

UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

LUCAS CABRAL CELESTINO

**APLICAÇÃO DE MÉTODOS DE PREVISÃO PARA A MELHORIA DO
DIMENSIONAMENTO DO VOLUME TRANSPORTADO EM UMA EMPRESA
FERROVIÁRIA.**

JUIZ DE FORA

2018

LUCAS CABRAL CELESINO

**APLICAÇÃO DE MÉTODOS DE PREVISÃO PARA A MELHORIA DO
DIMENSIONAMENTO DO VOLUME TRANSPORTADO EM UMA EMPRESA
FERROVIÁRIA.**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado a
Faculdade de Engenharia da Universidade
Federal de Juiz de Fora, como requisito parcial
para a obtenção do título de Engenheiro de
Produção.

Orientador: D. Sc. Fernando Marques de Almeida Nogueira

JUIZ DE FORA

2018

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

Celestino, Lucas Cabral.

APLICAÇÃO DE MÉTODOS DE PREVISÃO PARA A MELHORIA
DO DIMENSIONAMENTO DO VOLUME TRANSPORTADO EM
UMA EMPRESA FERROVIÁRIA. / Lucas Cabral Celestino. -- 2018.
60 p.

Orientador: Fernando Marques de Almeida Nogueira
Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) - Universidade
Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Engenharia, 2018.

1. Previsão de demanda. I. Nogueira, Fernando Marques de
Almeida, orient.

LUCAS CABRAL CELESTINO

**APLICAÇÃO DE MÉTODOS DE PREVISÃO PARA A MELHORIA DO
DIMENSIONAMENTO DO VOLUMETRANSPORTADO EM UMA EMPRESA
FERROVIÁRIA.**

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado a Faculdade de Engenharia
da Universidade Federal de Juiz de Fora,
como requisito parcial para a obtenção
do título de Engenheiro de Produção.

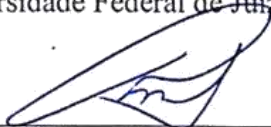
Aprovada em 07 de dezembro de 2018.

BANCA EXAMINADORA



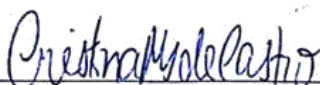
D. Sc, Fernando Marques de Almeida Nogueira (Orientador)

Universidade Federal de Juiz de Fora



D. Sc, Roberto Malheiros Moreira Filho

Universidade Federal de Juiz de Fora



D. Sc Cristina Márcia Barros de Castro

Universidade Federal de Juiz de Fora

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço a Deus por tudo que Ele tem feito em minha vida. Agradeço a todos que de alguma forma contribuíram nesta caminhada, mas especialmente aos meus pais que, sempre estiveram comigo dando apoio em tudo o que eu necessitava.

Aos professores que reiteraram o interesse na área de engenharia e sempre estiveram dispostos a compartilhar o que sabiam e a construir novos conhecimentos.

À empresa pela oportunidade de realizar este trabalho e aos colaboradores que sempre estiveram dispostos a me ajudar e se tornaram grandes amigos. E, as demais experiências da na faculdade: MAIS Consultoria Júnior, FEJEMG, ALUCASA, DAEng e BAJA.

RESUMO

O assunto “Previsão de Demanda” sempre esteve dentre os principais pontos tratados em empresas pois representa um aumento direto na qualidade da alocação de recursos transformando-se, portanto, em uma vantagem competitiva no mercado. Melhorar a qualidade da informação da demanda aumenta consideravelmente a qualidade dos planos de produção, beneficiando o planejamento e controle da produção. O presente estudo foi realizado em uma empresa ferroviária do sudeste brasileiro tendo como objetivo selecionar o melhor método de previsão para os principais clientes da empresa. Foi feita uma análise dos diversos modelos existentes na bibliografia e, posteriormente, concluído qual tem a melhor consistência e capacidade de previsão. Realizou-se uma comparação entre os métodos propostos e o utilizado atualmente na empresa e indicou-se novas oportunidades para a melhoria da previsão na empresa.

Palavras Chave: Demanda, Previsão, Planejamento.

ABSTRACT

The subject "Demand Forecasting" has always been among the main points dealt with in companies because it represents a direct increase in the quality of resource allocation, thus becoming a competitive advantage in the market. Improving the quality of demand information considerably increases the quality of production plans, benefiting the planning and control of production. This study has been carried out in a railway company in southeastern Brazil with the objective of selecting the best forecasting method for the company's main customers. An analysis was made of the various models in the bibliography and, subsequently, it has been completed which one has the best consistency and forecasting capacity. A comparison has been made between the proposed methods and the one currently used in the company and new opportunities for the improvement of the forecast in the company were indicated.

Keywords: Demand, Forecasting, Planning.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Gráfico de Pareto do volume transportado.	41
Figura 2- Volume no tempo MIN. FE. EXP A. Fonte: O Autor.	42
Figura 3 - Volume no tempo MIN. FE. EXP B. Fonte: O Autor	42
Figura 4 -Volume no tempo C. GERAL A. Fonte: O Autor	43
Figura 5 - Volume no tempo C. GERAL B. Fonte: O Autor	43
Figura 6 - Volume no tempo MIN.FE. INT A Fonte: O Autor	43
Figura 7 - Volume no tempo MIN.FE. INT B. Fonte: O Autor	44
Figura 8 - Autocorrelação MIN.FE. EXP A	45
Figura 9 - Autocorrelação MIN.FE. EXP B.	45
Figura 10 - Autocorrelação C. GERAL A.	46
Figura 11 - Autocorrelação C. GERAL B.	46
Figura 12 - Autocorrelação MIN. FE. INT A.	47
Figura 13 - Autocorrelação MIN. FE. INT B.	47
Figura 14 - Gráfico comparativo: Volume real X Previsão empresa X Previsão Método Fonte: Obtido através do <i>software</i> Forecast Pro®.....	49
Figura 15 - Gráfico comparativo: Volume real X Previsão empresa X Previsão Método Fonte: Obtido através do <i>software</i> Forecast Pro®.....	50
Figura 16 - Gráfico comparativo: Volume real X Previsão empresa X Previsão Método Fonte: Obtido através do <i>software</i> Forecast Pro®.....	52
Figura 17 - Gráfico comparativo: Volume real X Previsão empresa X Previsão Método Fonte: Obtido através do <i>software</i> Forecast Pro®.....	53
Figura 18 - Gráfico comparativo: Volume real X Previsão empresa X Previsão Método Fonte: Obtido através do <i>software</i> Forecast Pro®.....	54
Figura 19 - Gráfico comparativo: Volume real X Previsão empresa X Previsão Método Fonte: Obtido através do <i>software</i> Forecast Pro®.....	55
Figura 20 - Gráfico comparativo 2018 para o cliente MIN. FE. EXP. A. Fonte: O Autor.	55
Figura 21 - Gráfico comparativo 2018 para o cliente MIN. FE. EXP. B. Fonte: O Autor.	56
Figura 22 - Gráfico comparativo 2018 para o cliente C. Geral A. Fonte: O Autor.....	56
Figura 23 - Gráfico comparativo 2018 para o cliente C. Geral B. Fonte: O Autor.	56
Figura 24 - Gráfico comparativo 2018 para o cliente MIN. FE. INT. A.....	57
Figura 25 - Gráfico comparativo 2018 para o cliente MIN. FE. INT. B. Fonte: O Autor.	57

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Tabela resumo dos horizontes estudados. Fonte: O Autor.....	44
Tabela 2 - Tabela resumo da autocorrelação.	48
Tabela 3 - Parâmetros do método de previsão para o cliente MIN. FE. EXP A	48
Tabela 4 - Comparativo entre os métodos para o cliente MIN.FE. EXP A.. Fonte: O Autor ..	49
Tabela 5 - Parâmetros do método de previsão para o cliente MIN. FE. EXP B.	50
Tabela 6 - Comparativo entre os métodos para o cliente MIN.FE. EXP B.	50
Tabela 7 - Parâmetros do método de previsão para o cliente C.GERAL A.	51
Tabela 8 - Comparativo entre os métodos para o cliente C.GERAL A..	51
Tabela 9 - Comparativo entre os métodos para o cliente C.GERAL B..	52
Tabela 10 - Comparativo entre os métodos para o cliente MIN.FE.INT A.	53
Tabela 11 - Comparativo entre os métodos para o cliente MIN.FE.INT B.	54
Tabela 12 - Quadro comparativo de indicadores de desempenho 2018. Fonte: O Autor.....	57

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	22
1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS	22
1.2 JUSTIFICATIVA.....	22
1.3 ESCOPO DO TRABALHO	23
1.4 ELABORAÇÃO DOS OBJETIVOS.....	23
1.5 DEFINIÇÃO DA METODOLOGIA	24
1.6 ESTRUTURA DO TRABALHO	24
2. MÉTODOS DE PREVISÃO DA DEMANDA	25
2.1 PADRÕES DE DEMANDA.....	25
2.2 MÉTODOS DE PREVISÃO DE DEMANDA	26
2.2.1 MÉTODOS QUALITATIVOS DE PREVISÃO	26
2.2.2 MÉTODOS DE PREVISÃO BASEADOS EM SÉRIES TEMPORAIS.....	27
2.2.2.1 Média móvel	28
2.2.2.2 Amortecimento exponencial simples.....	28
2.2.2.3 Suavização exponencial para a tendência	29
2.2.2.4 Método de Holt.....	30
2.2.2.5 Modelos de Winters.....	30
2.2.3 MÉTODOS DE PREVISÃO CAUSAIS.....	32
2.2.3.1 Regressão linear	32
2.2.4 MÉTODOS DE PREVISÃO DE BOX E JENKINS.....	34
2.2.4.1 Conceitos básicos	35
2.2.4.2 AR, MA, ARMA, ARIMA e SARIMA. Formulação geral.....	36
2.2.5 ANALISANDO O MÉTODO DE PREVISÃO	38
3. DESENVOLVIMENTO.....	40
3.1 PROCESSO DE PRIVATIZAÇÃO DO SETOR FERROVIÁRIO BRASILEIRO	40
3.2 ANÁLISE DOS DADOS	40
3.2.1 CATEGORIZAÇÃO DOS CLIENTES.	40
3.2.2 ANÁLISE INICIAL DA SÉRIE DE DADOS.	41

3.2.3	ANÁLISE DA AUTOCORRELAÇÃO DAS SÉRIES.	44
3.2.4	PESQUISA DOS MÉTODOS DE MELHOR AJUSTE.	48
3.2.4.1	Clientes de minério de ferro exportação.	48
3.2.4.2	Clientes de carga geral.	51
3.2.4.3	Clientes Minério de ferro interno.	53
3.2.5	COMPARAÇÃO DA PREVISÃO COM OS DADOS REAIS PARA O CORRENTE ANO.....	55
4.	<u>CONSIDERAÇÕES FINAIS.....</u>	58
	<u>REFERÊNCIAS.....</u>	59

1. INTRODUÇÃO

1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

Atualmente o Brasil é o terceiro maior produtor de minério de ferro perdendo apenas para a China com 1,33 bilhão de toneladas e a Austrália com 480 milhões de toneladas anuais. Devido à menor concentração de ferro presente no minério, a produção chinesa pode ser considerada em 380 milhões de toneladas se comparado à produção do Brasil e Austrália. (INFORMAÇÕES E ANÁLISES DA ECONOMIA MINERAL BRASILEIRA - 2012)

O minério de ferro é o principal componente mineral exportado pelo Brasil representando 61,7% de todo material mineral exportado e, nesse contexto, o estado de Minas Gerais desponta como o principal produtor no Brasil sediando os principais postos de extração dos principais grupos exportadores da *commodity*. (ANUÁRIO MINERAL DO BRASIL, 2017).

A *commodity* supracitada é o principal produto transportado por ferrovias no Brasil no ano de 2017 somando um total de 77% de todo o volume seguido por soja e farelo de soja com 6%, produtos agrícolas com 3%, indústria siderúrgica com 3% e açúcar com 3%. (ANUÁRIO FERROVIÁRIO DO BRASIL, 2017)

A empresa objeto de estudo deste trabalho está inserida nos fluxos de maior volume transportado no Brasil, através do escoamento de minério nos portos localizados no Rio de Janeiro, dos produtos agrícolas através da logística de escoamento no porto de Santos e na movimentação de carga siderúrgica no sudeste brasileiro. Este trabalho apresenta uma proposta de melhoria na previsão do volume transportado pela empresa para os principais clientes da organização através da utilização dos métodos de previsão baseados em histórico.

1.2 JUSTIFICATIVA

Em um ambiente instável e competitivo as empresas buscam por ferramentas que reduzam os riscos atrelados à sua operação e que ajude no processo de tomada de decisão. Portanto, a capacidade de prever o comportamento do volume futuro torna-se um eficiente aliado pois ajuda a reduzir a criação de estoques desnecessários, reduz possíveis atrasos no atendimento à demanda e, consequentemente, reduz os custos da organização.

Através do desenvolvimento de um método de previsão eficiente é possível melhorar a alocação dos ativos ferroviários reduzindo os custos logísticos atrelados. Diminuir o erro do

volume que será demandado pelo cliente é de extrema importância para toda organização, mas em especial para o PCP (Planejamento e controle da produção) pois uma informação confiável de volume irá melhorar a qualidade dos planos de produção.

1.3 ESCOPO DO TRABALHO

O presente trabalho retrata a construção de um modelo de previsão para os principais volumes transportados por uma empresa ferroviária do sudeste Brasileiro realizado com base nos dados de volume solicitado pelos clientes disponíveis. O horizonte de dados disponíveis varia de cliente para cliente devido ao tempo de vínculo que possuem com a empresa. A base de dados utilizada neste estudo possui dados desde janeiro de 2004 até outubro de 2018.

Para a execução deste trabalho considerou-se que o volume solicitado de transporte é a demanda real do cliente. As informações de volume necessárias para o desenvolvimento do estudo foram fornecidas pela empresa e modificadas através da divisão por uma constante aleatória específica para cada cliente e o nome das empresas foram substituídos por nomes fantasia com o objetivo de proteger a confidencialidade das informações dos clientes envolvidos.

1.4 ELABORAÇÃO DOS OBJETIVOS

Objetivo Geral: Investigar se a aplicação de métodos de previsão baseados em séries temporais melhora a previsão da empresa para o volume dos principais clientes.

Objetivos específicos:

- I. Analisar dados históricos de volume dos principais clientes da organização;
- II. Analisar e expor qual o melhor dos métodos estudados de previsão encontrado para as necessidades da empresa estudada;
- III. Aplicar o método de previsão que mostrou mais efetivo na fase anterior.
- IV. Traçar um comparativo, através de indicadores de desempenho, do método de previsão proposto com o método usado atualmente pela empresa;

1.5 DEFINIÇÃO DA METODOLOGIA

Para a execução deste trabalho, primeiramente, definiu-se o propósito da previsão, quais famílias de produtos serão previstas, o nível de acuracidade e exatidão pretendidos, quais recursos estarão disponíveis para a realização dos modelos e o horizonte de previsão.

Em seguida os dados serão coletados e analisados e, mesmo em técnicas quantitativas de previsão, é importante reunir e compilar conhecimentos e opiniões dos especialistas ou consultores. Para a coleta de dados foram tomados alguns cuidados importantes como a obtenção de um número suficiente de informações para garantir a acuracidade necessária priorizando clientes que possuíam vínculos logísticos com a organização, a identificação de algum valor sob influência de causas especiais e tratativa do mesmo e a escolha correta do período de consolidação. As análises estatísticas foram feitas com o apoio do *software* Minitab®, as análises dos métodos de previsão foram realizadas com o auxílio do *software* Forecast Pro® e a criação de gráficos, organização dos bancos de dados foram realizadas com o auxílio do *software* Microsoft Excel®.

Após a coleta e análise dos dados, os métodos de previsão estudados foram aplicados o de melhor ajuste à série foi escolhido baseando-se no nível de erro apresentados pelos métodos.

1.6 ESTRUTURA DO TRABALHO

O trabalho está dividido em 5 capítulos:

Capítulo I: Introduz o assunto estudado, a justificativa do trabalho, escopo, objetivos a serem alcançados, a metodologia utilizada e estrutura do trabalho;

Capítulo II: Embasamento teórico para a execução do trabalho explicando os principais tipos de demanda, métodos de previsão, aplicações e os tipos de erros que são utilizados para se mensurar a acuracidade da previsão.

Capítulo III: Abrange a análise dos dados da empresa. Verificar-se-á a propensão da série histórica a aplicação dos métodos de previsão através dos indicadores iniciados na revisão teórica. Aplicação e escolha do melhor método de previsão. Comparação entre o método proposto e o utilizado pela empresa.

Capítulo IV: Conclusões finais do trabalho.

2. MÉTODOS DE PREVISÃO DA DEMANDA

As empresas direcionam os seus esforços para a direção onde acreditam que seu negócio seguirá o que é traçado normalmente através de previsões. As previsões possuem um papel muito importante no planejamento da produção, pois permite que os operadores do sistema antevejam o futuro e planejem de forma mais adequada as suas ações, seja no longo ou curto prazo. (LUSTOSA *et al.*,2008).

As previsões de vendas geralmente são informações úteis para vários seguimentos da empresa e esta atividade está frequentemente centralizada nos departamentos de marketing das empresas ou em uma área de inteligência de mercado. Tais previsões geralmente são fornecidas ao profissional de logística da empresa. Portanto, para as suas aplicações diárias, as previsões de curto prazo são as mais importantes e necessárias pois auxilia em tomadas de decisão como, por exemplo, a quantidade de maquinistas que serão dispensados e a quantidade de locomotivas que serão retiradas do estoque. (MARTINS; LAUGENI,2007).

2.1 PADRÕES DE DEMANDA

Segundo Lustosa *et al.* (2008), a escolha do melhor método de previsão a ser utilizado passa por uma análise prévia do tipo de demanda que está envolvida no processo em questão.

A demanda pode ser pontual ou repetitiva. A demanda pontual é aquela que por razões de mercado apresenta um pico, mas depois desaparece ou diminui significativamente. Pode-se citar como exemplo de demanda pontual vacinas em campanhas de vacinação e de postes para iluminação assim que surge um novo bairro. (LUSTOSA *et al.*,2008).

A demanda é repetitiva quando está tipicamente representada por comportamentos de séries como a tendência, a sazonalidade, indicativo que métodos de previsão simples terão resultados satisfatórios. (LUSTOSA *et al.*,2008).

A natureza da demanda pode variar bastante dependendo da operação interna da empresa. No caso de a demanda ser derivada das exigências especificadas em uma programação de produção, a demanda será denominada dependente como por exemplo a demanda por pneus de uma montadora será derivada do número de carros vendidos pela mesma. Para esses casos o processo de previsão de demanda é relativamente direto pois é dependente de algum outro fator já conhecido. No caso do exemplo citado tal previsão consistirá em analisar as programações de produção da montadora e derivar a demanda por pneus. (SLACK *et al.*, 2009).

Quando a produção da empresa é vendida a um número grande de clientes onde a maioria dos quais realiza pedidos individualmente, a demanda é chamada de independente. (LUSTOSA *et al.*, 2008). Para as empresas que possuem este tipo de demanda o desafio principal é suprir a demanda sem ter o que é chamado de visibilidade segura sobre os pedidos futuros dos clientes. Basicamente, a organização tenta prever os recursos que possam satisfazer essa demanda e tenta ser responsiva de maneira eficiente e eficaz caso em que a demanda real não seja igual à prevista. (SLACK *et al.*, 2009).

2.2 MÉTODOS DE PREVISÃO DE DEMANDA

Os métodos de previsão padronizados serão divididos em três grandes grupos: projeção, correlação e qualitativos. Tanto os métodos baseados em projeções e em correlações são chamados de métodos quantitativos de previsão. (LUSTOSA *et al.*, 2008).

Usualmente nenhum destes métodos é utilizado de forma isolada pois é de suma importância a integração da opinião de especialistas com a utilização de métodos preditivos. Vale ressaltar de que nenhum método de previsão resulta em uma previsão exata (SLACK *et al.*, 2009).

2.2.1 Métodos qualitativos de previsão

Os métodos qualitativos de previsão utilizam principalmente opiniões de especialistas de mercado, operadores de vendas ou do chão de fábrica e de consultores externos para o desenvolvimento das previsões. Existem certas situações onde os métodos qualitativos são utilizados com mais frequência que os quantitativos. (SLACK *et al.*, 2009).

Devido à maior velocidade da obtenção da previsão os métodos qualitativos são empregados em casos onde não existe tempo disponível para a execução de métodos quantitativos. São utilizados também quando não se tem dados passados a respeito do que se quer prever, por exemplo, na inserção de novos produtos no mercado, ou quando existe uma completa incerteza acerca do futuro como em situações de panorama econômico e político conturbados. (LUSTOSA *et al.*, 2008).

Existem situações onde o resultado estatístico deva ser interpretado com cuidado e, eventualmente, corrigido com base em informações subjetivas, que não podem ser incorporadas aos modelos estatísticos. (LUSTOSA *et al.*, 2008).

Corrêa e Corrêa (2004) cita alguns métodos principais de previsão qualitativa que entre os quais destacam-se:

- **MÉTODO DELPHI:** O método tem como principal objetivo evitar que poucas opiniões interfiram de forma predominante na previsão reunindo de forma atuante um número grande de especialistas. O processo consiste em, primeiramente, a elaboração de uma pergunta específica a respeito do que se quer prever e, com as respostas dos especialistas em mãos, o coordenador do processo realizará um tratamento estático das respostas e enviará a análise para os participantes. O processo se repete até se alcançar o nível de convergência esperado.
- **JÚRI DE EXECUTIVOS:** Este método visa reunir opiniões de executivos a respeito da variável que se pretende assumir. Geralmente os executivos do júri são da alta gerência.
- **PESQUISA DE MERCADO:** verificação direta com o cliente final a respeito das demandas futuras. O método possui a fragilidade de se basear nas respostas dos pesquisados o que, não necessariamente, é verdade.

2.2.2 Métodos de previsão baseados em séries temporais

Uma série temporal são observações sequenciais da demanda ao longo do tempo espaçadas de forma uniforme, geralmente em dias, semanas ou meses. Tais séries são normalmente expressas em um gráfico onde o eixo horizontal representa o tempo e o eixo vertical a demanda. (MOREIRA, 2000).

Os modelos de previsão baseados em séries temporais partem da premissa de que futuro será uma repetição do passado e, portanto, são aplicados onde estão disponíveis dados históricos e as características de variação presentes na série estão bem definidas. (MARTINS; LAUGENI, 2007).

Uma série temporal pode conter tendência, sazonalidade, variações irregulares e variações randômicas que são definidos por Rossi e Neves (2014):

A tendência é componente de longo prazo associado ao movimento da variável no tempo. A sazonalidade componente de curto prazo associado a variações provocadas pelas épocas do ano (meses quentes ou frios, épocas de festas etc.). Já as variações irregulares são alterações nas demandas passadas resultantes de fatores excepcionais como greves ou catástrofes climáticas que não podem ser previstos e, portanto, incluídos no modelo.

Existem técnicas para tratar as variações aleatórias, a tendência e a sazonalidade que serão descritas a seguir.

2.2.2.1 Média móvel

As técnicas para a previsão da média procuram suavizar a influência dos elementos aleatórios da série e neste contexto a média móvel é um dos mais difundidos métodos de previsão devido, principalmente, à sua simplicidade. A média móvel utiliza um número pré-determinado de períodos, normalmente os períodos mais recentes, para previsão. (LUSTOSA *et al.*, 2008).

O valor do próximo período é obtido através da média aritmética simples dos n períodos anteriores. Assim, a cada nova observação, o dado mais antigo é descartado e o mais recente é adicionado. (WANKE *et al.*, 2006).

O número de períodos utilizados para o cálculo interfere bastante na sensibilidade do modelo, quanto menos períodos utilizados, mais rápida será a resposta da previsão às variações do sistema enquanto que a utilização de períodos maiores trata a média de forma mais homogênea. (LUSTOSA *et al.*, 2008)

2.2.2.2 Amortecimento exponencial simples

A técnica do amortecimento exponencial simples também é chamada de método da média exponencial móvel é, provavelmente, a mais útil para previsões de curto prazo. Tal método tem uma acuracidade muito boa principalmente devido à sua capacidade de auto ajuste o que vem se mostrando uma característica importante frente os demais métodos. Além disso, outra característica é a quantidade pequena de dados que o método exige para sua execução diária. (LUSTOSA *et al.*, 2018).

Segundo Moreira (2000), a previsão para o período t é uma ponderação da previsão do período de $t-1$, mais uma parcela do erro cometido anteriormente. Define-se erro como sendo a diferença entre a previsão para um período e o valor real do mesmo. Empiricamente, pode-se definir uma fórmula simples para o modelo:

$$\text{Previsão}(t) = \text{Previsão}(t-1) + \text{Fração do erro}(t-1). \quad (2.1)$$

Em termos simbólicos pode-se escrever o modelo da seguinte forma:

$$D_t = D_{t-1} + \alpha(Y_{t-1} - D_{t-1}) \quad (2.2)$$

Onde:

D_t = Previsão para o período t .

D_{t-1} = Previsão para o período $t - 1$.

α = Constante de suavização.

Y_{t-1} = Dado real para o período $t - 1$.

O valor de α é fixado pelo operador em uma faixa de 0 a 1 e quanto maior o valor, mais rapidamente o modelo responderá à uma variação real da demanda, porém, se o valor for muito próximo de um, a previsão irá absorver quaisquer variações aleatórias da demanda o que poderá acarretar em valores muito destoantes de previsão. Por outro lado, caso o valor de α for muito próximo à 0, as previsões ficarão defasadas do real pois o modelo incorporará somente uma pequena parcela do erro no cálculo de D_{t-1} . (LUSTOSA *et al.*, 2008)

2.2.2.3 Suavização exponencial para a tendência

Segundo Martins e Laugeni (2017), o ajustamento exponencial para a tendência consiste em realizar uma soma da previsão da soma exponencial móvel com uma estimativa exponencial da tendência. O método pode ser definido nas seguintes equações:

$$P_{t+1} = M_t + T_t \quad (2.3)$$

$$M_t = P_t + \alpha(D_t - P_t) \quad (2.4)$$

$$T_t = T_{t-1} + \beta((P_t - P_{t-1}) - T_{t-1}) \quad (2.5)$$

Onde:

- P_{t+1} = previsão da demanda para o período $t + 1$;
- P_t = previsão da demanda para o período t ;
- P_{t-1} = previsão da demanda para o período $t - 1$;
- M_t = previsão da média exponencial móvel da demanda para o período t ;
- T_t = previsão da tendência exponencial móvel para o período t ;
- T_{t-1} = previsão da tendência para o período $t - 1$;
- α = coeficiente de ponderação da média;
- β = coeficiente de ponderação da tendência;
- D_t = demanda do período t .

A equação (2.3) é resultado da adição do termo relativo a estimativa da tendência à formulação do amortecimento exponencial simples. A equação (2.4) é utilizada para ajustar a estimativa da tendência, ponderando a estimativa anterior e a mais recente a partir do

coeficiente 1. Finalmente, a equação (2.5) equação retorna a previsão para k períodos à frente. (WANKE et al., 2006).

2.2.2.4 Método de Holt

Segundo Rossi e Neves (2014), o modelo do Holt ou amortecimento exponencial duplo possui dois parâmetros α e β que tem como responsabilidade o ajuste do nível e da tendência da série temporal e possui característica de ser adaptativo, se ajustando em função do erro cometido anteriormente. Através da utilização das equações 2.6, 2.7 e 2.8, o método pode ser utilizado de maneira satisfatória em séries temporais que possuem tendência. (MAKRIDAKIS et al., 1998)

$$L_t = \alpha Z_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (2.6)$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (2.7)$$

$$Z_{t+k} = L_t + kT_t \quad (2.8)$$

Onde as constantes α e β são definidas pelo usuário do método de previsão de acordo com a acuracidade necessária. A segunda é utilizada para o cálculo da tendência, ponderando as estimativas de tendência e nível anteriores enquanto que a equação (2.8) é finalmente utilizada para a previsão para k períodos à frente. (WANKE et al., 2006).

Assim como o método de amortecimento exponencial simples o método de Holt necessita de valores de inicialização no caso L_0 e T_0 . MAKRIDAKIS et al mostraram em 1998 que a escolha de tais valores iniciais não possui grande relevância no resultado do método principalmente em situações onde se possuem um grande histórico. Contudo, de acordo com Lustosa et al. (2008), diferente dos valores iniciais, a correta escolha dos valores de α e β possuem grande influência no resultado da previsão.

2.2.2.5 Modelos de Winters

Além da tendência, a sazonalidade pode influenciar no resultado da previsão e para esses casos os modelos de Winters, que também são chamados de métodos de amortecimento exponencial triplo, podem ser utilizados de maneira satisfatória. Tais modelos se dividem em dois grupos o multiplicativo e o aditivo. (PELLEGRINI, 2000)

O modelo multiplicado de Winters é utilizado para a modelagem de dados onde a amplitude sazonal varia proporcionalmente ao nível da série com o passar do tempo, ou seja, a diferença entre o maior e o menor valor de demanda dentro das estações aumenta ou diminui

com o acréscimo no nível médio da série temporal. (MAKRIDAKIS, 1998 *apud* TEIXEIRA, 2004)

Sua representação matemática vem dada por Makridakis (1998) (*apud* Pellegrini, (2000).

$$L_t = \alpha \frac{Z_t}{S_{t-1}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (2.9)$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (2.10)$$

$$S_t = \gamma \frac{Z_t}{L_t} + (1 - \gamma)S_{t-s} \quad (2.11)$$

$$Z_{t+k} = (L_t + kT_t)S_{t-s+k} \quad (2.12)$$

Onde:

- L_t : Componente de nível no período t ;
- S_t : Componente de sazonalidade no período t ;
- T_t : Componente de tendência no período t ;
- α : coeficiente de amortecimento para a estimativa de nível ($0 \leq \alpha \leq 1$);
- β : coeficiente de amortecimento para a estimativa de tendência ($0 \leq \beta \leq 1$);
- γ : coeficiente de amortecimento para a estimativa de sazonalidade ($0 \leq \gamma \leq 1$);
- Z_t : valor real observado no período t ;
- k : números de períodos futuros a serem previstos;
- Z_{t+k} : previsão para k períodos a frente;
- s : Estação completa da sazonalidade.

Pode-se perceber que a equação 2.9 que estima o nível se difere do método de Holt no primeiro termo onde existe uma divisão por um componente sazonal afim de minimizar os efeitos da flutuação sazonal. A equação 2.10 para a tendência é igual ao modelo de holt e a equação 2.11 estima o fator da sazonalidade para a série. (MAKRIDAKIS,1998 *apud* PELLEGRINI, 2000).

O modelo aditivo de Winters é usado para os casos onde o ciclo sazonal independe do nível da série, ou seja, se mantém constante com o passar do tempo. MAKRIDAKIS et al. (1998). A equação matemática do método aditivo para avaliação da tendência é a mesma do modelo multiplicativo, porém, para as equações das componentes de nível e sazonalidade e para a previsão de $t + k$, a componente sazonal está efetuando operações de soma e subtração, ao invés de multiplicar e dividir. (PELLEGRINI, 2000)

$$L_t = \alpha(Z_t - S_{t-1}) + (1-\alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (2.13)$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1-\beta)T_{t-1} \quad (2.14)$$

$$S_t = \gamma(Z_t - L_t) + (1-\gamma)S_{t-s} \quad (2.15)$$

$$Z_{t+k} = L_t + kT_t + S_{t-s+k} \quad (2.16)$$

Onde:

- L_t : Componente de nível no período t ;
- S_t : Componente de sazonalidade no período t ;
- T_t : Componente de tendência no período t ;
- α : coeficiente de amortecimento para a estimativa de nível ($0 \leq \alpha \leq 1$);
- β : coeficiente de amortecimento para a estimativa de tendência ($0 \leq \beta \leq 1$);
- γ : coeficiente de amortecimento para a estimativa de sazonalidade ($0 \leq \gamma \leq 1$);
- Z_t : valor real observado no período t ;
- k : números de períodos futuros a serem previstos;
- Z_{t+k} : previsão para k períodos a frente;
- s : Estação completa da sazonalidade.

Assim como no método de Holt, são necessários valores iniciais para o nível, tendência e sazonalidade e alguns exemplos de valores de inicialização estão disponíveis na literatura.

2.2.3 Métodos de previsão causais

Os métodos de previsão causais, também conhecidos por modelos econométricos, estabelecem correlações entre a demanda e outros fatores conjunturais. Tais métodos se tem como premissa básica que o nível do que se quer prever é derivado do nível de outras variáveis relacionadas. (CHOPRA, 2003).

Segundo Makridakis (1986) os métodos de previsão causais não necessariamente são mais precisos que os baseados em séries temporais, além de realizar a previsão, tais métodos têm como objetivo explicar as relações das mais diversas variáveis com a demanda.

2.2.3.1 Regressão linear

Segundo Rossi e Neves (2014), inicialmente para esse modelo de regressão simples, existe apenas uma variável independente que também é chamada de variável explicativa da regressão e segue o seguinte modelo:

$$y_t = \beta_1 + \beta_2 x_t + u_t \quad (2.17)$$

Onde:

- y_t : Variável dependente;
- u_t : Erro da regressão;
- x_t : Variável independente;
- β_1 : Intercepto da reta de regressão;
- β_2 : Coeficiente regular da reta.

Os parâmetros de regressão β_1 e β_2 são, respectivamente, o intercepto e o coeficiente angular da função de regressão.

Representando em forma matricial o modelo segue a equação $Y = \beta X + U$ onde:

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \quad \beta = \begin{bmatrix} 1 & \beta_1 \\ 1 & \beta_2 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & \beta_n \end{bmatrix} \quad U = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_m \end{bmatrix} \quad X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}$$

Caso a variável de interesse possua k variáveis explicativas de regressão o modelo passará a ser chamado do modelo de regressão múltipla onde:

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1k} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nk} \end{bmatrix} \quad \beta = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_n \end{bmatrix}$$

Segundo Sartoris (2013), encontrar a reta de regressão significa encontrar os estimadores β_1 e β_2 e, para tal, o método dos mínimos quadrados é amplamente utilizado.

Define-se inicialmente as variáveis x e y da seguinte forma:

$$x = X - \bar{X} \quad (2.18)$$

$$y = Y - \bar{Y} \quad (2.19)$$

E, substituindo nas equações do modelo temos que:

$$y_i = \beta_1 + \beta_2 x_i + u_i \quad (2.20)$$

$$\bar{y} = \beta_1 + \beta_2 \bar{x} + 0 \quad (2.21)$$

Portanto como a média dos erros é 0 podemos subtrair a segunda equação da primeira e encontrar:

$$y_i = \beta_2 x_i + u_i \quad (2.22)$$

Ainda segundo Sartoris (2013), pretende-se encontrar a reta que possua menor erro e para tal soma-se o quadrado dos erros unitários afim de se evitar a compensação entre os mesmos. O objetivo do método é encontrar a reta que resulte o menor somatório de erros quadráticos. Para alcançar tal objetivo encontra-se a equação 2.23

$$\sum (u_i)^2 = \sum (y - \beta_2 x)^2 \quad (2.23)$$

Após realizar as operações algébricas necessárias encontra-se a seguinte equação:

$$\sum u^2 = \sum y^2 + \beta_2^2 \sum x^2 - 2 \beta_2 \sum xy_i \quad (2.24)$$

Para se encontrar o valor que minimiza a equação deve-se derivar a equação e igualar a zero. Realizando as operações algébricas necessárias encontra-se:

$$\beta_2 = \frac{\sum x_i y_i}{\sum x_i^2} \quad (2.25)$$

Para se encontrar o β_1 é necessário substituir o valor encontrado para β_2 na equação da reta para as médias.

$$\bar{Y} = \beta_1 + \beta_2 \bar{X} \quad (2.26)$$

Encontra-se que o valor de β_1 é:

$$\beta_1 = \bar{Y} - \beta_2 \bar{X} \quad (2.27)$$

2.2.4 Métodos de previsão de Box e Jenkins

Os modelos de Box-Jenkins foram apresentados pela primeira vez em um seminário da Universidade de Wisconsin (USA) sobre análise de séries históricas em 1966. Na época, o foco do seminário era a análise espectral, porém, os autores do modelo, Box, Jenkins e Bacon, mostraram que o domínio do tempo não estava esgotado que ainda permitia análises e modelagens com muito maior poder preditivo dando um novo alento à pesquisa nesta área. Após o seminário os autores publicaram, em 1970, o livro *Time Series Analysis, Forecasting and Control* que realmente difundiu a utilização deste processo de modelagem. (ROSSI e NEVES, 2014)

2.2.4.1 Conceitos básicos

Os modelos de Box-Jenkins são pautados em 3 etapas iniciais apresentados por Makridaks et al. (1998).

- Identificação: Fase de preparação dos dados para obtenção de uma série estacionária e seleção do modelo com auxílio da função de auto covariância e auto covariância parcial.
- Estimação e testes: Definição dos parâmetros do modelo e análise dos resíduos. O resíduo é um ruído branco?
- Previsão: Usar, de fato, o modelo de previsão gerado na análise.

Para se entender os modelos de Box Jenkins faz-se necessário a introdução de alguns conceitos iniciais. O primeiro assunto a ser abordado é a definição de processo estocástico que é definido, brevemente, por Yates e Goodman (2017, p.350):

Um processo estocástico $X(t)$ consiste em um experimento com uma medida de probabilidade $P[\cdot]$ definida sobre um espaço amostral S e uma função que atribui uma função de tempo $x(t, s)$ a cada resultado s no espaço amostral do experimento.

Segundo Rossi e Neves (2014), considerando um processo estocástico denominado ruído branco e representado por Z_t . As propriedades que, por definição, caracterizam um ruído branco são:

- $E(Z_t) = 0$ (Esperança da média nula).
- $E(Z_t \cdot Z_s) = 0$ (Ausência de autocorrelação).
- $E(Z_t \cdot Z_s) = \sigma^2_z$ (Valor esperado da variância constante - homocedasticidade).

Ainda segundo Rossi e Neves (2014), considere um processo X_t que seja igual a um processo Z_t acrescido de uma constante K . Aplicando o conceito de esperança em ambos os lados da igualdade temos que o valor esperado de X_t será a constante K . Multiplicando os valores X_t e X_{t+h} e aplicando o operador de esperança novamente em ambos os lados da igualdade temos:

$$R(h) = E[(X_{t+h} - K) \cdot (X_t - K)] = E(Z_{t+h} \cdot Z_t) \quad (2.28)$$

A expressão (2.28) é chamada de autocovariância que quando normalizada por $R(0)$ é chamada de autocorrelação. O conceito de autocorrelação é brevemente definida por Gujarati e Porter (2017, p.414):

A autocorrelação pode ser definida como “correlação entre integrantes de séries de observações ordenadas no tempo [como as séries temporais] ou no espaço [como nos dados de corte transversal]”.

Agora, seguindo a mesma linha de raciocínio apresentada por Rossi e Neves (2014), considerando um processo estocástico, que possa ser representado por uma equação de diferenças finitas de ordem n , temos:

$$\rho(h) - b_1\rho(h-1) - \dots - b_n\rho(h-n) = 0; h > 0 \quad (2.29)$$

Observa-se que $R(h) = R(-h)$ e, portanto, $\rho(h) = \rho(-h)$. Para o caso onde $n = 1$ temos que:

$$b_1 = \rho(1) / \rho(0) = \rho(1) \quad (2.30)$$

O coeficiente b_1 obtido através da suposição que uma representação adequada de um processo estocástico seria uma equação de diferença de grau $n=1$ denomina-se autocorrelação parcial de defasagem $h = 1$. Generalizando, os coeficientes obtidos seguindo esse racional para $h=1,2,3,\dots,n$ denominam-se coeficientes de autocorrelação parcial, denotado por $\eta(h)$.

Segundo Morettin e Toloi (2006), alguns operadores são usados extensivamente na apresentação dos modelos de Box-Jenkins e a familiarização com tais termos é vital para o correto entendimento dos modelos. Operadores que serão definidos a seguir na forma de tópicos.

- Operador de translação para o passado é definido por:

$$BZ_t = Z_{t-1}, B^m Z_t = Z_{t-m} \quad (2.31)$$

- Operador de translação para o futuro é definido por:

$$FZ_t = Z_{t+1}, F^m Z_t = Z_{t+m} \quad (2.32)$$

- Operador de diferença é definido por:

$$\Delta Z_t = Z_t - Z_{t-1} = (1 - B)Z_t \quad (2.33)$$

- Operador de soma é definido por:

$$SZ_t = \sum_{j=0}^{\infty} Z(t-j) = Z_t + Z_{t-1} + \dots = (1+B+B^2+\dots) Z_t \quad (2.34)$$

2.2.4.2 AR, MA, ARMA, ARIMA e SARIMA. Formulação geral

Segundo Fernandes e Cepeda, (2000), inicialmente, para a aplicação da metodologia de Box-Jenkins é necessário, antes de tudo remover a não estacionariedade da série através de transformações na série temporal. Tais transformações mantêm as características principais da série, mas transforma os dados para que o estudo do modelo se torne mais cômodo como por

exemplo a redução de amplitudes, atenuação de assimetrias e eliminando possíveis *outliers* além, logicamente de atingir o objetivo fim de estabilizar a variância e linearizar a tendência.

Segundo Morettin e Toloi (2006), é necessário aplicar à série original uma transformação não linear, como logarítmica ou em geral do tipo

$$Z_t^{(\lambda)} = \begin{cases} \frac{Z_t^\lambda - c}{\lambda}, & \text{se } \lambda \neq 0 \\ \text{Log } Z_t, & \text{se } \lambda = 0 \end{cases} \quad (2.35)$$

A transformação da equação 2.35 é chamada de Box-Cox onde os termos λ e c são parâmetros estimados e sua aplicação é recomendada caso o desvio padrão seja proporcional à média.

Segundo Rossi e Neves (2014), um modelo auto regressivo de ordem p , de sigla AR(p), admite a seguinte representação:

$$Z_t = X_t - b_1 X_{t-1} - b_2 X_{t-2} \dots - b_p \cdot X_{t-p} \quad (2.36)$$

Onde Z_t , como já definido anteriormente, é um ruído branco e os b 's são parâmetros a serem estimados. Os modelos podem ser identificados por meio do comportamento da função de auto correlação parcial.

$$R(h) - b_1 R(h-1) - b_2 R(h-2) - \dots - b_p R(h-p) = 0; h > p \quad (2.36)$$

Logo a função de correlação será

$$\rho(h) - b_1 \rho(h-1) - b_2 \rho(h-2) - \dots - b_p \rho(h-p) = 0; h > p \quad (2.37)$$

Portanto, sua função de autocorrelação parcial será definida, ainda segundo Rossi e Neves (2014) por:

$$\eta(h) = b_p \quad (2.38)$$

$$\eta(h) = 0; h > p \quad (2.39)$$

Ainda segundo Rossi e Neves (2014), um modelo de médias móveis de ordem q , de sigla MA(q), admite a seguinte representação:

$$X_t = Z_t - a_1 Z_{t-1} - a_2 Z_{t-2} \dots - a_q Z_{t-q} \quad (2.40)$$

Para tais modelos, a função de autocorrelação será:

$$\rho(h) = 0; h > q \quad (2.41)$$

A nulidade da função de autocorrelação pode ser utilizada para a identificação destes modelos.

Segundo Sartoris (2013), observando correspondência entre modelos autoregressivos e de médias móveis de Box-Jenkins propõem para como representação de um processo estocástico um modelo com ambas as estruturas sendo também designado por ARMA(p,q), representado por

$$X_t = \frac{\Psi(L)}{\Phi(L)} Z_t; \quad (2.42)$$

Onde, para um sistema estacionário,

$$\Psi(L) = \sum_{r=0}^q a_r L^r; a_0=1 \quad (2.43)$$

$$\Phi(L) = \sum_{r=0}^p b_r L^r; b_0=1 \quad (2.44)$$

Onde L é o operador da defasagem.

Segundo Rossi e Neves (2014), caso um sistema não seja estacionário na média o modelo adequado para tal situação é o *auto regressivo integrado à média móvel* conhecida como modelo ARIMA(p, D, q) onde o novo termo D é a quantidade de diferenciações. A formulação utiliza o operador da diferença já definido neste e é representado por

$$\Phi(L) \nabla^D X_t = \Psi(L) Z_t \quad (2.45)$$

Onde

$$\Phi(L) = (1 - D)^D \phi(L) \quad (2.46)$$

2.2.5 Analisando o método de previsão

Todos os métodos de previsão estão sujeitos a um nível de erro principalmente porque nem todos os fatores influenciadores do futuro são explicados de maneira constante por fatores do passado. De uma maneira geral, o erro de uma previsão é dado pela diferença entre o valor real e o previsto, ou seja, o quanto que as previsões estão dispersas das medidas reais o que é geralmente aproximado na estatística pelo erro absoluto médio, desvio padrão e variância. (LUSTOSA *et al.*, 2008)

O erro absoluto médio (EAM) foi utilizado inicialmente pelos primeiros métodos de previsão compilados em computador devido à simplicidade e baixo esforço computacional requisitado e é definido pelo somatório da diferença entre o valor da previsão e o valor real dividido pelo número de observações, representado pela equação 2.47. Vale ressaltar que esperança o erro absoluto médio é igual a 0, dado que os erros no longo prazo se compensarão (LUSTOSA *et al.*, 2008)

$$EAM = \frac{\sum_{i=0}^n (X_i - A_i)}{n} \quad (2.47)$$

Onde:

- X_i é o valor previsto para o momento i .
- A_i é o valor real da variável prevista no momento i .

- N é a quantidade de observações.

Para se evitar a compensação dos erros no longo prazo e revelar a magnitude do erro em si é elevar o termo da diferença anterior ao quadrado. Após tal a mudança na conta o método passa a ser chamado de erro quadrático médio (EQM) e, tal estimativa de erro, é indicada para modelos preditivos de previsão, representado pela equação 2.48. (ROSSI; NEVES, 2014)

$$EQM = \frac{\sum_{i=0}^n (Xi - Ai)^2}{n} \quad (2.48)$$

Outro estimador de erro amplamente utilizado é o erro absoluto percentual médio (EAPM) que é representado pela equação 2.49. (SARTORIS, 2013).

$$EAPM = \frac{\sum_{i=0}^n \frac{(Xi - Ai)}{Ai}}{n} \quad (2.49)$$

A definição do método de melhor ajuste à demanda do cliente será baseada no indicador EAM. Os demais indicadores serão apresentados afim de comparação entre o método proposto e o atualmente utilizado pela empresa no capítulo 3 que também reúne todas as análises dos volumes dos clientes e a aplicação dos métodos elucidados no capítulo 2.

3. DESENVOLVIMENTO

3.1 PROCESSO DE PRIVATIZAÇÃO DO SETOR FERROVIÁRIO BRASILEIRO

O processo de privatização da operação ferroviária no Brasil teve início em 1992 com a inclusão da Rede Ferroviária Federal (RFFSA) no Programa Nacional de Desestatização. O programa previa uma participação máxima que um único acionista poderia possuir das ações do capital votante. Durante o processo arrendaram-se bens operacionais, estabeleceram-se tarifas e obrigações diversas que as concessionárias deveriam cumprir durante o contrato de concessão.

As privatizações aconteceram entre os anos de 1996 a 1998 com uma concentração no ano de 1997 e, no início de 2002, criou-se a Agência Nacional de Transportes Terrestres (ANTT) que regula as regras de tráfego ferroviário em todo Brasil. Segundo a ANTT (2018) o Programa Nacional de Desestatização tinha como objetivos básicos de desonerar o Estado, melhorar a alocação de recursos, aumentar a eficiência operacional, fomentar o desenvolvimento do mercado de transportes e melhorar a qualidade dos serviços.

Após o processo de privatização houve um aumento no volume de carga transportada pelas ferrovias melhorando a prospecção de cargas e desenvolvendo um setor logístico antes subutilizado. Além do crescimento proporcionado ao setor, a privatização se mostrou muito benéfica para o poder público, arrecadando cerca de R\$ 8 Bilhões de reais de 1996 a 2014, e para a economia do país se mostrando uma opção mais confiável para o transporte de carga (CNT,2015).

O aumento de volume transportado intensificou a importância de uma previsão de demanda mais confiável pois o *lead time* de entrega por parte dos fornecedores de alguns ativos ferroviários é grande quando comparado ao tempo de resposta necessário para o mercado, fazendo com que os recursos atuais da empresa se tornem escassos.

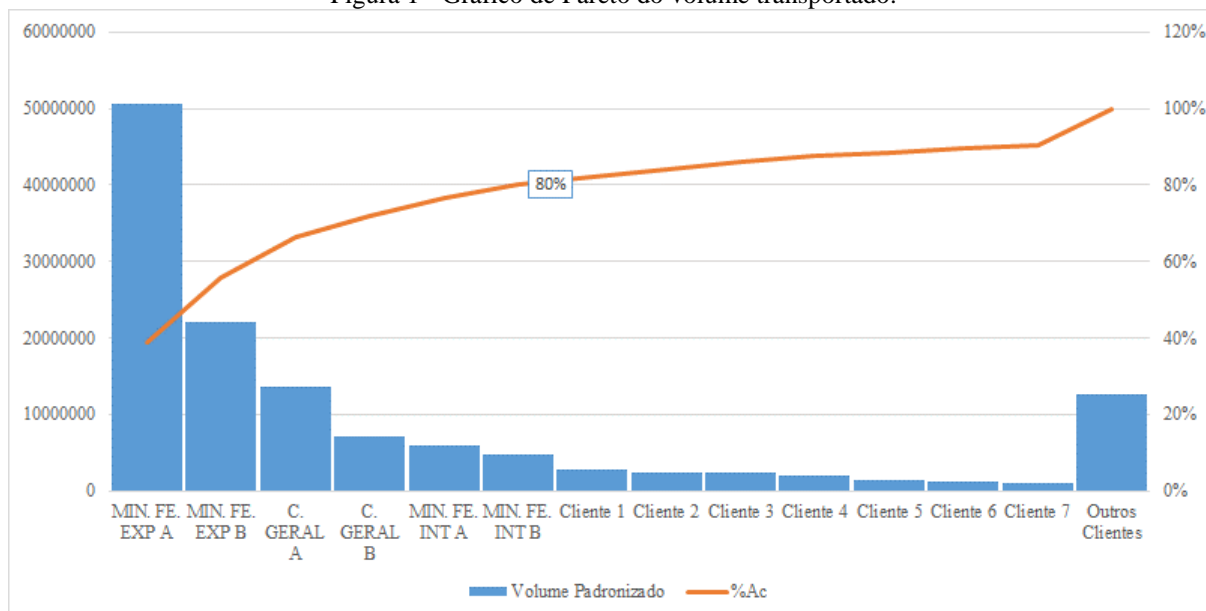
3.2 ANÁLISE DOS DADOS

3.2.1 Categorização dos clientes.

Primeiramente categorizou-se o volume total produzido de cada cliente com o objetivo de focar a análise nas principais demandas da empresa e para tal utilizou-se o gráfico de Pareto

representado através da figura 1. Para a plotagem do gráfico utilizou-se o *software* Microsoft Excel®.

Figura 1 - Gráfico de Pareto do volume transportado.



Fonte: O Autor.

Foram analisados os clientes que representam 80% do volume transportado pela organização. Os clientes representados através de nomes fantasia pertencem a 3 grupos distintos atendidos pela ferrovia. O primeiro grupo de clientes exposto por MIN.FE. EXP são clientes voltados para a extração do minério objetivando a venda para o mercado internacional enquanto que o segundo grupo de clientes exposto por MIN.FE. INT são siderurgias que utilizam o modal ferroviário para a transporte de matéria prima. O terceiro grupo de clientes exposto por C. Geral são produtores de grãos diversos para exportação através dos portos localizados no estado de São Paulo.

3.2.2 Análise inicial da série de dados.

Inicialmente analisou-se a série temporal de cada cliente buscando alterações de comportamento da série afim de se determinar o horizonte passado mais adequado a ser utilizado para se prever a demanda. Para a plotagem dos dados utilizou-se o *software* Microsoft Excel®.

A Figura 2 apresenta o volume solicitado pelo cliente MIN. FE. EXP A desde janeiro de 2004 até dezembro de 2017. Pode-se observar que a série se inicia com um movimento de tendência positiva até setembro de 2008, onde existe uma queda acentuada na demanda por transporte. Tal comportamento pode ser atribuída a crise financeira internacional ocorrida em

no ano que diminuiu a demanda de minério de ferro do mercado para exportação afetando muito o cliente. A diminuição do volume solicitado mostrou sinais de recuperação e estabilizou-se, variando em torno de um nível razoavelmente constante, a partir do mês de setembro de 2009 e, por este motivo, tal mês será o início da série temporal utilizada no estudo.

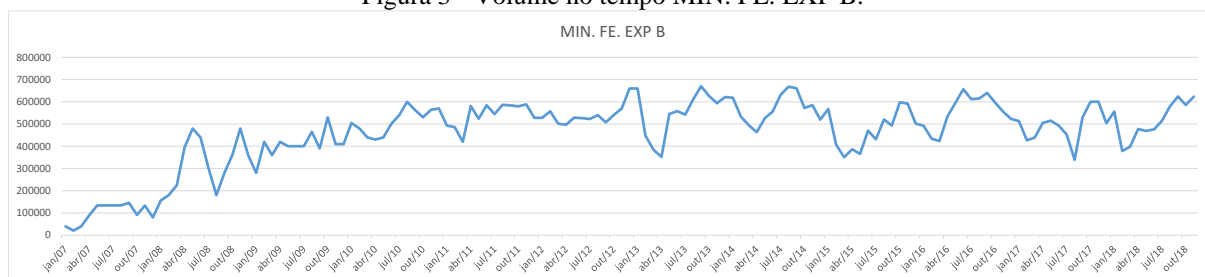
Figura 2- Volume no tempo MIN. FE. EXP A.



Fonte: O Autor.

A Figura 3 apresenta o volume solicitado pelo cliente MIN. FE. EXP B desde janeiro de 2007 até dezembro de 2017. A série se inicia com um movimento de tendência positiva até agosto de 2010 onde começa a se estabilizar variando em torno de um nível razoavelmente constante até o valor mais recente da série nota-se também a presença de sazonalidade com períodos de baixa demanda nos meses iniciais do ano. A série histórica a ser analisada para o cliente se iniciará em setembro de 2010.

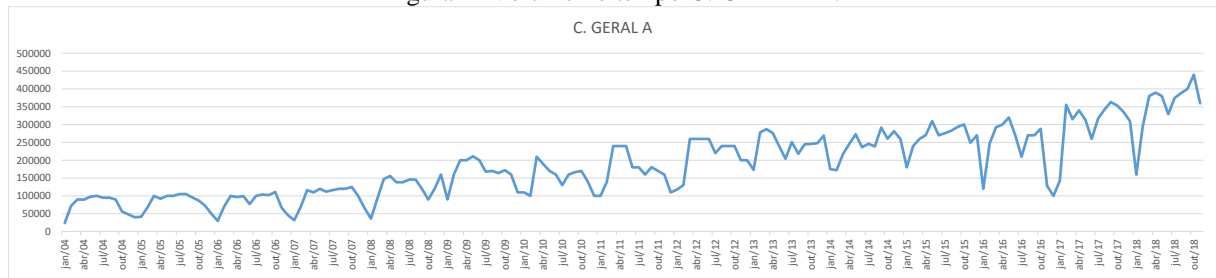
Figura 3 - Volume no tempo MIN. FE. EXP B.



Fonte: O Autor

A Figura 4 apresenta o volume solicitado pelo cliente C. GERAL A desde janeiro de 2004 até dezembro de 2017. A série se inicia estável, já com movimentos sazonais bem definidos e em janeiro de 2007 inicia um comportamento tendencioso bem definido que se mantém até os dados mais recentes e, por isso, a série histórica a ser analisada para o cliente se iniciará em janeiro de 2007.

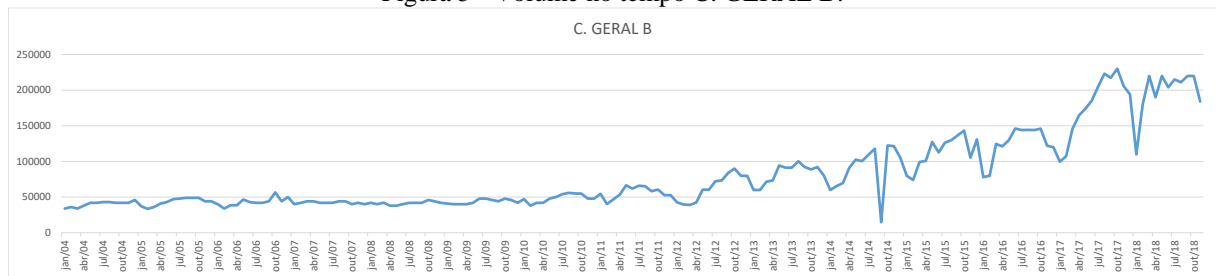
Figura 4 -Volume no tempo C. GERAL A.



Fonte: O Autor

A Figura 5 apresenta o volume solicitado pelo cliente C. GERAL B desde janeiro de 2004 até dezembro de 2017. A série se inicia estável, sem comportamentos sazonais claros e em janeiro de 2012 inicia um forte e bem definido comportamento tendencioso que se perdura. A série histórica a ser analisada para o cliente se iniciará em janeiro de 2012.

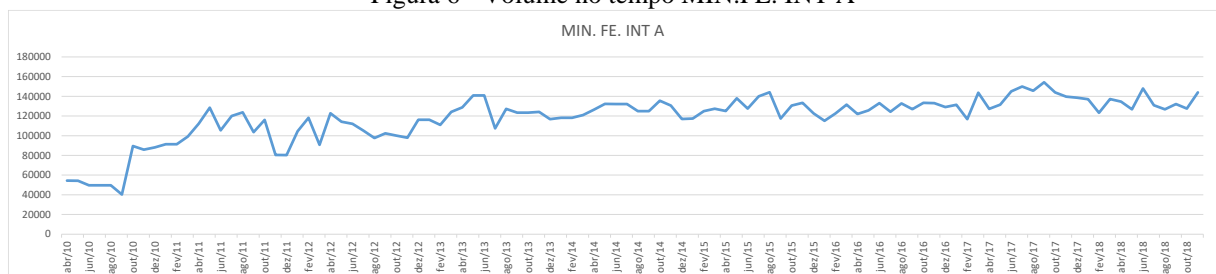
Figura 5 - Volume no tempo C. GERAL B.



Fonte: O Autor

A Figura 6 apresenta o volume solicitado pelo cliente MIN. FE. INT A desde abril de 2010 até dezembro de 2017. Com início de contrato em 2010, o MIN.FE. INT A é o cliente mais recente dentre os analisados. Inicialmente existe uma forte tendência positiva na série até sua estabilização em janeiro de 2012, onde começa a variar em torno de um nível razoavelmente constante. A série histórica a ser analisada para o cliente se iniciará em janeiro de 2012.

Figura 6 - Volume no tempo MIN.FE. INT A

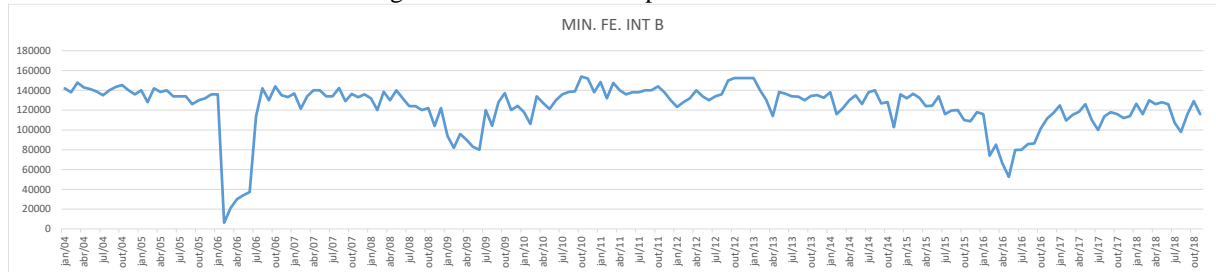


Fonte: O Autor

A Figura 7 apresenta o volume solicitado pelo cliente MIN. FE. INT B desde janeiro de 2004 até dezembro de 2017. A série histórica possui uma queda acentuada em julho o ano de 2006 resultado de uma crise passada pelo cliente no período. Notam-se outras duas quedas

de volume solicitado em meados de 2009 e no início de 2016, mas que não se comparam à queda de 2006. A série histórica a ser analisada para o cliente se iniciará em outubro de 2006.

Figura 7 - Volume no tempo MIN.FE. INT B.



Fonte: O Autor

Realizadas as análises iniciais das séries históricas agrupou-se os períodos de início e término do horizonte utilizados na tabela 1.

Tabela 1 - Tabela resumo dos horizontes estudados.

Cliente	Início do período de análise (Ano)	Início do período de análise (Mês)	Término do período de análise (Ano)	Término do período de análise (Mês)
MIN. FE. EXP A	2009	9	2018	10
MIN. FE. EXP B	2010	9	2018	10
C. GERAL A	2007	1	2018	10
C. GERAL B	2012	1	2018	10
MIN. FE. INT A	2012	1	2018	10
MIN. FE. INT B	2006	10	2018	10

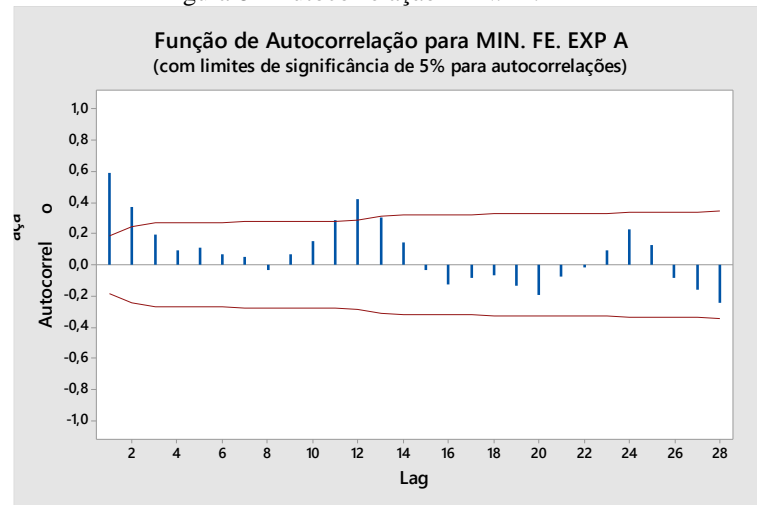
Fonte: O Autor.

3.2.3 Análise da autocorrelação das séries.

Após a análise das séries temporais estudou-se os níveis de autocorrelação das séries buscando se investigar a pré-disposição das séries aos métodos baseados em séries históricas. Para se cumprir tal objetivo utilizou-se o *software* Minitab® para a realização dos cálculos e plotagem dos gráficos.

Através da Figura 8 pode-se perceber que o nível de autocorrelação no lag 1 atinge o seu valor máximo, próximo à 0.6, e decresce com o aumento do lag. A autocorrelação volta a crescer no lag 9 atingindo um novo pico no lag 12, onde volta a ser significativa. Tal comportamento é um indicativo forte de sazonalidade, no caso de tamanho 12. Como os lags representam meses, a sazonalidade em questão é anual.

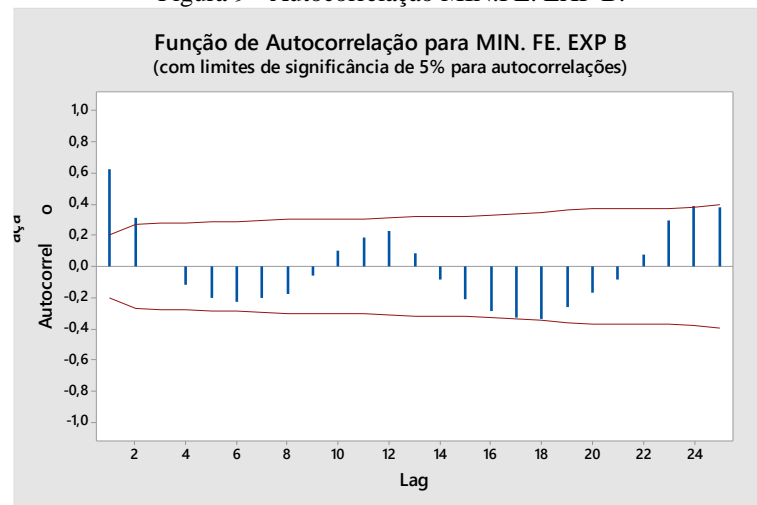
Figura 8 - Autocorrelação MIN.FE. EXP A



Fonte: O Autor.

Através da Figura 9 pode-se perceber que o nível de autocorrelação no lag 1 atinge o seu valor máximo, próximo à 0,6, e decresce com o aumento do lag. A autocorrelação volta a crescer próximo ao lag 10 atingindo um novo pico no lag 12. Tal comportamento, bem como no cliente MIN. FE. EXP A, representa uma sazonalidade anual.

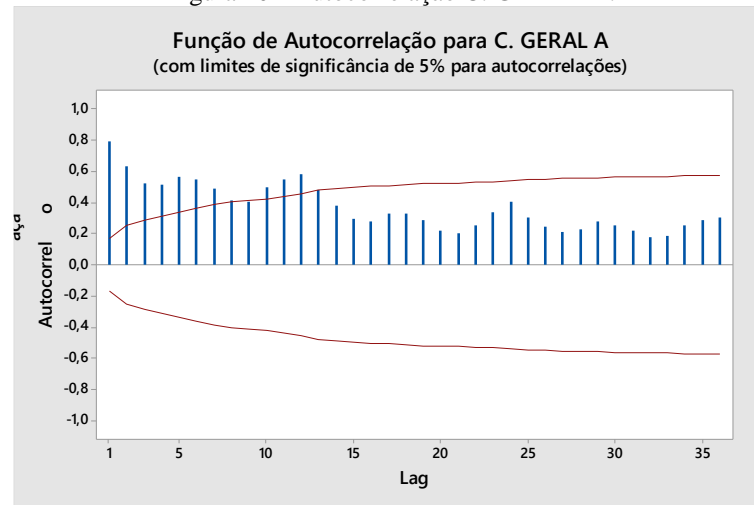
Figura 9 - Autocorrelação MIN.FE. EXP B.



Fonte: O Autor

Através da Figura 10 pode-se perceber que o nível de autocorrelação no lag 1 atinge o seu valor máximo, próximo à 0,8, e decresce com o aumento do lag. A autocorrelação volta a crescer próximo ao lag 10 atingindo novos picos nos lags 12. Tal comportamento, bem como nos clientes já estudados, representa uma sazonalidade anual. Pode-se ver também que as autocorrelações apresentam valores sempre positivos o que é indicativo de que a série possui comportamento tendencioso.

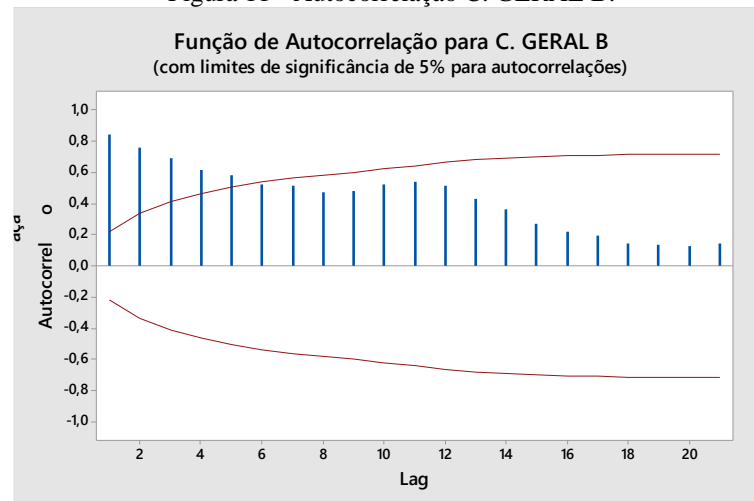
Figura 10 - Autocorrelação C. GERAL A.



Fonte: O Autor.

Através da Figura 11 pode-se perceber que o nível de autocorrelação no lag 1 atinge o seu valor máximo, próximo à 0,8, e decresce com o aumento do lag. A autocorrelação volta a crescer próximo ao lag 10 atingindo um novo pico no lag 12. Tal comportamento, bem como nos clientes já estudados, representa uma sazonalidade anual. As autocorrelações apresentam valores sempre positivos o que é indicativo de que a série possui comportamento tendencioso de forma semelhante ao cliente C. GERAL A.

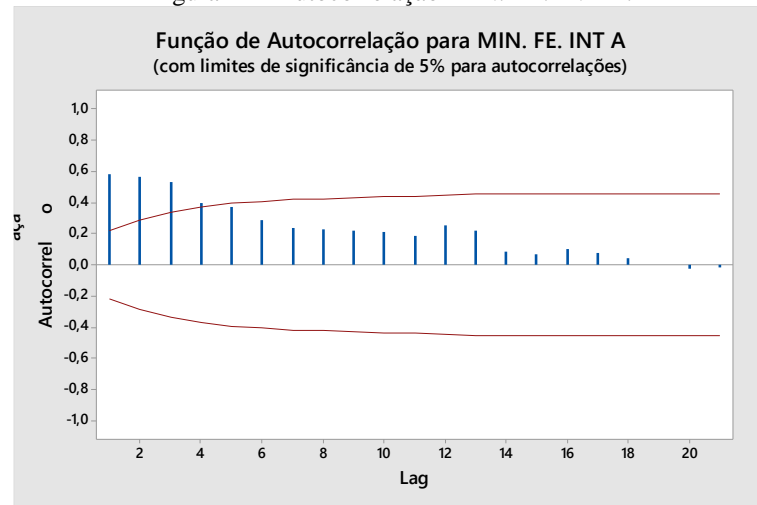
Figura 11 - Autocorrelação C. GERAL B.



Fonte: O autor

Através da Figura 12 pode-se perceber que o nível de autocorrelação no lag 1 atinge o seu valor máximo, próximo à 0,6, e decresce com o aumento do lag. A autocorrelação volta a crescer próximo ao lag 10 atingindo um novo pico no lag 12. Tal comportamento não é tão claro como nos clientes já estudados. As autocorrelações apresentam valores sempre positivos e decrescentes o que é indicativo de que a série possui comportamento tendencioso.

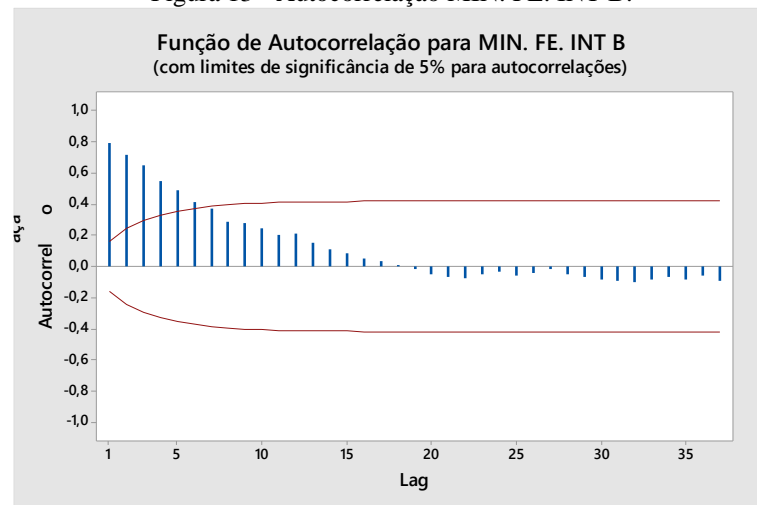
Figura 12 - Autocorrelação MIN. FE. INT A.



Fonte: O Autor.

Através da Figura 13 pode-se perceber que o nível de autocorrelação no lag 1 atinge o seu valor máximo, próximo à 0,8, e decresce com o aumento do lag. As autocorrelações apresentam valores positivos e decrescentes até o lag 16 o que é indicativo de que ali deu-se início a um comportamento tendencioso.

Figura 13 - Autocorrelação MIN. FE. INT B.



Fonte: O Autor.

Os dados para a autocorrelação para o lag 1 foram agrupados na Tabela 2 para facilitar a visualização e, além disso, os valores foram classificados de acordo com a sua força. O coeficiente de correlação de Pearson encontrados estão ou o intervalo 0,7 a 0,9, onde são consideradas fortes, ou no intervalo de 0,5 a 0,7 onde são consideradas moderadas.

Tabela 2 - Tabela resumo da autocorrelação.

Cliente	Autocorrelação para Lag	
	1.	Classificação
MIN. FE. EXP A	0,5958	Moderada
MIN. FE. EXP B	0,6243	Moderada
C. GERAL A	0,7945	Forte
C. GERAL B	0,8438	Forte
MIN. FE. INT A	0,5859	Moderada
MIN. FE. INT B	0,7965	Forte

Fonte: O Autor

Considerou-se satisfatória a força e os patamares de autocorrelação apresentados pelas séries e, por tal motivo, deu-se início a investigação e estudo do método de melhor ajuste a cada volume.

3.2.4 Pesquisa dos métodos de melhor ajuste.

Utilizou-se o *software* Forecast Pro® para a aplicação dos métodos de previsão na série temporal de cada cliente afim de se determinar o método de melhor ajuste para cada volume. Em seguida realizou-se uma comparação da previsão utilizada atualmente pela empresa e o proposto por este trabalho para medir os benefícios trazidos pela metodologia comparando os indicadores de dispersão trazidos no referencial teórico.

3.2.4.1 Clientes de minério de ferro exportação.

Para o cliente MIN.FE.EXP A, devido as características da série histórica, a escolha do método foi limitada entre a suavização exponencial sem tendência e com sazonalidade e para os modelos Box-Jenkins. O método que apresentou o melhor erro absoluto médio (EAM) acumulado foi a suavização exponencial com os parâmetros indicados na tabela 3.

Tabela 3 - Parâmetros do método de previsão para o cliente MIN. FE. EXP A

Componente	Peso da suavização		Valor Final
Nível	0,3222		962768
Sazonal	0,2432		
Índices Sazonais			
Jan - Mar	-96022	-163028	-42440
Abr - Jun	49049	82686	33729
Jul - Set	51843	8380	10764
Out - Dez	85395	2608	-22964

Fonte: O autor.

Através do *software* foram calculados os indicadores de dispersão para o método proposto representados de forma comparativa os indicadores relativos ao método atual de previsão na tabela 4.

Tabela 4 - Comparativo entre os métodos para o cliente MIN.FE. EXP A..

<i>Cliente</i>	<i>Demonstrativo\Indicadores</i>	<i>EAPM</i>	<i>EAM</i>	<i>REQM</i>
MIN.FE. EXP A	Previsão proposta	5,7%	59.898,54	80.037,30
	Método atual	8,9%	94.624,67	123.401,14
	Variação.	-36%	-37%	-35%

Fonte: O Autor

Após a aplicação do método notou-se uma melhoria significativa em todos os indicadores de desempenho. Através do gráfico da Figura 14 pode-se perceber que a série proposta pelo método, representada de vermelho, é mais aderente ao histórico, representado de verde, que os valores previstos pela empresa, representado de azul. Existem momentos na série onde a previsão da empresa destoa significativamente quando comparado ao real. Podemos citar como exemplo os meses de abril de 2010, janeiro de 2011, fevereiro de 2013 e, de uma maneira geral, o ano de 2017 após o mês de junho.

Figura 14 - Gráfico comparativo: Volume real X Previsão empresa X Previsão Método

Fonte: Obtido através do *software* Forecast Pro®

Para o cliente de MIN.FE. EXP B, devido as características da série histórica a escolha do método, de forma semelhante ao cliente MIN.FE.EXP A, foi limitada entre a suavização exponencial sem tendência e com sazonalidade e para os modelos Box-Jenkins. O método que apresentou o melhor EAM acumulado foi a suavização exponencial com os parâmetros indicados na tabela 5.

Tabela 5 - Parâmetros do método de previsão para o cliente MIN. FE. EXP B.

Componente	Peso da suavização		Valor Final
Nível	0,0001		532896
Sazonal	0,1392		
Índices Sazonais			
Jan - Mar	-56346	-87856	-48052
Abr - Jun	-13497	16273	1153
Jul - Set	13644	45880	47890
Out - Dez	46735	15188	18987

Fonte: O Autor

Através do *software* foram calculados os indicadores de dispersão para o método proposto representados de forma comparativa os indicadores relativos ao método atual de previsão na tabela 6.

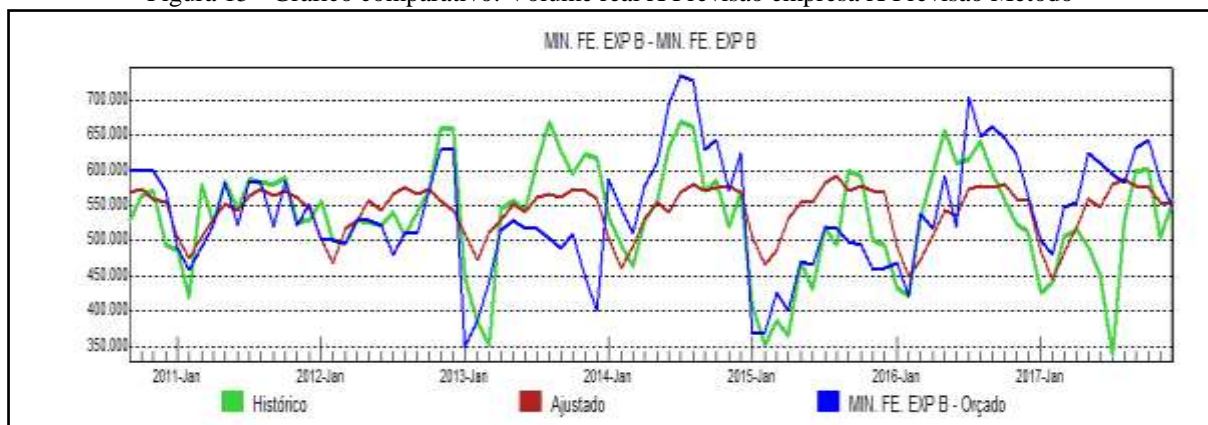
Tabela 6 - Comparativo entre os métodos para o cliente MIN.FE. EXP B.

Cliente	Demonstrativo\Indicadores	EAPM	EAM	REQM
MIN. FE. EXP B	Previsão proposta	10,2%	49.873,94	65.777,89
	Método atual	10,0%	52.224,62	71.247,72
	Variação.	2%	-5%	-8%

Fonte: O Autor.

Após a aplicação do método notou-se uma melhoria pequena nos indicadores EAM e REQM enquanto que para o EAPM houve uma pequena piora de resultado. Através do gráfico da Figura 15 pode-se perceber que a série proposta pelo método, representada de vermelho, se mantém em um valor médio em momentos de grande variação onde em alguns momentos aproxima melhor os dados reais e em outros não possui uma aderência tão boa. Alguns comportamentos atípicos foram acompanhados pela previsão da empresa como por exemplo o primeiro trimestre de 2013 e de 2015. De uma maneira geral, a série possui uma variação grande o que dificulta a previsibilidade tanto da empresa como de métodos baseados em histórico.

Figura 15 - Gráfico comparativo: Volume real X Previsão empresa X Previsão Método

Fonte: Obtido através do *software* Forecast Pro®

3.2.4.2 Clientes de carga geral.

Para o cliente C.GERAL A, devido as características da série histórica, a escolha do método foi limitada entre a suavização exponencial com tendência e com sazonalidade e os modelos Box-Jenkins. O método que apresentou o melhor EAM acumulado foi a suavização exponencial com os parâmetros indicados na tabela 7.

Tabela 7 - Parâmetros do método de previsão para o cliente C.GERAL A.

Componente	Peso da suavização		Valor Final
Nível	0,8297		361094
Sazonal	0,9847		
Índices Sazonais			
Jan - Mar	-55379	-8238	28909
Abr - Jun	27004	4408	-32506
Jul - Set	16083	19561	3545
Out - Dez	1963	-3706	-1643

Fonte: O Autor

Através do *software* foram calculados os indicadores de dispersão para o método proposto representados de forma comparativa os indicadores relativos ao método atual de previsão na tabela 7.

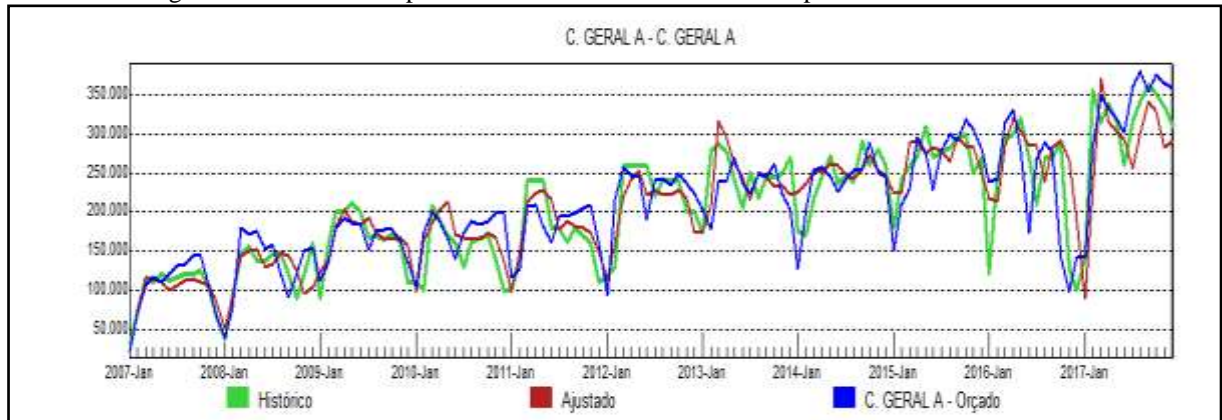
Tabela 8 - Comparativo entre os métodos para o cliente C.GERAL A..

Cliente	Demonstrativo\Indicadores	EAPM	EAM	REQM
C. GERAL A	Previsão proposta	12,7%	21.412,01	30.762,70
	Método atual	14,5%	27.367,08	36.512,66
	Variação.	-13%	-22%	-16%

Fonte: O Autor

Após a aplicação do método notou-se uma melhoria pequena em todos os indicadores de desempenho. Não foram notados no gráfico da Figura 16 pontos de grande distanciamento tanto entre o volume previsto pela empresa, representado de azul, e o volume real tanto entre o volume previsto pelo método, representado de vermelho, e o volume real, explicando a melhoria tímida dos indicadores de desempenho.

Figura 16 - Gráfico comparativo: Volume real X Previsão empresa X Previsão Método



Fonte: Obtido através do *software* Forecast Pro®

Para o cliente C.GERAL B, devido as características da série histórica, semelhantemente ao cliente C.GERAL A., a escolha do método foi limitada entre a suavização exponencial com tendência e com sazonalidade e os modelos Box-Jenkins. O método de menor AEM foi o $ARIMA(0; 1; 0)*(0; 1; 1)$

Através do *software* foram calculados os indicadores de dispersão para o método proposto representados de forma comparativa os indicadores relativos ao método atual de previsão na tabela 9.

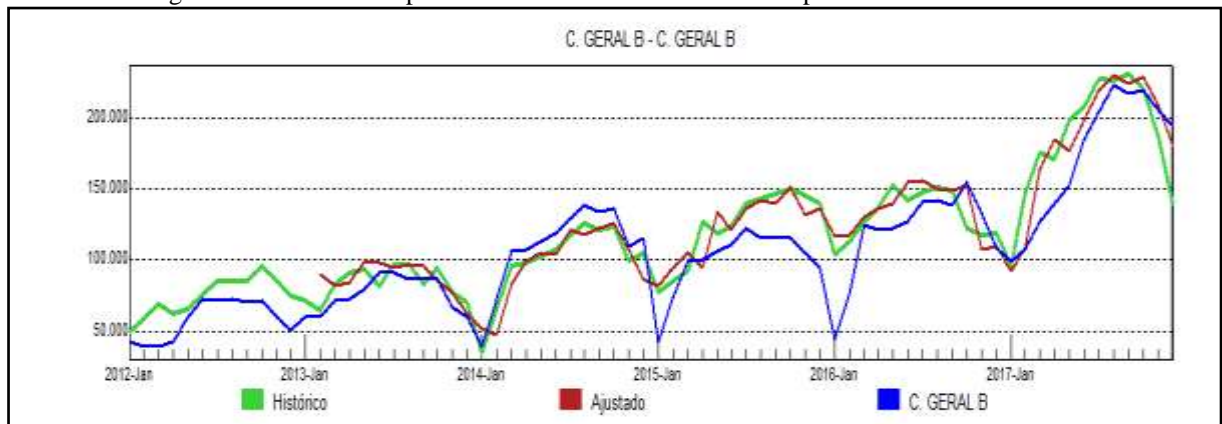
Tabela 9 - Comparativo entre os métodos para o cliente C.GERAL B..

<i>Cliente</i>	<i>Demonstrativo\Indicadores</i>	<i>EAPM</i>	<i>EAM</i>	<i>REQM</i>
C. GERAL B	Previsão proposta	7,4%	8.092,50	12.217,17
	Método atual	16,0%	17.885,53	22.193,78
	Variação.	-54%	-55%	-45%

Fonte: O Autor.

Após a aplicação do método notou-se uma melhoria considerável em todos os indicadores de desempenho para métodos de previsão. Através do gráfico da Figura 17 pode-se perceber que a série proposta pelo método, representada de vermelho, é mais aderente ao histórico que os valores previstos pela empresa, representado de azul. Existem momentos na série onde a previsão da empresa destoa significativamente quando comparado ao real como por exemplo os meses de janeiro de 2015 e janeiro de 2016.

Figura 17 - Gráfico comparativo: Volume real X Previsão empresa X Previsão Método



Fonte: Obtido através do *software* Forecast Pro®

3.2.4.3 Clientes Minério de ferro interno.

As séries históricas dos clientes de minério de ferro interno seguem características semelhantes aos clientes de minério de ferro exportação. Portanto para o cliente MIN.FE. INT. A o método que apresentou o melhor EAM acumulado foi o ARIMA (0; 1; 1). Através do *software* foram calculados os indicadores de dispersão para o método proposto representados de forma comparativa os indicadores relativos ao método atual de previsão na tabela 10.

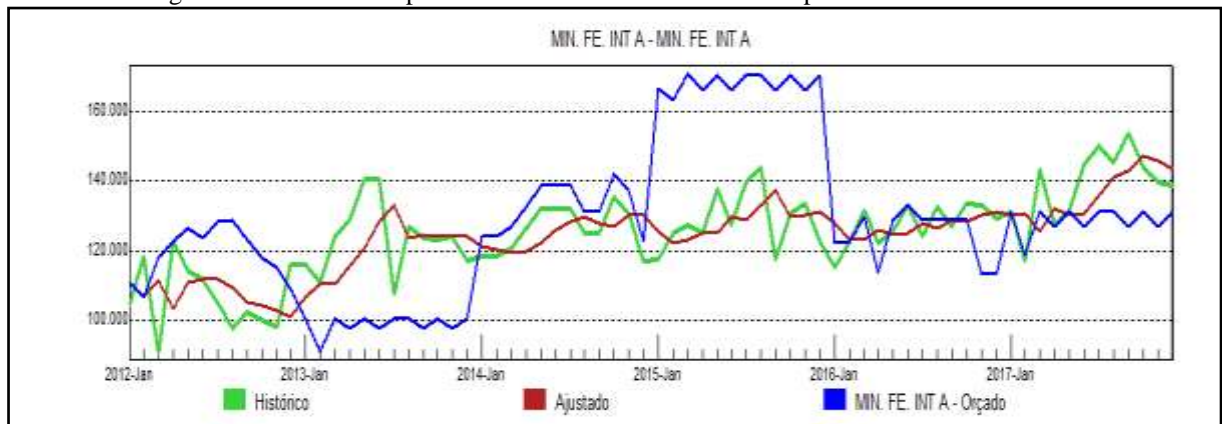
Tabela 10 - Comparativo entre os métodos para o cliente MIN.FE.INT A.

<i>Cliente</i>	<i>Demonstrativo\Indicadores</i>	<i>EAPM</i>	<i>EAM</i>	<i>REQM</i>
MIN. FE. INT A	Previsão proposta	5,7%	7.103,93	9.276,26
	Método atual	13,8%	17.087,10	22.064,23
	Variação.	-58%	-58%	-58%

Fonte: O Autor.

Após a aplicação do método notou-se uma melhoria bastante significativa em todos os indicadores de desempenho. Através do gráfico da Figura 18 pode-se perceber que a série proposta pelo método, representada de vermelho, é mais aderente ao histórico que os valores previstos pela empresa, representado de azul. No gráfico podemos perceber também a presença de erros sistemáticos de previsão da empresa no ano de 2015 superestimando o volume que seria solicitado pelo cliente, e grande parte do ano de 2013 subestimando o volume que seria solicitado pelo cliente.

Figura 18 - Gráfico comparativo: Volume real X Previsão empresa X Previsão Método



Fonte: Obtido através do *software* Forecast Pro®

De forma semelhante, o método que apresentou o melhor EAM acumulado para o cliente MIN.INT. B foi o ARIMA (0; 1; 1). Através do *software* foram calculados os indicadores de dispersão para o método proposto representados de forma comparativa os indicadores relativos ao método atual de previsão na tabela 11.

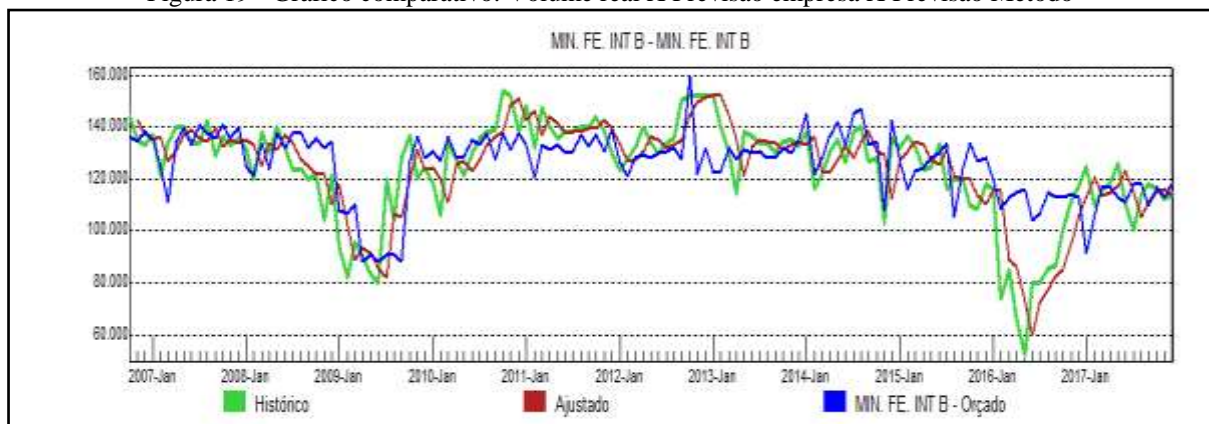
Tabela 11 - Comparativo entre os métodos para o cliente MIN.FE.INT B.

<i>Cliente</i>	<i>Demonstrativo\Indicadores</i>	<i>EAPM</i>	<i>EAM</i>	<i>REQM</i>
MIN. FE. INT B	Previsão proposta	7,3%	8.243,95	11.016,60
	Método atual	9,6%	10.349,94	14.551,72
	Variação.	-24%	-20%	-24%

Fonte: O autor.

Após a aplicação do método notou-se uma melhoria bastante significativa em todos os indicadores de desempenho. Através do gráfico da Figura 19 pode-se perceber que a série proposta pelo método, representada de vermelho, é mais aderente ao histórico que os valores previstos pela empresa, representado de azul. No gráfico pode-se perceber também que um comportamento atípico de queda para maio de 2016 foi acompanhado de maneira bastante significativa pelo método proposto.

Figura 19 - Gráfico comparativo: Volume real X Previsão empresa X Previsão Método



Fonte: Obtido através do *software* Forecast Pro®

3.2.5 Comparação da previsão com os dados reais para o corrente ano.

Após a definição dos métodos de melhor ajuste para cada cliente foi feita uma comparação com do previsto pelos métodos e o real solicitado para os meses de janeiro a outubro do ano de 2018. Para tal análise dividiu-se os valores reais e previstos novamente por constantes aleatórias por cliente com o objetivo de assegurar a confidencialidade das informações. Para realizar a comparação foram utilizados gráficos do *software* Microsoft Excel®. Através da observação do gráfico da Figura 20 pode-se perceber que a partir do mês de abril a quantidade de transporte solicitado cresceu mais que o esperado o que não foi previsto nem pela empresa como nem pelo método proposto.

Figura 20 - Gráfico comparativo 2018 para o cliente MIN. FE. EXP. A.



Fonte: O Autor.

Analisando o gráfico da Figura 21, de forma semelhante ao cliente MIN. FE. EXP. A., o cliente MIN. FE. EXP. B. solicitou mais transporte do que o previsto pela empresa e pelo método principalmente a partir do mês de junho. De uma maneira geral o volume previsto pelo método e pela empresa obtiveram patamares bem semelhantes.

Figura 21 - Gráfico comparativo 2018 para o cliente MIN. FE. EXP. B.



Fonte: O Autor.

Analisando o gráfico da Figura 22, percebe-se que para os quatro primeiros meses do ano o método conseguiu uma aderência muito boa ao volume real a partir do mês de maio o volume solicitado cresceu mais que o previsto pela empresa e pelo método.

Figura 22 - Gráfico comparativo 2018 para o cliente C. Geral A.



Fonte: O Autor.

Através da análise do gráfico da Figura 23 pode-se perceber que o a empresa superestimou o volume que seria solicitado enquanto que o método proposto o subestima. O real solicitado, por sua vez varia entre as duas previsões ora se aproximando do volume previsto pelo método ora se aproximando o volume previsto pelo método proposto.

Figura 23 - Gráfico comparativo 2018 para o cliente C. Geral B.



Fonte: O Autor.

Através da análise do gráfico da Figura 24 fica claro que a previsão do método dado por uma constante durante todo o período não representa muito bem o comportamento do volume do cliente. O ideal seria que o solicitado pelo cliente variasse em torno da previsão com

distanciamentos menores que os apresentados. O valor previsto pelo método apresenta uma expectativa maior que o real em todo período exceto o no mês de junho.

Figura 24 - Gráfico comparativo 2018 para o cliente MIN. FE. INT. A.



Fonte: O Autor.

Através da análise do gráfico da Figura 25 pode-se perceber que a previsão está em um patamar médio em relação à variação do volume solicitado para o cliente. A previsão apresentada pelo método é mais aderente ao real nos meses janeiro, fevereiro, junho, julho e setembro enquanto que nos demais meses a empresa apresentou uma previsão mais aderente ao solicitado.

Figura 25 - Gráfico comparativo 2018 para o cliente MIN. FE. INT. B.



Fonte: O Autor.

Através da análise da Tabela 12 pode-se perceber que a aplicação dos métodos para o ano de 2018 trouxe uma melhoria na previsão de volume principalmente para os fluxos de carga geral e para os clientes MIN. FE. INT. B e MIN. FE. EXP. B. Para os demais fluxos o método de previsão não apresentou uma melhora ou piora significativa para o ano de 2018.

Tabela 12 - Quadro comparativo de indicadores de desempenho 2018.

	EAM Empresa	EAM Método	EQM Empresa	EQM Método	EAPM Empresa	EAPM Método
MIN.FE. EXP A	37867,39833	37829,95333	128542,4754	136680,7168	0,106180076	0,10297361
MIN. FE. EXP B	24974,6508	21012,57	92265,42658	79341,43479	0,095625525	0,089618923
C. GERAL A	51595,6222	37917,3542	176180,119	156900,9115	0,141612377	0,117378118
C. GERAL B	23324,14938	20991,95154	91585,09971	76102,68058	0,18345244	0,140468723
MIN. FE. INT A	16201,94784	16867,776	61756,32001	58293,3671	0,075666187	0,081339522
MIN. FE. INT B	18160,8924	13151,04	65814,56204	45829,70523	0,125577132	0,090887137

Fonte: O Autor

4. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A execução deste trabalho trouxe um aumento no entendimento do comportamento da demanda dos principais clientes da organização analisando, por exemplo, os as tendências, sazonalidades e oscilações fortes nas séries. Algumas oscilações fortes foram acompanhadas pela previsão realizada pela empresa indicando ser uma variação planejada não explicada somente pelo histórico do volume do cliente. A inclusão de tais peculiaridades ao modelo aumentaria de forma significativa a qualidade da previsão.

A descoberta do método que melhor se ajusta à demanda tem benefícios diversos para a empresa como por exemplo o direcionamento mais correto dos ativos ferroviários, redução de custos diretos, aumento da receita, reaproveitamento dos ativos em novos fluxos etc.. A aplicação dos modelos de previsão de demanda foi realizada em um *software* de custo financeiro frente os benefícios que sua utilização traz para o planejamento da empresa sendo mais um ponto positivo para a inclusão de tal ferramenta ao dia-dia da organização.

Para melhorar a previsão da demanda sugere-se, para trabalhos futuros, a criação de uma análise multivariada incluindo novas variáveis ao problema como, por exemplo, os preços internacionais das *commodities* e períodos sobre influência de entraves comerciais e crises financeiras. Além disso, um passo importante para a melhoria dos modelos apresentados é o entendimento das variações atípicas da demanda acompanhadas pela previsão da empresa e existindo algum tratamento de dados específicos para tais períodos, incluí-los ao modelo. Outras análises são importantes para complementar os resultados obtidos entre eles a inclusão dos métodos qualitativos elucidados no capítulo 2 deste trabalho.

REFERÊNCIAS

Agência Nacional de Transportes Terrestres (ANTT). Histórico do sistema ferroviário brasileiro, 2018. Disponível em: <http://www.antt.gov.br/ferrovias/arquivos/Historico.html>. Acesso em: 14 nov. 2018.

Agência Nacional de Transportes Terrestres (ANTT). **Anuário Ferroviário Brasileiro**, 2017. Disponível em: http://www.antt.gov.br/ferrovias/arquivos/Anuario_Estatistico.html. Acesso em: 28 abr. 2018.

CHOPRA, S. **Gerenciamento da cadeia de suprimentos**. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2003.

Confederação Nacional do Transporte. **Pesquisa CNT de Ferrovias 2015**.

CORRÊA, H. L.; CORRÊA, C. A.. **Administração de Produção e Operações**. São Paulo: Atlas S.A, 2004.

Departamento nacional de produção mineral (DNPM). **Anuário Mineral Brasileiro**, 2016. Disponível em: <http://www.dnpm.gov.br/dnpm/publicacoes/serie-estatisticas-e-economia-mineral/anuario-mineral/anuario-mineral-brasileiro/anuario-mineral-brasileiro-2016-metalicos>. Acesso em: 28 abr. 2018.

FERNANDES, P. O.; CEPEDA, F. J. T.. **Aplicação da metodologia de Box Jenkins à série temporal de turismo: dormidas mensais na região Norte de Portugal**. In VII Congresso da Associação Portuguesa de Desenvolvimento Regional. Ponta Delgada. (2000)

GUJARATI, D. N.; PORTER, D. C. *Econometria básica*. 5. ed. Porto Alegre: AMGH, 2011.

Instituto Brasileiro de Mineração (IBRAM). Informações e análises da economia mineral Brasileira, 2012. Disponível em: <http://www.ibram.org.br/sites/1300/1382/00002806.pdf>. Acesso em: 28 abr. 2018.

LUSTOSA, L.; MESQUITA, M.A.; QUELHAS, O.; OLIVEIRA, R.. **Planejamento e controle da Produção**. Rio de Janeiro: Editora Elsevier, 2008.

MAKRIDAKIS, S., 1986, **The art and science of forecasting: An assessment and future directions**, International Journal of Forecasting, 2, 1.5-439.

MAKRIDAKIS, S., WHEELWRIGHT, S. C.; HYNDMAN, R. J.. **Forecasting - methods and applications**, 3ª ed., John Wiley, New York., 1998.

- MARTINS, P. G.; LAUGENI, F. P.. **Administração da Produção**. São Paulo: Saraiva, 2^a ed., 2007.
- MOREIRA, D. A. **Administração da Produção e Operações**. São Paulo: Pioneira, 5^a ed., 2000.
- MORETTIN, P.A.; TOLOI, C.M. **Análise de Séries Temporais**. São Paulo, Blucher, 2006.
- PELLEGRINI, F. R.. **Metodologia para implementação de sistemas de previsão de demanda**. Tese de M.Sc., UFRGS, Porto Alegre, RS, Brasil, 2000.
- ROSSI, J. W.; NEVES, C. D.. **Econometria e séries temporais com aplicações a dados da Economia Brasileira**. São Paulo: LTC, 2014
- SARTORIS, A.. **Estatística e Introdução à Econometria**. São Paulo: Saraiva, 2013.
- SLACK, N.. CHAMBERS, S.; JOHNSTON, R.. **Administração de Produção**. São Paulo: Atlas, 2009.
- TEIXEIRA, J. A. J., 2004, **Metodologia para implementação de um sistema de gestão de estoques baseado em previsão de demanda**. Tese de M.Sc., UFRGS, Porto Alegre, RS, Brasil.
- WANKE, P.; JULIANELLI, L., **Previsão de Vendas**. 1 ed., São Paulo: Atlas, 2006.
- YATES, R. D.; GOODMAN, D. J. **Probabilidade e Processos Estocásticos-Uma Introdução amigável para Engenheiros Eletricistas e da Computação**. São Paulo: LTC, 2017

ANEXO A – TERMO DE AUTENTICIDADE

UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA
FACULDADE DE ENGENHARIA

Termo de Declaração de Autenticidade de Autoria

Declaro, sob as penas da lei e para os devidos fins, junto à Universidade Federal de Juiz de Fora, que meu Trabalho de Conclusão de Curso do Curso de Graduação em Engenharia de Produção é original, de minha única e exclusiva autoria. E não se trata de cópia integral ou parcial de textos e trabalhos de autoria de outrem, seja em formato de papel, eletrônico, digital, áudio-visual ou qualquer outro meio.

Declaro ainda ter total conhecimento e compreensão do que é considerado plágio, não apenas a cópia integral do trabalho, mas também de parte dele, inclusive de artigos e/ou parágrafos, sem citação do autor ou de sua fonte.

Declaro, por fim, ter total conhecimento e compreensão das punições decorrentes da prática de plágio, através das sanções civis previstas na lei do direito autoral¹ e criminais previstas no Código Penal², além das cominações administrativas e acadêmicas que poderão resultar em reprovação no Trabalho de Conclusão de Curso.

Juiz de Fora, 07 de dezembro de 2018.

Lucas Cabral Celestino

NOME LEGÍVEL DO ALUNO (A)

2013 490 81

Matrícula

[Assinatura]

ASSINATURA

110.817.716-66

CPF


¹ LEI N° 9.610, DE 19 DE FEVEREIRO DE 1998. Altera, atualiza e consolida a legislação sobre direitos autorais e dá outras providências.

² Art. 184. Violar direitos de autor e os que lhe são conexos: Pena - detenção, de 3 (três) meses a 1 (um) ano, ou multa.

ANEXO B – DECLARAÇÃO DA EMPRESA

Declaro para os devidos fins, que Lucas Cabral Celestino estagiário/funcionário da empresa possui autorização para divulgar o nome da empresa MRS Logística bem como dados não confidenciais na elaboração de seu trabalho de conclusão de curso apresentado à Faculdade de Engenharia da Universidade Federal de Juiz de Fora, como requisito parcial para a obtenção do título de Engenheiro de Produção.

Juiz de Fora, 06 de dezembro de 2018


Responsável da Empresa Paulo C. Costa
(carimbo da empresa)
N.º 36.014.975-1
MRS LOGISTICA S/A.



Termo de Autorização para publicação de trabalhos acadêmicos em formato eletrônico no Repositório Institucional Digital da Produção Científica e Intelectual da UFJF

- 1. Identificação da material bibliográfico:** () Tese () Dissertação
() TCC graduação () TCC Especialização

2. Identificação da Tese ou Dissertação

Autor: Lucas Cabral Celestino

Matrícula: 201349081 CPF: 110.817.716-66 Telefone fixo 32 3222 6485

Telefone celular: 32 99147 1123 E-mail: Lucas.Cabral@engenharia.ufjf.br

Nome do orientador: Fernando Marques de Almeida Nogueira

Título do trabalho: Aplicação de métodos de previsão para melhoria do dimensionamento do volume transportado em uma empresa ferroviária

Co-orientador: _____

Membros da Banca: Roberto Malheiros Moreira Filho e Cristina Flávia Barros de Castro

Pós Graduação Stricto Sensu (Mestrado e Doutorado)

Programa: _____ Curso: _____

Área do Conhecimento: _____ Palavras-chave: _____

Data da defesa: ____/____/____

Pós-graduação Lato Sensu (especialização)

Curso de Pós-Graduação: _____

Área do Conhecimento: _____ Palavras-chave: _____

Data da defesa: ____/____/____

Graduação

Curso: Engenharia de Produção

Data da defesa: 07/12/2018

Área do Conhecimento: Previsão da demanda

Palavras-chave: Demanda, previsão e planejamento

3. Agência (s) de fomento (se houver): _____

4. Licença de uso

Na qualidade de titular dos direitos de autor do conteúdo supracitado, autorizo o Centro de Difusão do Conhecimento da Universidade Federal de Juiz de Fora a disponibilizar a obra no Repositório Institucional gratuitamente, de acordo com a licença pública *Creative Commons* Licença 4.0 Internacional por mim declarada sob as seguintes condições.

Permite uso comercial de sua obra? () Sim (x) não

Permitir alterações em sua obra? () sim () sim, desde que outros compartilhem pela mesma licença (x) não

A obra continua protegida por Direitos Autorais e/ou por outras leis aplicáveis. Qualquer uso da obra que não o autorizado sob esta licença ou pela legislação autoral é proibido.

4. Informação de acesso ao documento:

Liberação para publicação: (x) Total () Parcial

A restrição (parcial ou total) poderá ser mantida por até um ano a partir da data de autorização da publicação. A extensão deste prazo suscita justificativa junto à PROPP ou PROGRAD. Em caso de publicação parcial, o embargo será de 12 meses. Especifique o (s) arquivo(s) capítulo(s) restritos: _____

Declaração de distribuição não-exclusiva

O referido autor:

a) Declara que o documento entregue é seu trabalho original e que detém o direito de conceder os direitos contidos nesta licença. Declara também que a entrega do documento não infringe, tanto quanto lhe é possível saber, os direitos de qualquer pessoa ou entidade.

b) Se o documento entregue contém material do qual não detém os direitos de autor, declara que obteve autorização do detentor dos direitos de autor para conceder à Universidade Federal de Juiz de Fora os direitos requeridos por esta licença e que esse material, cujos direitos são de terceiros, está claramente identificado e reconhecido no texto ou conteúdos do documento entregue.

c) Se o documento entregue é baseado em trabalho financiado ou apoiado por outra instituição que não a UFJF, declara que cumpriu quaisquer obrigações exigidas pelo contrato ou acordo.

Assinatura do autor

Data

10/12/2018