram os que apresentaram menores erros, e são por isso os indicados para aplicação na empresa em substituição ao método de Média utilizado.

Palavras-chave: Métodos de Previsão, Demanda Intermitente, Classificação de Consumo, Medidas de Erro de Previsão.

ABSTRACT

For companies that perform maintenance on their assets, it is very important that when one part fails, there is another available in stock for the exchange. However, it is difficult to know when any item will fail, and generating parts inventories to prevent this problem can cause unnecessary expenses to the company. As a result, these companies have been investing more and more in inventory management, in order to reduce their capital stock, without affecting the availability of material for application. In order to have good inventory management, the use of time series for forecasting demand has been gaining space in companies. In addition to getting accurate forecasts, companies need to rank their items in groups that have common characteristics. Separating the items according to their budgetary representativeness for the company, and the periodicity and variability of the quantity consumed, helps to categorize them adequately. There is a group of items that is particularly difficult to predict, because their components have few periods with demand and there is great variation in the amount consumed; this group is said to have *Intermittent demand*.

In this study, we analyze the demand for items, exchanged in corrective maintenance by a railway company, which have intermittent demand characteristics. This group of items was subdivided according to their budget importance for the company, generating three subgroups. We calculated the forecasts using the Simple Average method used by the company, and also by Moving Averages, Exponential Smoothing, the Croston Model and the Adjusted Croston Model. We also calculated the Mean Absolute, Mean Quadratic and Mean Quadratic Geometric errors, and analyzed them. We concluded that the models of Croston and Croston Adjusted were the ones that presented the smallest errors, and are therefore the ones indicated for application in the company, instead of the model now in use.

Keywords: Forecasting Methods, Intermittent Demand, Classification of Demand, Forecasting Error Measures.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1. Porcentagem dos itens de manutenção corretiva analisados <i>versus</i> a participação no valor total acumulado	16
Figura 2. Classificação das peças de reposição considerando os valores definidos por Ghobbar e Friend (2003).....	17
Figura 3. Classificação dos itens analisados neste estudo.....	17
Figura 4. Exemplo de demanda intermitente	19
Figura 5. Distribuição dos itens de acordo com característica de consumo e curva ABC.	24
Figura 6. Box-plot dos erros por método analisado, grupo A- <i>Intermitente</i>	27
Figura 7. Box-plot dos erros por método analisado, grupo B- <i>Intermitente</i>	29
Figura 8. Box-plot dos erros por método analisado, grupo C- <i>Intermitente</i>	31

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Medidas descritivas dos erros por método de previsão, grupo A-Intermitente..	26
Tabela 2. Ranking dos métodos considerando a média e a mediana dos erros, grupo A- <i>Intermitente</i>	27
Tabela 3. Medidas descritivas dos erros por método de previsão, grupo B-Intermitente..	28
Tabela 4 Ranking dos métodos considerando a média e a mediana dos erros, grupo B- <i>Intermitente</i>	29
Tabela 5. Medidas descritivas dos erros por método de previsão, grupo C-Intermitente..	30
Tabela 6 Ranking dos métodos considerando a média e a mediana dos erros, grupo C- <i>Intermitente</i>	31

SUMÁRIO

1. Introdução	13
2. Classificação do Consumo	14
2.1. Classificação ABC	15
2.2. Classificação de demandas para peças de reposição.....	16
3. Demanda Intermitente	19
4. Materiais e métodos	20
4.1. Métodos de previsão	20
4.1.2. Média Móvel Simples (MM).....	20
4.1.3. Amortecimento Exponencial Simples (AES).....	21
4.1.4. Método de Croston	21
4.1.5. Método de Croston Ajustado.....	22
4.2. Medidas de Erros de Previsão.....	22
4.2.1. Erro Absoluto Médio (MAE)	23
4.2.2. Erro Quadrático Médio (MSE).....	23
4.2.3. Erro Geométrico Quadrático Médio (GMSE)	23
4.3. Material.....	24
5. Resultados.....	26
6. Discussão	32
7. Conclusão	34
 REFERÊNCIAS.....	 35

1. Introdução

Saber quando uma peça de um ativo virá a falhar é a aspiração de toda empresa que realiza manutenção, como é o caso das empresas ferroviárias e aeronáuticas. Cada peça é analisada e, dependendo da importância para o ativo, são calculadas curvas de confiabilidade e a manutenção é feita preventivamente. Mas em muitos casos as informações sobre os itens podem ser escassas ou não confiáveis e a troca preventiva pode ser cara, impedindo a realização da análise de sobrevivência ou não sendo viável a troca antecipada do item. Por isso, para os itens menos importantes e impactantes, as companhias realizam a manutenção corretivamente, ou seja, apenas quando o item falhar.

Quando, na realização de uma manutenção corretiva, verificamos a necessidade da troca de uma peça, e no momento a mesma não está disponível no estoque, a falta pode gerar prejuízos para a empresa (HUA et al, 2007), como disponibilidade do ativo para utilização, gasto com hora do funcionário em processos de canibalização (procedimento onde uma peça é removida de um ativo e aplicado em outro), que podem ser feitos erradamente, além de poder afetar a vida útil do item que sofreu canibalização, horas ociosas, entre outros.

Ter o material disponível no momento para a troca depende de algumas decisões administrativas. Uma decisão comum que as empresas sempre se deparam é o *trade-off* entre manter os estoques abastecidos, mas com itens sem giro resultando em capital parado de um lado e baixos níveis de estoques, porém não atendimento de necessidades de manutenção e serviços ruins de outro (NENES et al, 2010).

Como colocado por DIAS (1993), quanto menores os níveis de estoque que uma organização mantém, maior sua eficiência. Logo, para controlar o *trade-off* as empresas precisam ter um bom processo de gestão de estoques de peças de reposição, garantindo assim máxima disponibilidade de material e um nível de serviço desejável, mas com o valor de estoque aceitável que não comprometa a organização (REGO; MESQUITA, 2011).

Para desenvolver um bom gerenciamento de estoques, as empresas vêm investindo cada vez mais em meios para prever quando e quantas trocas corretivas dos itens acontecerão. Os métodos estatísticos mais utilizados são os métodos baseados em séries temporais.

Junto a uma boa previsão é importante considerar características dos materiais analisados, para não se obterem resultados gerais que possam estar mascarando o problema de um grupo de itens com características específicas, visto que a análise de cada item separadamente pode ser trabalhosa. Os itens podem ser classificados considerando seu valor, periodicidade de troca, quantidade de trocas, importância para o ativo, entre outros. Itens que são trocados com periodicidade menor são mais difíceis de

serem previstos, e a empresa também precisa ter um foco especial nos itens mais caros, por exemplo. Neste estudo, chamamos de “item” ou “material” toda peça que é aplicada no ativo.

Com isso, o objetivo desta monografia é comparar métodos de previsão, para itens de manutenção corretiva de uma empresa ferroviária, que possuem pouca periodicidade de troca e variabilidade na quantidade consumida. Estes itens são classificados como de demanda *Intermitente*. Fizemos a comparação considerando a importância orçamentária dos itens para a empresa, dividindo-os em três grupos.

2. Classificação do Consumo

Gerenciar todos os itens de manutenção corretiva de uma única forma é um erro, visto que cada item possui características específicas. Assim, a classificação dos itens é uma etapa primordial no sistema de gestão de estoques (HUISKONEN, 2001 e BOYLAN, SYNTETOS, 2005). Com esta classificação é possível determinar o nível de atenção adequado, propor diferentes metas de performance dos níveis de serviço e, para este estudo, definir o melhor método de previsão que se ajuste às séries.

Existem várias formas de classificarmos os itens. Em TEIXEIRA (2014) são descritas algumas formas de classificação como:

- Classificação ABC, que se baseia na importância relativa do item de acordo com algum fator (Esta classificação será discutida com detalhes na sessão 2.1);
- Classificação HML (alta, média e baixa), que considera o valor unitário do item;
- Classificação XYZ, que considera quão crítica para a empresa é a falta do item no estoque;
- Classificação FSN, que avalia o giro das peças no estoque (rápido, lento e sem giro);
- Classificação VED, que leva em consideração a importância do item para o funcionamento do ativo que é aplicado (vital, essencial e desejável);
- Classificação de demandas para peças de reposição, que analisa o comportamento destas demandas de acordo com sua periodicidade e a quantidade.

Para este estudo consideramos a Classificação ABC e a Classificação de demandas para peças de reposição, também descritas por TEIXEIRA (2014).

2.1. Classificação ABC

Conforme TUBINO (2000) a classificação ABC é um método de diferenciação dos estoques, separando os itens por classes levando em conta sua importância relativa, em termos de uma variável escolhida. Esta classificação também é conhecida como Lei de Pareto (LORENZ, 1905). Por meio dessa classificação conseguimos identificar os itens que precisam de atenção na sua gestão de estoque (DIAS, 1993).

Para este estudo consideramos o valor orçamentário total do item consumido no período analisado (janeiro de 2016 a agosto de 2017), ou seja, calculamos a quantidade total consumida no período e multiplicamos pelo valor unitário do item, resultando assim no valor orçamentário do item no período analisado e, somando os valores de todos os itens, obtemos o valor total orçamentário da empresa no período analisado. Depois classificamos os itens na ordem decrescente do seu valor orçamentário, calculamos a importância relativa de cada item em relação ao valor orçamentário total da empresa e também a importância relativa acumulada.

A partir da importância relativa acumulada são definidos alguns valores para classificar os itens. Mas não existe uma regra com valores definidos para esta classificação. Porém os seguintes valores são mais frequentemente usados: 80% dos itens são classificados como A, 15% como B e os 5% restantes como C (MARTIN, 2010). Esta análise mostra que uma pequena quantidade de itens de troca em manutenção é responsável pela maior parte do orçamento da empresa.

Na Figura 1 mostramos a curva ABC e a relação entre o percentual dos itens de manutenção corretiva analisados *versus* a participação no valor total acumulado.

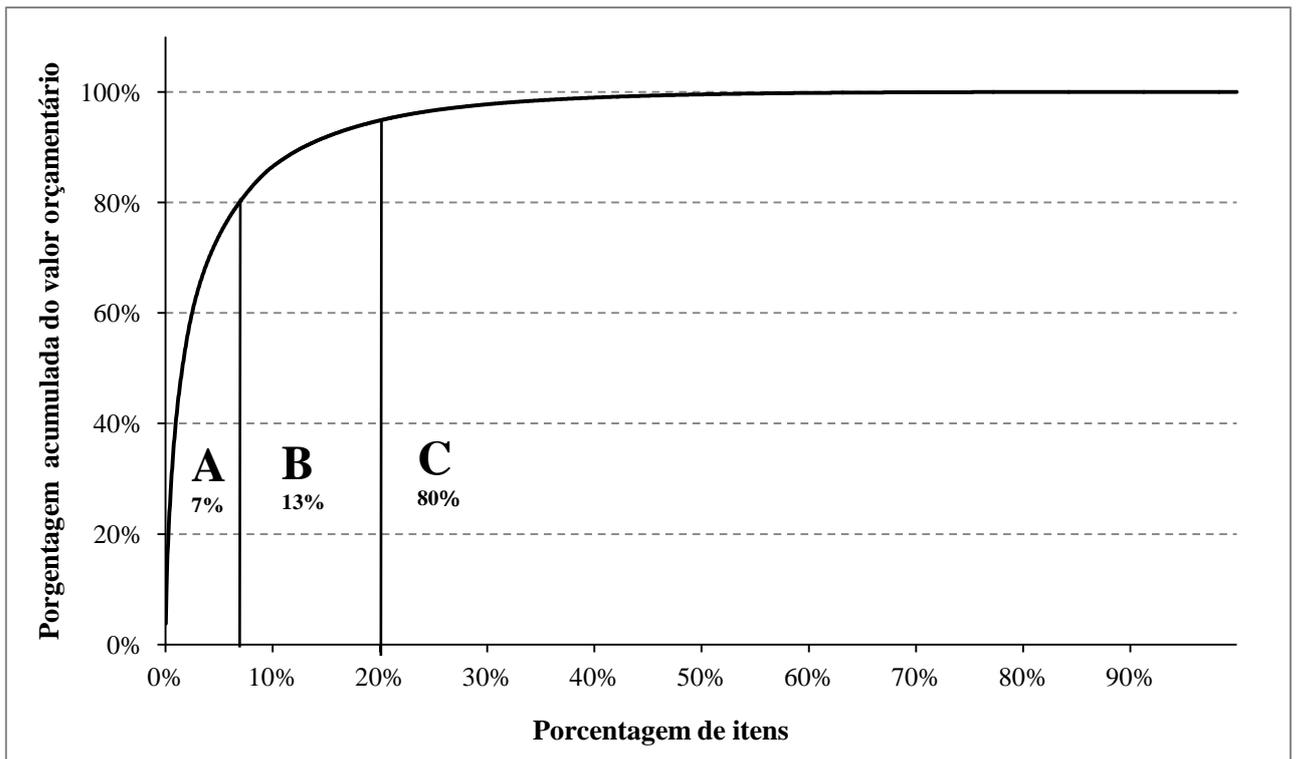


Figura 1. Porcentagem dos itens de manutenção corretiva analisados *versus* a participação no valor total acumulado

Vemos pela Figura 1 que apenas 7% dos itens analisados são responsáveis por 80% do valor total consumido no período considerado. E 80% dos itens representam apenas 5% do valor total.

2.2. Classificação de demandas para peças de reposição

A demanda reflete as características de giro do item, podendo ter intervalos regulares ou não, e as quantidades consumidas serem altas ou baixas. Para verificar estes comportamentos, dois parâmetros são conhecidos internacionalmente e tradicionalmente utilizados:

- i) ADI: Intervalo médio entre demandas, que é medido através da razão entre a quantidade de períodos sem demanda, dividida pela quantidade de períodos com demanda;
- ii) CV: Coeficiente de Variação, que é medido pelo desvio padrão do número de itens demandados dividido pela média.

Considerando estas medidas, GHOBBAR e FRIEND (2003) fizeram testes e definiram valores de corte que permitem caracterizar detalhadamente a demanda de peças de reposição. Na Figura 2 estes valores são mostrados:

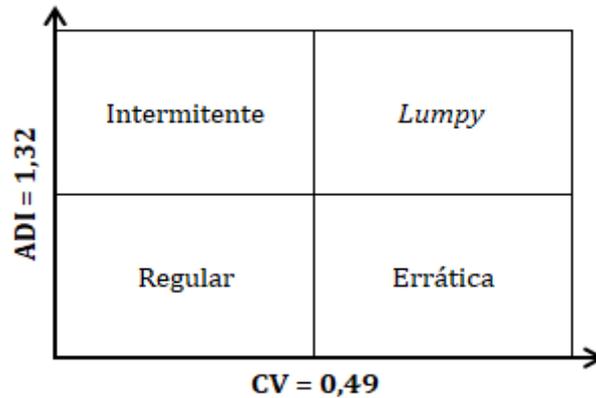


Figura 2. Classificação das peças de reposição considerando os valores definidos por GHOBBAR e FRIEND (2003)

A partir destes valores, cruzando as duas medidas, temos quatro categorias de itens definidas:

- Regular: peças de alto giro e baixo coeficiente de variação;
- Intermitente: peças com muitos períodos sem demanda (baixo giro) e aleatoriedade na quantidade consumida;
- Errático: possui alta variabilidade na quantidade solicitada e também alto giro;
- *Lumpy*: Possui muitos períodos sem demanda (baixo giro) e uma grande variabilidade na quantidade.

Na Figura 3 mostramos a divisão dos itens de manutenção corretiva analisados deste estudo.

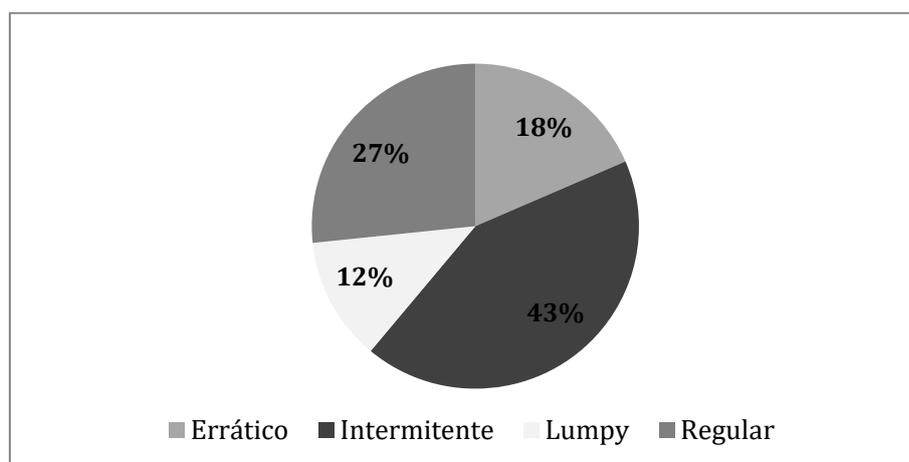


Figura 3. Classificação dos itens analisados neste estudo

Para os itens de reposição analisados, 27% possuem demanda Regular, que são mais fáceis de serem previstas. Apenas 12% dos itens são categorizados como *Lumpy*, o que é uma vantagem para a empresa, por serem mais difíceis de serem previstos pela alta variabilidade apresentada por eles. Os 18% classificados como Erráticos possuem uma facilidade maior na escolha do método de previsão, por não possuir muitos períodos com demanda nula, mesmo com a alta variabilidade.

Pela Figura 3 vemos que o grupo que abrange mais itens é o Intermitente. A empresa precisa ter bastante cautela na análise deste grupo, e verificar como ele está distribuído de acordo com a outra classificação. Se muitos destes itens estiverem no grupo A, ou mesmo no B, a empresa precisa ter métodos extremamente precisos para a previsão, senão a gestão de estoque será muito complicada e ainda poderá afetar a disponibilidade dos seus ativos.

Este grupo de itens com demanda Intermitente é o foco deste estudo e será detalhado na seção a seguir.

3. Demanda Intermitente

Os itens classificados com demanda intermitente são caracterizados por apresentar muitos períodos com demanda nula. Além disso, quando a demanda ocorre, não se sabe a periodicidade, a quantidade e nem quando ocorrerá novamente, o que torna esta demanda aleatória (BALLOU, 2006).

Na Figura 4 temos um exemplo de um item classificado com demanda intermitente.

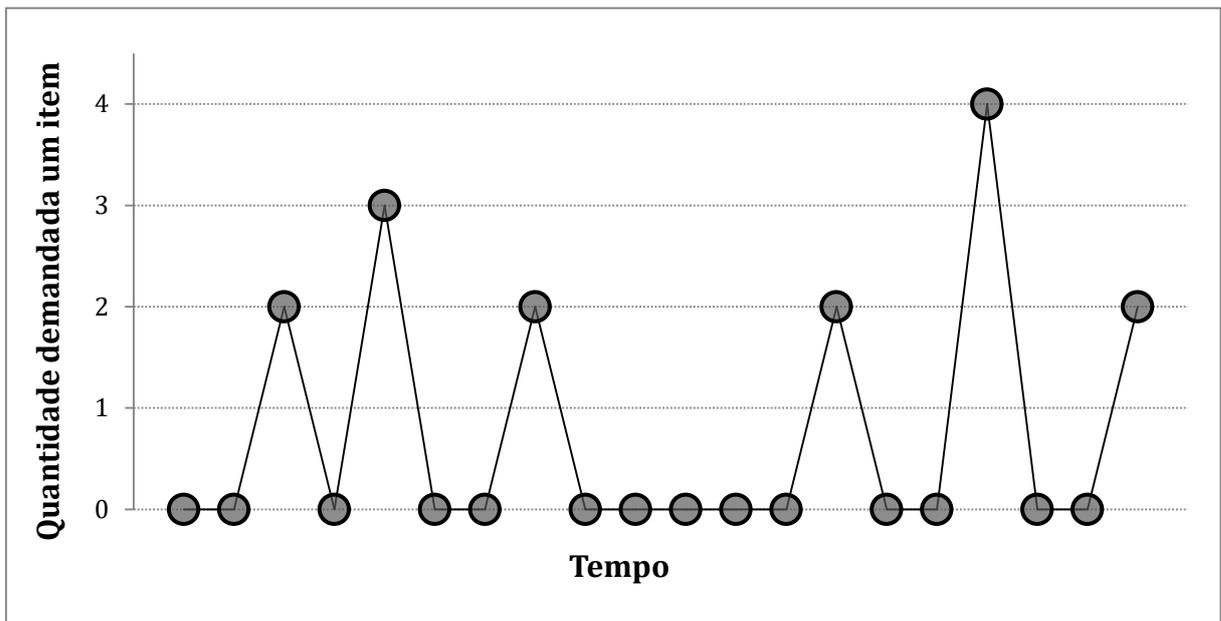


Figura 4. Exemplo de demanda intermitente

Conforme BALLOU (2001), algumas causas são responsáveis por originar a irregularidade na demanda. São elas:

- Necessidades muito grandes e infrequentes dos itens;
- A demanda pode derivar de outros itens ou serviços;
- O surgimento de um pico sazonal não considerado;
- Influência de dados extraordinários, fatores externos ou condições totalmente imprevistas.

Outro fator que pode tornar a demanda irregular ocorre quando os itens se aproximam do fim do seu ciclo de vida, seja em grande escala ou esporadicamente.

Além de serem difíceis de serem previstos, devido à sua aleatoriedade, os itens com demanda Intermitente são encontrados em proporções consideráveis nas empresas, como é o caso da empresa estudada. E pequenas melhorias na previsão destes itens podem trazer vantagens significativas para a empresa, tanto em redução de custos quanto em atendimento da necessidade, aumentando a disponibilidade dos seus ativos.

4. Materiais e métodos

4.1. Métodos de previsão

Como sinalizado por REGO (2006), para se ter uma melhor gestão de estoque, a melhor forma de se calcular a demanda é a partir de métodos de previsão baseados em séries temporais. Mas se basear em apenas um método para calcular a previsão é um risco, visto que pode haver outros métodos que se adaptam melhor as características da série analisada. Por isso, para este estudo, comparamos o método utilizado pela empresa estudada com os métodos de Média Móvel, Amortecimento Exponencial, Método de Crost e Método de Crost Ajustado. Abaixo seguem as descrições dos mesmos:

4.1.1. Média (Método utilizado na empresa estudada)

Para realizar as previsões, a empresa utiliza a média dos últimos 12 meses e a replica para o próximo ano (conhecido como demanda *flat* por mês). Assim temos

$$\hat{Z}_{t+1:t+12} = \frac{Z_t + Z_{t-1} + \dots + Z_{t-11}}{12} \quad (1)$$

Onde:

$\hat{Z}_{t+1:t+12}$ = Previsão da demanda do instante t+1 até o instante t+12;

Se a série estiver mostrando uma tendência de aumento ou diminuição de consumo, a mesma não é descrita neste método.

4.1.2. Média Móvel Simples (MM)

Neste método a previsão é calculada pela média aritmética da série considerando as últimas n observações. Assim temos:

$$\hat{Z}_{t+1} = \frac{Z_t + Z_{t-1} + \dots + Z_{t-n+1}}{n} \quad (2)$$

Onde:

\hat{Z}_{t+1} = Previsão da demanda no instante t+1;

Z_t = Valor real da demanda no instante t;

n = Número de instantes para os quais se deseja calcular a previsão.

Segundo MOREIRA (2008), este método é mais aplicável quando a demanda é estacionária, variando em torno de um valor médio, sem apresentar tendência ou sazonalidade.

4.1.3. Amortecimento Exponencial Simples (AES)

Neste método, os valores das demandas são ponderados com pesos decrescentes atribuídos de maneira exponencial às observações mais antigas. Ou seja, a cada instante, a previsão é dada por uma combinação linear entre a previsão anterior e a observação mais recente, considerando um valor de amortecimento. Para a ponderação das demandas é utilizado a constante de amortecimento exponencial α . Assim, a equação é:

$$\hat{Z}_{t+1} = \alpha \cdot Z_t + (1 - \alpha) \cdot \hat{Z}_t \quad (3)$$

Onde

\hat{Z}_{t+1} = Previsão da demanda no instante t+1;

Z_t = Valor real da demanda no instante t;

\hat{Z}_t = Previsão da demanda no instante t;

α = Constante de amortecimento exponencial.

O valor dado a α deve estar entre 0 e 1; quanto mais perto estiver de zero, menos importância estamos dando aos valores mais antigos.

Neste estudo usamos os valores de α iguais a 0,1 e 0,2. Estes valores foram escolhidos a partir de testes feitos no banco de dados disponível, considerando os valores para α de 0,1; 0,2; 0,3; 0,4; 0,5; 0,6; 0,7; 0,8 e 0,9, e escolhendo os dois valores que resultaram o menor erro para a maioria dos itens.

4.1.4. Método de Croston

O método desenvolvido por J. D. Croston em 1972 é um variante do método de amortecimento exponencial simples, e se aplica principalmente para demandas intermitentes. Neste método, supomos que a ocorrência da demanda siga um processo de Bernoulli e o intervalo entre as demandas tenha uma distribuição geométrica com média V. (CROSTON, 1972).

Assim, para calcularmos a previsão de demanda pelo método de Croston temos as seguintes equações:

$$\text{Se } Y_t \neq 0 \text{ temos } \begin{cases} \hat{Y}_{t+1} = \alpha Y_t + (1 - \alpha) \hat{Y}_t \\ \hat{V}_{t+1} = \alpha q + (1 - \alpha) \hat{V}_t \\ \hat{Z}_{t+1} = \frac{\hat{Y}_{t+1}}{\hat{V}_{t+1}} \end{cases} \quad (4)$$

$$\text{Se } Y_t = 0 \text{ temos } \begin{cases} \hat{Y}_{t+1} = \hat{Y}_t \\ \hat{V}_{t+1} = \hat{V}_t \\ \hat{Z}_{t+1} = \hat{Z}_t \end{cases} \quad (5)$$

Onde:

α = Constante de amortecimento exponencial;

Y_t = Valor observado da demanda (não-nula) no instante t;

\hat{Y}_t = Estimativa instante t da demanda média (considerando apenas as demandas não-nulas);

\hat{V}_t = Estimativa no instante t do intervalo entre demandas não-nulas;

q = Número de demandas não-nulas consecutivas no instante t;

\hat{Z}_t = Estimativa da demanda média para o instante t (considerando também as demandas nulas);

4.1.5. Método de Croston Ajustado

SYNTETOS e BOYLAN (2005) propuseram uma adaptação ao método proposto por Croston. Segundo eles, o método de Croston é enviesado. Para ajustar este viés, propuseram a seguinte equação para o valor para a previsão da demanda no instante t+1:

$$\hat{Z}_{t+1} = \left(1 - \frac{\alpha}{2}\right) \frac{\hat{Y}_{t+1}}{\hat{V}_{t+1}} \quad (6)$$

4.2. Medidas de Erros de Previsão

Para verificarmos qual método se ajusta melhor à série analisada, devemos comparar os erros de cada método e escolher o que apresentou melhores previsões. De acordo com a característica da série, devemos escolher a medida de erro que melhor se aplica, principalmente para as séries intermitentes que são o foco deste estudo e possuem muitos zeros.

Neste estudo foram calculados o Erro Absoluto Médio, o Erro Quadrático Médio e o Erro Geométrico Quadrático Médio. Seguem explicações sobre os mesmos:

4.2.1. Erro Absoluto Médio (MAE)

O erro absoluto médio (*Mean Absolute Error*) mede o afastamento médio das previsões em relação aos valores observados. Sua fórmula é:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |\hat{Z}_t - Z_t| \quad (7)$$

4.2.2. Erro Quadrático Médio (MSE)

O erro quadrático médio (*Mean Square Error*) é determinado como a média do quadrado do desvio entre a previsão e a demanda real. Esta medida é a mais comumente usada para a escolha de melhores métodos de previsão. É definida como:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (\hat{Z}_t - Z_t)^2 \quad (8)$$

4.2.3. Erro Geométrico Quadrático Médio (GMSE)

O erro geométrico quadrático médio (*Geometric Mean Square Error*) foi aplicado por SYNTETOS e BOYLAN (2005) para a comparação dos métodos. Baseado na aplicação de FILDES (1992), este erro desconsidera a contaminação dos valores discrepantes que podem aparecer. A fórmula deste erro é definida por:

$$GMSE = \left(\prod_{t=1}^N (\hat{Z}_t - Z_t)^2 \right)^{\frac{1}{2N}} \quad (9)$$

4.3. Material

Para realizarmos a previsão de demanda, consideramos a base histórica de consumo de 2203 itens aplicados em trocas corretivas de locomotivas no período de janeiro de 2016 a agosto de 2017. O consumo foi medido mensalmente para cada item, totalizando 20 meses. Esta série é pequena, o que inviabilizaria o uso do modelo ARIMA, por exemplo; mas justifica o uso de métodos baseados em amortecimento exponencial.

Os itens foram classificados de acordo com as características de consumo e pela curva ABC, sendo distribuídos conforme mostra a Figura 5:

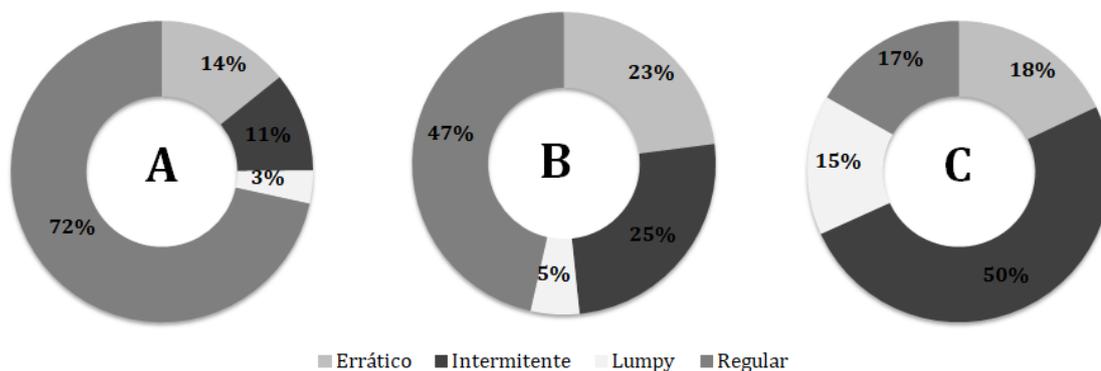


Figura 5. Distribuição dos itens de acordo com característica de consumo e curva ABC

Vemos que a maior parte dos itens A possui demanda regular, o que é um ponto positivo para a empresa, visto que itens com esta característica têm demandas mais fáceis de serem previstas, o que pode ajudá-la na gestão de estoque. No grupo A os itens com demandas mais difíceis de serem previstas compõe uma pequena parte do grupo, sendo 11% classificados como *Intermitentes* e 3% como *Lumpy*

Para o grupo B, quase metade do grupo possui demanda regular (47%). Um quarto dos itens deste grupo são classificados como *Intermitentes*, o que gera um ponto de atenção para a empresa. Apenas 5% são classificados como *Lumpy*.

Já para os itens classificados como C, metade é classificada como *Intermitente*. Por se tratar de itens mais baratos, o impacto na empresa quando o material não for consumido e estiver parado em estoque não é muito grande, mas ainda assim a falta do material pode causar impacto.

Vista a distribuição dos itens, neste estudo vamos realizar as previsões do grupo *A-Intermitente* (21 itens), *B-Intermitente* (93 itens) e *C-Intermitente* (824 itens), totalizando 938 itens analisados. A análise pode ser feita para todos os grupos presentes nos dados, mas como o foco deste trabalho é comparar os métodos de previsão para demandas *Intermitentes*, esses não foram estudados.

Para o grupo *A-Intermitente*, por possuir poucos elementos é aconselhável verificar o método que melhor se adapta a cada item, visto que se tratam de itens mais impactantes para o orçamento da empresa

Neste trabalho, para a análise dos bancos de dados, usamos o software R versão 3.4.1 (R Core Team, 2017). Escrevemos as funções para calcular as previsões feitas pelos métodos de Média, Média Móvel e Amortecimento Exponencial, e calcular as métricas de erro (MAE, MSE e GMSE). Já para o método de Croston e Croston Ajustado usamos as funções do pacote *tsintermittent*. Este pacote foi criado por Nikolaos Kourentzes e Fotios Petropoulos em 2006 para realizar previsões para itens com característica de consumo intermitente.

Neste trabalho, para compararmos os métodos, as medidas descritivas média e mediana dos erros dos métodos foram ranqueadas de 1 a 7, sendo 1 o menor valor e 7 o maior valor do erro. Para esta análise, diferentes métodos puderam ser classificados na mesma posição, caso a medida do erro analisada fosse igual.

5. Resultados

Para os dois grupos foram calculadas as previsões pelo método da empresa (Média), por médias móveis de ordens 3 e 4 (MM3 e MM4 respectivamente), amortecimento exponencial com $\alpha=0,1$ e $\alpha=0,2$ (AES 0,1 e AES 0,2), pelo método de Croston (Crost) e pelo Croston ajustado (SBA). Para cada método foram calculadas as três medidas de erro: MAE, MSE e GMSE.

Na Tabela 1 temos as medidas descritivas de cada erro estudado, considerando cada método, para o grupo de itens *A-Intermitente*:

Tabela 1. Medidas descritivas dos erros por método de previsão, grupo A-Intermitente

Erro	Método	Mínimo	1° Quartil	Mediana	Média	3° Quartil	Máximo
MAE	Média	0,167	0,397	0,559	0,572	0,667	1,373
	MM3	0,098	0,353	0,588	0,570	0,725	1,216
	MM4	0,078	0,344	0,594	0,576	0,766	1,250
	AES 0,1	0,093	0,334	0,546	0,534	0,656	1,214
	AES 0,2	0,104	0,376	0,587	0,552	0,664	1,238
	Crost	0,049	0,265	0,520	0,504	0,654	1,203
	SBA	0,053	0,262	0,508	0,504	0,654	1,203
MSE	Média	0,028	0,209	0,464	0,583	0,723	2,327
	MM3	0,059	0,268	0,542	0,739	1,065	2,706
	MM4	0,035	0,281	0,539	0,720	1,059	2,773
	AES 0,1	0,011	0,243	0,498	0,637	0,833	2,552
	AES 0,2	0,021	0,246	0,472	0,637	0,883	2,494
	Crost	0,002	0,208	0,351	0,528	0,720	2,176
	SBA	0,003	0,208	0,351	0,526	0,720	2,176
GMSE	Média	0,218	0,344	0,572	0,528	0,618	1,196
	MM3	0,000	0,000	0,000	0,048	0,000	1,017
	MM4	0,000	0,000	0,000	0,132	0,000	0,895
	AES 0,1	0,000	0,000	0,388	0,337	0,590	0,936
	AES 0,2	0,000	0,000	0,395	0,356	0,603	0,982
	Crost	0,000	0,000	0,427	0,352	0,579	0,982
	SBA	0,000	0,000	0,428	0,356	0,579	0,982

Pode ser notado que na Tabela 1 (e nas Tabelas 3 e 5) que há várias ocorrências do erro GMSE com valor nulo. Isso acontece porque essa métrica é calculada pelo produto dos erros observados em cada instante. Se algum desses erros for nulo, o GMSE também será nulo.

A Figura 6 apresenta os erros por meio de *boxplots*.

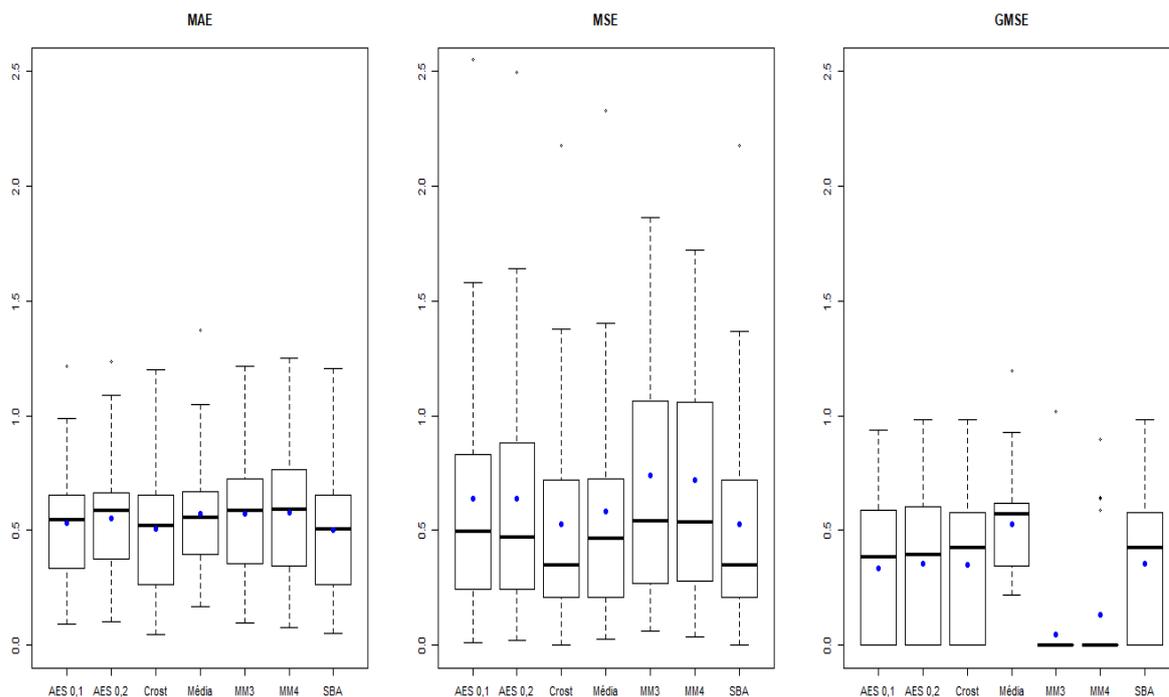


Figura 6. Box-plot dos erros por método analisado, grupo A-Intermitente

Na Tabela 2 mostramos o *ranking* médio dos métodos para o grupo A-Intermitente:

Tabela 2. Ranking dos métodos considerando a média e a mediana dos erros, grupo A-Intermitente

	MEDIANA			MÉDIA		
	MAE	MSE	GMSE	MAE	MSE	GMSE
Média	4	3	5	6	3	5
MM3	6	6	-	5	7	-
MM 4	7	5	-	7	6	-
AES 0,1	3	7	1	3	4	1
AES 0,2	5	4	2	4	4	3
Crost	2	1	3	1	2	2
SBA	1	1	4	1	1	3

As medidas descritivas de cada erro analisado, para o grupo *B-Intermitente*, são mostradas na Tabela 3:

Tabela 3. Medidas descritivas dos erros por método de previsão, grupo B-Intermitente

Erro	Método	Mínimo	1° Quartil	Mediana	Média	3° Quartil	Máximo
MAE	Média	0,118	0,279	0,402	0,476	0,559	2,873
	MM3	0,137	0,294	0,431	0,473	0,588	1,471
	MM4	0,109	0,297	0,453	0,469	0,594	1,422
	AES 0,1	0,124	0,256	0,410	0,491	0,551	3,251
	AES 0,2	0,131	0,278	0,426	0,478	0,570	2,226
	Crost	0,107	0,245	0,394	0,450	0,516	4,277
	SBA	0,107	0,233	0,388	0,444	0,513	3,764
MSE	Média	0,067	0,145	0,268	0,522	0,484	9,753
	MM3	0,072	0,196	0,366	0,579	0,582	5,830
	MM4	0,051	0,168	0,348	0,550	0,566	6,359
	AES 0,1	0,059	0,166	0,301	0,657	0,520	12,237
	AES 0,2	0,061	0,173	0,301	0,554	0,511	7,728
	Crost	0,050	0,145	0,263	0,586	0,412	18,683
	SBA	0,046	0,128	0,263	0,550	0,412	15,473
GMSE	Média	0,000	0,256	0,405	0,426	0,549	2,284
	MM3	0,000	0,000	0,000	0,012	0,000	0,579
	MM4	0,000	0,000	0,000	0,102	0,000	0,811
	AES 0,1	0,000	0,000	0,200	0,287	0,475	2,538
	AES 0,2	0,000	0,000	0,226	0,270	0,484	1,461
	Crost	0,000	0,000	0,179	0,267	0,459	3,410
	SBA	0,000	0,000	0,179	0,259	0,487	2,582

A Figura 7 apresenta os mesmos erros por meio de *boxplots*.

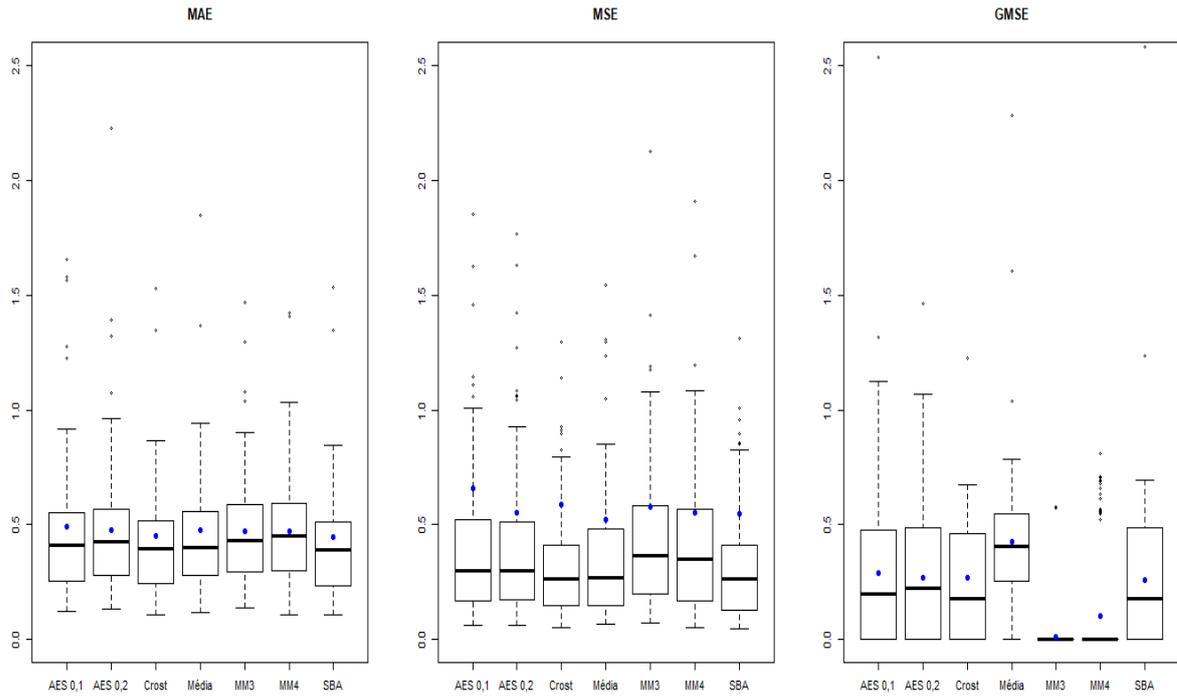


Figura 7. Box-plot dos erros por método analisado, grupo B-Intermitente

Na Tabela 4 o *ranking* médio dos métodos é mostrado:

Tabela 4. Ranking dos métodos considerando a média e a mediana dos erros, grupo B-Intermitente

	MEDIANA			MÉDIA		
	MAE	MSE	GMSE	MAE	MSE	GMSE
Média	3	3	5	5	1	5
MM3	6	7	-	4	5	-
MM 4	7	6	-	3	3	-
AES 0,1	4	4	3	7	7	4
AES 0,2	5	4	4	6	4	3
Crost	2	1	1	2	6	2
SBA	1	1	1	1	2	1

Na Tabela 5 temos as medidas descritivas de cada erro estudado, considerando cada método, para as séries de demanda do grupo de itens *C-Intermitente*:

Tabela 5. Medidas descritivas dos erros por método de previsão, grupo C-Intermitente

Erro	Método	Mínimo	1° Quartil	Mediana	Média	3° Quartil	Máximo
MAE	Média	0,007	0,245	0,412	0,796	0,642	54,265
	MM3	0,007	0,275	0,412	0,833	0,691	47,059
	MM4	0,008	0,266	0,422	0,830	0,688	42,188
	AES 0,1	0,006	0,243	0,423	0,797	0,703	37,040
	AES 0,2	0,006	0,270	0,424	0,811	0,672	41,696
	Crost	0,006	0,227	0,373	0,736	0,612	45,387
	SBA	0,006	0,226	0,372	0,727	0,610	38,710
MSE	Média	0,000	0,149	0,307	20,848	0,821	5.570
	MM3	0,000	0,196	0,395	23,525	1,023	5.498
	MM4	0,000	0,180	0,391	22,096	1,017	4.810
	AES 0,1	0,000	0,170	0,368	19,533	0,973	5.119
	AES 0,2	0,000	0,174	0,362	19,944	0,901	4.862
	Crost	0,000	0,146	0,298	17,742	0,728	4.183
	SBA	0,000	0,148	0,298	16,748	0,723	4.183
GMSE	Média	0,000	0,180	0,361	0,513	0,577	25,725
	MM3	0,000	0,000	0,000	0,014	0,000	1,804
	MM4	0,000	0,000	0,000	0,047	0,000	2,032
	AES 0,1	0,000	0,000	0,040	0,333	0,486	17,603
	AES 0,2	0,000	0,000	0,031	0,306	0,448	14,901
	Crost	0,000	0,000	0,053	0,302	0,424	20,050
	SBA	0,000	0,000	0,034	0,292	0,424	18,221

A Figura 8 apresenta em *boxplots* os erros estudados, considerando cada método para o grupo *C-Intermitente*:

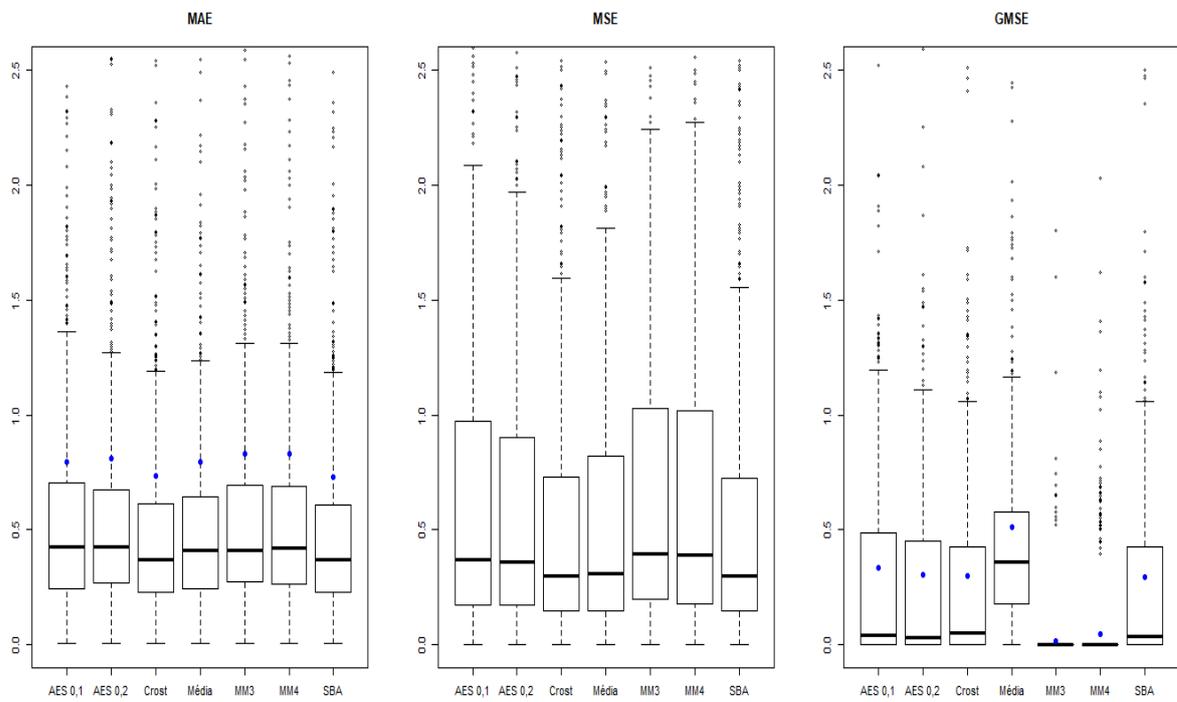


Figura 8. Box-plot dos erros por método analisado, grupo *C-Intermitente*

Na Tabela 6 o *ranking* médio dos métodos é mostrado:

Tabela 6. Ranking dos métodos considerando a média e a mediana dos erros, grupo *C-Intermitente*

	MEDIANA			MÉDIA		
	MAE	MSE	GMSE	MAE	MSE	GMSE
Média	3	3	5	3	5	5
MM3	3	6	-	7	7	-
MM 4	5	7	-	6	6	-
AES 0,1	6	5	3	4	3	4
AES 0,2	7	4	1	5	4	3
Crost	2	1	4	2	2	2
SBA	1	1	2	1	1	1

6. Discussão

Para ranquearmos as médias e medianas dos métodos na medida de erro GMSE, não consideramos os métodos MM3 e MM4 para os três grupos analisados (*A-Intermitente*, *B-Intermitente* e *C-Intermitente*) porque, como mostram os valores descritivos das Tabelas 1, 3 e 5 e as Figuras 6, 7 e 8, esta medida gerou muitos erros nulos para os métodos. Isso aconteceu porque como a demanda *Intermitente* dos itens analisados possui muitos períodos com valor zero, a previsão coincidiu com o valor da demanda, gerando assim um erro nulo.

Pela Figura 6 vemos que os *boxplots* dos erros MAE dos métodos foram bem semelhantes entre si, e as médias e medianas dos métodos estão muito próximas; só conseguimos perceber as diferenças analisando a Tabela 1. Já para os *boxplots* apresentados no erro MSE percebe-se uma variabilidade maior, principalmente nos métodos MM3 e MM4. Estas considerações também são válidas para os *boxplots* dos erros GMSE apresentados nas Figuras 7 e 8, referentes aos grupos *B-Intermitente* e *C-Intermitente* respectivamente.

Para o grupo *A-Intermitente*, podemos observar pela Tabela 2 que os métodos de Crost e o SBA possuíram a melhor classificação para as medidas de mediana e médias nos erros MAE e MSE. Já observando o erro GMSE, o método com melhor *ranking* foi o AES 0,1, seguido pelo Crost. Percebemos também na Tabela 2 que o método de Média da empresa estudada não se destacou para nenhum erro analisado; apresentou pior *ranking* para a média dos erros GMSE, e o segundo pior dos erros MAE, mas obteve uma classificação um pouco melhor no erro MSE. Os métodos MM3 e MM4 também não se destacaram como melhores em nenhuma das medidas de erro analisadas. O mesmo ocorreu para o método AES 0,2, mas este obteve *ranking* médio melhor que os métodos MM3 e MM4. Pela Figura 6, vemos que estes dois métodos apresentaram a maior variabilidade.

Na Figura 7 do grupo *B-Intermitente*, os *boxplots* dos erros MAE e MSE são muito parecidos e possuem uma variabilidade baixa. Para o erro GMSE os *boxplots* também variaram pouco. Além disso, vemos que a média e a mediana dos erros MAE do grupo *B-intermitente* foram bem parecidas, assim como aconteceu para o erro MAE dos métodos no grupo *A-Intermitente*.

Os valores dos *rankings* dos métodos Crost e SBA do grupo *B-Intermitente* foram os melhores classificados pela mediana nas três medidas de erros. Considerando a média calculada dos erros, os dois métodos continuaram sendo os melhores para os erros MAE e GMSE; no entanto, o erro MSE sinalizou o método Média da empresa como melhor, seguido pelo método SBA. Para os outros erros, o método de Média não obteve boas posições. Os métodos MM3 e MM4 e os métodos AES 0,1 e AES 0,2 não se destacaram em nenhuma medida de erro analisado no grupo *B-Intermitente*, como também já tinha acontecido no grupo *A-Intermitente*.

Para os *boxplots* dos erros do grupo *C-Intermitente* apresentados na Figura 8, os gráficos dos métodos, para a medida de erro MAE possuem a forma parecida, com pequena variação. O mesmo se observa para o erro GMSE. Para o erro MSE os gráficos possuem uma variabilidade maior. Note-se que as médias dos erros MSE dos métodos da Figura 8 não são mostradas porque, como temos muitos valores discrepantes, os mesmo influenciam no valor da média. Podemos encontrar seus valores na Tabela 5. Na Figura 8 vemos muitos *outliers* presentes nos *boxplots*. O mesmo não acontece nas Figuras 6 e 7. Isto acontece provavelmente devido à diferença do tamanho dos grupos estudados, sendo de apenas 21 itens no grupo *A-Intermitente*, 93 no grupo *B-Intermitente* e 917 no grupo *C-Intermitente*.

Analisando a Tabela 6 vemos que os métodos SBA e Crost se destacaram tanto na mediana como na média dos erros MAE e MSE calculados para o grupo *C-Intermitente*. Para o erro GMSE, a mediana sinalizou o método AES 0,2 como melhor, seguido pelo método SBA. Já a média destacou o método SBA e Crost. O método de Média da empresa estudada não se destacou no *ranking* médio de nenhum erro calculado, como mostra a Tabela 6. Os métodos MM3 e MM4 foram os piores de acordo com o *ranking* das médias dos erros MAE e MSE calculados. Estes dois métodos também apresentaram maior variabilidade no erro MSE na Figura 8.

Estes resultados são coerentes com o que seria esperado. O método de Média usado pela empresa é um método ingênuo e seria de se esperar que seus resultados fossem ruins. Por outro lado os métodos SBA e Crost foram desenvolvidos especificamente para lidar com estes tipos de dados, e seu bom desempenho aqui corrobora o que está relatado na literatura (por exemplo em BERTOLDE, JUNIOR, 2013 e MORAIS *et al*, 2015).

7. Conclusão

Verificar qual o melhor método se aplica a um grupo de itens, com características parecidas de consumo e preço por exemplo, é essencial para uma empresa conduzir sua gestão de estoque. Assim, este estudo analisou sete métodos de previsão (método de média utilizado pela empresa estudada, Médias Móveis de ordens 3 e 4, Amortecimento Exponencial com $\alpha=0,1$ e $\alpha=0,2$, Método de Croston e de Croston Ajustado) para três grupos de itens de uma empresa ferroviária. Os grupos são *A-Intermitente*, *B-Intermitente* e *C-Intermitente*.

Para compararmos os métodos, calculamos os erros Absoluto Médio (MAE), Quadrático Médio (MSE) e Geométrico Quadrado Médio (GMSE) para cada item de cada grupo. Mostramos as medidas descritivas desses erros e ranqueamos os métodos de acordo com essas medidas.

Concluimos que o método SBA e Crost, no geral, foram os que apresentaram menores erros e parecem ser os mais indicados para aplicação na empresa, em substituição ao método de Média. Os métodos de Média Móvel de ordens 3 e 4 por outro lado, foram os que apresentaram piores resultados, não sendo aconselhada sua aplicação para séries de demandas *Intermitentes*.

REFERÊNCIAS

- BALLOU, R. H. **Gerenciamento da cadeia de suprimentos: planejamento organização e logística empresarial**. 4. ed. Porto Alegre: Bookman. 2001.
- BALLOU, R. H. **Gerenciamento da cadeia de suprimentos/logística empresarial**. 5. ed. Porto Alegre: Bookman. 2006.
- BERTOLDE, A. I.; JUNIOR, W. P. X. Uma comparação de métodos de previsão de demanda de peças de reposição: uma aplicação ao transporte ferroviário. **Revista Gestão Industrial**, Ponta Grossa. 2013.
- BOYLAN, J. E.; SYNTETOS, A. A.; KARAKOSTAS, G. C. Classification for forecasting and stock control: a case study. **Journal of the Operational Research Society**, v.59, p. 473-481. 2008.
- CALLEGARO, A. **Forecasting methods for spare parts demand**. Pádua: Universita Degli Studi di Padova. 2010.
- CROSTON, J.D. Forecasting and stock control for intermittent demands. **Operational Research Quarterly**, n.23, 1972.
- DIAS, M. A. P. **Administração de Materiais: uma abordagem logística**. São Paulo: Ed. Atlas, 1993
- FILDES, R. The evaluation of extrapolative forecasting methods. **International Journal of Forecasting**, v. 8, pp. 81– 98, Jun. 1992.
- GHOBBAR, A.A.; FRIEND, C.H. Evaluation of forecasting methods for intermittent parts demand in the field of aviation: a predictive model. **Computers & Operation Research**, n.30, 2003.
- HUA, Z. S.; ZHANG, B.; YANG, J.; 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.
- HUISKONEN, J. Maintenance spare parts logistics: Special characteristics and strategic choices. **International Journal of Production Economics**, v. 71, p. 125-133, 2001.
- LORENZ, M. O. **Methods of measuring the concentration of wealth**. Publications of the American Statistical Association, Taylor & Francis, v. 9, n. 70, p. 209–219, 1905.
- MARTIN, M.V. **Balanceamento de estoques através de sistema de reposição**. 42 p. Trabalho de graduação em engenharia - Departamento De Engenharia De Produção E Sistemas, Universidade do Estado de Santa Catarina, Santa Catarina, 2010.

MORAIS, R.R.; SOUSA, N. A.; MORAIS, A. R. **Comparativo Entre Métodos De Série Temporal Para Previsão De Demanda De Um Item Com Comportamento Intermitente De Demanda**. Anais: SIMPOI, São Paulo. 2015.

MOREIRA, D. A. **Administração da produção e operações**. 2. ed. Cengage Learning. São Paulo. 2008.

NENES, G., PANAGIOTIDOU, S., & TAGARAS, G.. Inventory management of multiple items with irregular demand: A case study. **European Journal of Operational Research**, 205, 313-324, 2010.

R Core Team (2017). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. Disponível em: <<https://www.R-project.org/>>

REGO, J. R. **A Lacuna Entre a Teoria de Gestão de Estoques e a Prática Empresarial na Reposição de Peças em Concessionárias de Automóveis**. 115 p. Dissertação (Mestrado) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo USP, São Paulo, 2006.

REGO, J. R. do; MESQUITA, M. A. de. Controle de estoque de peças de reposição em local único: uma revisão da literatura. **PRODUÇÃO** [online]. 2011, vol.21, n.4, pp. 645-666. Epub 21-Jan-2011.

SYNTETOS, A. A.; BOYLAN, J. E. **The accuracy of intermittent demand estimates**. **International journal production economics**, v. 21, p. 303–314, 2005.

TEIXEIRA, F. C. R. **Avaliação de métodos de séries temporais aplicados na previsão de demanda de peças de reposição: uma aplicação em dados de uma empresa automobilística**. 71 p. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Faculdade de Engenharia, Arquitetura e Urbanismo, Universidade Metodista de Piracicaba, SANTA BÁRBARA D' OESTE: Universidade Metodista de Piracicaba, São Paula, 2004.

TUBINO, D. F. **Manual de planejamento e controle da produção**. 2. ed. São Paulo: Atlas, 2000.