

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL**  
**ESCOLA DE ENGENHARIA**  
**DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO E TRANSPORTES**

**TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO DE GRADUAÇÃO**

**PROPOSTA DE MODELO DE PREVISÃO DE CHAMADOS CORRETIVOS PARA  
AUXILIAR A GESTÃO DE RECURSOS EM UMA EMPRESA DE ELEVADORES**

**MARLON ROBERTO ROCKENBACH**

**Orientador: FLÁVIO SANSON FOGLIATTO**

**PORTO ALEGRE**

**AGOSTO/2023**

**Resumo:** No contexto das empresas do mercado de elevadores, a gestão eficiente do dimensionamento das equipes para atendimento de chamados corretivos é fundamental para garantir a qualidade dos serviços prestados aos clientes. Diante da necessidade de prever com precisão a demanda por chamados corretivos e dimensionar as equipes de forma adequada, surge o desafio de encontrar métodos que possibilitem fornecer informações precisas para uma gestão otimizada de recursos humanos. Este trabalho abordou essa problemática por meio da proposição de um modelo de previsão de demanda baseado em séries temporais, visando fornecer dados valiosos e que poderiam aprimorar o processo de dimensionamento das equipes técnicas. Para objeto de estudo, foram selecionadas duas filiais que possuíam picos de demanda, e no qual os gestores enfrentavam dificuldades em planejar recursos em longo prazo. O problema enfrentado pela empresa reside na ineficácia do método atual de previsão de demanda, que não é capaz de capturar de maneira completa e precisa os padrões e flutuações presentes nos dados de chamados corretivos em filiais que possuem picos de demanda ao longo do ano, resultando em um mal dimensionamento das equipes, alto custo com horas extras e impactos negativos na satisfação dos clientes. Portanto, há a necessidade de um método mais sofisticado capaz de lidar com as complexidades dos padrões de demanda e melhorar a eficácia das operações. O método proposto neste estudo baseia-se na análise de séries temporais para a previsão de chamados corretivos. Ele emprega técnicas avançadas de análise estatística e de séries temporais para identificar padrões sazonais, tendências e ciclos nos dados históricos. Isso permite uma compreensão mais profunda da dinâmica da demanda e oferece uma base sólida para previsões futuras mais precisas. Ao capturar esses elementos, o método apresenta um nível superior de detalhamento em relação ao modelo utilizado pela empresa, tornando-o mais eficaz na antecipação das variações na demanda por chamados corretivos. Como solução, o modelo de previsão de séries temporais oferece à empresa uma ferramenta eficaz para aprimorar o planejamento e dimensionamento das equipes. Ao tomar decisões embasadas em informações preditivas de alta qualidade, a empresa pode planejar, dentro de sua realidade e limitações, a contratação de pessoas ou ajustar a alocação de recursos de acordo com as flutuações na demanda. Isso resulta em uma operação mais eficiente, economia de custos e melhoria geral na qualidade dos serviços prestados.

**Palavras chaves:** elevadores, chamados corretivos, previsão de demanda, dimensionamento, eficiência, otimização, qualidade dos serviços.

## 1 INTRODUÇÃO

Com o constante avanço da economia, o transporte vertical de passageiros tornou-se um serviço essencial nos grandes centros devido ao crescente número de prédios cada vez mais altos, proporcionando aos usuários um meio de transporte seguro (WU, 2017). Em certos tipos de edifícios como prédios residenciais e comerciais, a presença de um elevador é obrigatória por norma ou por lei (HERRES, 2017). Em meio a estes avanços, surge a necessidade da redução das ocorrências de falhas nos produtos e serviços, principalmente por questões de segurança. Por sua vez, as empresas e todos que compõem sua cadeia produtiva devem tomar posturas mais críticas perante as causas que resultam em falhas nos equipamentos e serviços, aumentando sua disponibilidade (SIQUEIRA, 2014).

A manutenção preventiva deve ser feita periodicamente a fim de mitigar ocorrências de falhas, proporcionar durabilidade e assegurar o desempenho dos equipamentos (KARDEC; NASCIF, 2009). Segundo a NBR 16083 (ABNT, 2012), a empresa contratada deve prestar manutenção periodicamente por profissional competente e prover um serviço de resgate de pessoas 24h por dia, todos os dias do ano, podendo utilizar um sistema de monitoramento remoto para melhorar a resposta a um chamado.

Mesmo com um plano de manutenção preventivo estruturado que almeje a minimização de falhas nos equipamentos, defeitos ocorrem e é necessário o rápido atendimento a chamados de conserto e reestabelecimento do funcionamento do equipamento. Para o rápido atendimento de chamados corretivos, emergenciais ou não, a empresa deve contar com capacidade de recursos humanos e ferramentas para atender a demanda (FROGER *et al.*, 2016). Contudo, as empresas de manutenção de elevadores apresentam dificuldades para identificar a causa dos chamados corretivos, bem como dimensionar os recursos necessários para o seu atendimento. Fatores climáticos, quedas de energia, características dos equipamentos e demandas sazonais podem influenciar na ocorrência de chamados.

A previsão de chamados corretivos é importante devido não somente ao alto custo de um chamado para a empresa, como também para melhorar o dimensionamento da capacidade produtiva, otimizando a utilização de recursos humanos e ferramentas. Segundo Tubino (2017), as previsões têm uma função muito importante no planejamento dos sistemas de produção, visto que permitem a empresa antever o futuro e planejar de forma adequada suas ações. Werner e Ribeiro (2006) afirmam que previsões de demanda possibilitam entender o comportamento dos clientes e processar informações apuradas do mercado, que por sua vez auxiliam na tomada de decisão quanto a investimentos necessários e dimensionamento da equipe técnica.

No horizonte de longo prazo, os sistemas produtivos necessitam um plano de produção, cuja função é, com base na previsão de demanda de longo prazo, visualizar com que capacidade de produção o sistema deverá operar para atender seus clientes. De acordo com Slack *et al.* (2018), a maneira como as empresas elaboram seus recursos influencia diretamente o sucesso estratégico a longo prazo. Portanto, compreender e aprimorar esses recursos é fundamental para a estratégia de produção. Eles também ressaltam que operar com alta capacidade de operação pode resultar em tempos médios de espera mais longos para os clientes e menor eficiência no atendimento.

Segundo Pellegrini e Fogliatto (2001), previsões de demanda desempenham um importante papel em diversas áreas na gestão de organizações, como no planejamento da necessidade de recursos, modificações no nível da força de trabalho, na operacionalização de diversos aspectos da produção e no desenvolvimento de planos agregados de produção. No entanto, é importante destacar que fazer previsões de demanda não é simples e sempre envolve uma margem de erro, que aumenta à medida que aumenta o horizonte de planejamento e o nível de detalhe desejado para as previsões (LUSTOSA *et al.*, 2008).

O objetivo deste trabalho é propor um modelo de previsão de chamados corretivos, utilizando métodos de análise de séries temporais, em uma empresa prestadora de serviços de manutenção de elevadores, para auxiliar na tomada de decisão relacionada a gestão de recursos de mão-de-obra e dimensionamento da operação técnica.

A estrutura desse artigo está dividida em cinco seções. A primeira seção apresenta o contexto, tema, problema, objetivos e justificativa desse trabalho. Na seção 2 são apresentados estudos realizados na área, conceitos e aplicações de previsão de demanda. Na seção 3 estão os métodos de pesquisa e de trabalho, como características e estrutura do método. Na seção 4 é apresentada a aplicação prática do método e desenvolvimento dos objetivos propostos. Por fim, a seção 5 apresenta a conclusão com as considerações finais deste artigo.

## **2 REFERENCIAL TEÓRICO**

A seção de referencial teórico irá apresentar, na primeira subseção, uma breve explicação sobre o funcionamento e elementos básicos dos elevadores, como garantir o seu funcionamento e alguns estudos relevantes que utilizaram métodos de aprendizado de máquina para analisar e compreender falhas que ocorrem nesse sistema. Já na segunda parte, trará os conceitos de intervenções corretivas e a importância de prever e se planejar para esses eventos. Além disso, serão abordados estudos de outros setores que aplicaram métodos de previsão de

demanda para entender e dimensionar a quantidade de chamados em empresas de serviços em geral. Por fim, em uma última subseção, serão apresentados conceitos de previsão de demanda, técnicas qualitativas e quantitativas e os principais métodos amplamente utilizados em estudos sobre previsão de demanda.

## **2.1 Visão geral sobre elevadores: funcionamento, elementos básicos e manutenção**

Elevadores são equipamentos fundamentais para a mobilidade urbana em edifícios residenciais e comerciais, tornando-se uma necessidade para a vida moderna em grandes cidades, visto que proporcionam uma solução eficiente e prática para o transporte vertical de pessoas e cargas (OTIS, 2019). Segundo Herres (2017) e Otis (2019), a importância dos elevadores é indiscutível tendo em vista que oferecem acesso facilitado a diferentes níveis do prédio, tornando-se uma peça fundamental para a mobilidade moderna. Ao longo do tempo, a evolução tecnológica transformou esses equipamentos, aprimorando sua velocidade, segurança e eficiência (OTIS, 2019).

Segundo Otis (2019) e Silva (2020), o funcionamento do elevador com máquina de tração, ilustrado na Figura 1, é baseado em um sistema de cabos, polias e contrapesos. O motor elétrico aciona a polia motora, que traciona os cabos que estão ligados à cabine. O contrapeso, colocado no lado oposto do cabo, ajuda a equilibrar o peso da cabine e dos passageiros, reduzindo a carga sobre o motor. O controle do movimento da cabine é feito por meio de um sistema de freios mecânicos e elétricos, que impedem a queda livre em caso de falha do equipamento. Para garantir a segurança e o bom funcionamento desses equipamentos, a norma brasileira NBR16858 estabelece requisitos e protocolos que devem ser seguidos desde o projeto até a operação e manutenção. De acordo com a NBR16858, os elevadores devem ser projetados para suportar cargas de acordo com sua capacidade nominal, considerando a frequência e intensidade do uso. Além disso, o equipamento deve ser operado por pessoas capacitadas e treinadas, seguindo as normas de segurança estabelecidas. A norma também define exigências para os dispositivos de segurança dos elevadores, como sensores de limite de curso e velocidade, sistemas de comunicação e iluminação de emergência. Esses dispositivos são projetados para minimizar os riscos de acidentes e proteger os passageiros em caso de falha do equipamento. Outro aspecto importante para a segurança e o bom funcionamento dos elevadores é a manutenção preventiva. A NBR16858 define critérios para a manutenção periódica dos equipamentos, que deve incluir inspeções, ajustes e lubrificação de componentes, além de testes de segurança e funcionalidade.



Figura 1. Elementos e funcionamento básico do elevador

Fonte: Adaptado de Silva (2020)

Slack *et al.* (2018) destacam a manutenção como o termo empregado para descrever como as organizações se esforçam para evitar o surgimento de falhas em equipamentos. Essa forma de manutenção é realizada em um equipamento com a intenção de reduzir a probabilidade de ocorrência de falha (PILON, 2007).

No entanto, como qualquer outro equipamento, os elevadores também estão sujeitos a falhas, de diferentes causas e motivos, afetando o seu funcionamento normal, ocasionando paradas bruscas ou até situações emergenciais como resgate de passageiros. Segundo Liu, Zhang e Li (2021), se as falhas puderem ser previstas, preparações correspondentes podem ser feitas para evitar problemas ou reduzir perdas; portanto, o desenvolvimento de um sistema de previsão de falhas baseado no ciclo de operação do elevador possui grande significado prático. A fim de compreender a ocorrência de falhas em elevadores e prever um possível defeito, alguns estudos foram feitos na área, utilizando métodos quantitativos de *machine learning*.

Mishra e Huhtala (2019) utilizaram um método de redes neurais do tipo *multilayer perceptron* (MLP) para analisar uma série de dados históricos coletados por sensores instalados em elevadores, chegando a um nível de precisão de quase 100% em detecção de falhas evitando possíveis falsos positivos que gerariam a necessidade de uma visita técnica através de um chamado corretivo. Para ter um contraponto, os autores utilizaram como comparação o método de *random forest* que por sua vez se mostrou menos eficaz que o MLP quando avaliados através de um método de validação cruzada. A base de dados contempla cerca de um ano de dados

coletados de sete elevadores e segundo os autores prova que o resultado pode ser generalizado para demais elevadores.

Liu *et al.* (2021) realizaram um estudo sobre a previsão de falhas em elevadores utilizando o método de rede neural *Long Short-Term Memory* (LSTM) proposto por Hochreiter e Schmiduber (1997). No estudo, Liu *et al.* (2021) compararam o LSTM com outro modelo de previsão, o *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) tradicional. O LSTM se mostrou superior e os resultados experimentais mostraram que em comparação com método de predição sequencial ARIMA, o LSTM melhora a precisão e o erro quadrado médio da previsão diminui em 87%. A base de amostras utilizada conta com mais de 8 milhões de logs originais incluindo cerca de 90 informações de falhas registradas através de sensores acoplados no painel de operação de um único elevador.

Em outro estudo sobre falhas em elevadores, Liu *et al.* (2017) propuseram um método de diagnóstico de falhas baseado no algoritmo da árvore de decisão. No estudo, Liu *et al.* (2017) construíram uma tabela de sintomas de falhas e outra de causas das falhas para encontrar uma relação entre as duas. Foram coletadas 1000 amostras através de sensores instalados no elevador de tração base de estudo e o algoritmo classificou o peso de cada sintoma em uma provável causa. Após a construção da árvore de decisão foram coletadas mais 1000 amostras e comparadas com a causa real do problema, onde o algoritmo atingiu 76,3% de eficácia na classificação da causa da falha.

Os estudos encontrados sobre análise e previsão de falhas em elevadores estão concentrados na China, que segundo CTBUH (2022), é um dos países mais populosos e que mais cresce verticalmente no mundo. Apesar disso, esses estudos, como visto nesta seção, se limitam no objetivo de identificar uma possível falha, identificar falsos positivos para falhas ou classificar a falha de acordo com a sua causa.

No mercado de prestação de serviços de elevadores, a ocorrência de falhas leva a abertura de chamados por parte do cliente. De acordo com Herres (2017), quando ocorre uma falha no sistema do elevador, a equipe de profissionais capacitados deve agir rapidamente, com mínima interrupção nos fluxos de trabalho e operações do edifício, tomando as medidas adequadas para o reestabelecimento do funcionamento do elevador. Froger *et al.* (2016), em um estudo sobre manutenção em empresas de distribuição de energia elétrica, afirmam que para o rápido atendimento de chamados de manutenção emergenciais, a empresa deve manter capacidade de recursos humanos e materiais disponíveis para atender a demanda.

## **2.2 Previsão de demanda**

De acordo com Slack *et al.* (2018) e Tubino (2017), há duas abordagens principais para previsão: métodos qualitativos baseados em opiniões e experiências passadas, e métodos quantitativos que podem ser utilizados para modelagem de dados, analisando de forma numérica os dados passados, isentando-se de opiniões pessoais. A Figura 2 apresenta os métodos de previsão divididos em quantitativos e qualitativos.

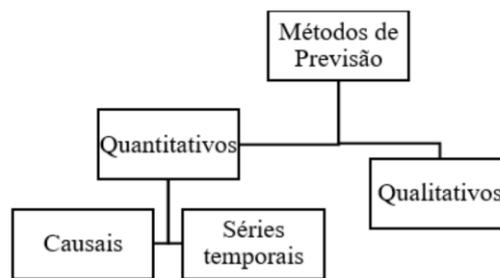


Figura 2. Divisão dos métodos de previsão de demanda  
Fonte: Moreira (2001)

Moreira (2001) afirma que os métodos qualitativos são menos assertivos quando comparados aos métodos quantitativos, que, por sua vez, tem base matemática e podem ser divididos em modelos de series temporais e modelos causais. Pellegrini e Fogliatto (2001) ainda colocam que previsões podem ser elaboradas utilizando a combinação de métodos.

### 2.2.1 Modelos de séries temporais

Uma série temporal é uma sequência de valores que descrevem a evolução do comportamento de uma variável no tempo (CORREA e CORREA, 2005). Os modelos de séries temporais trabalham com a hipótese básica de que valores futuros da série temporal podem ser estimados através dos valores passados (MOREIRA, 2013). Nesse sentido, os modelos trabalham com uma variável dependente de interesse e variáveis independentes associadas ao tempo. De acordo com Morretin e Toloí (1987), uma série temporal pode ser composta por quatro principais elementos:

1. Tendência: sentido no qual a série se desloca ao longo do tempo;
2. Sazonalidade: movimento ondulatório de curta duração, em geral inferior a um ano, como picos e quedas, geralmente associadas a fatores climáticos e datas comemorativas;
3. Ciclo: movimento ondulatório de longa duração, que ao longo dos anos tende a ser periódico; e

4. Ruído ou erro aleatório: compreende a variabilidade intrínseca dos dados e não podem ser modelados, podendo estar associados a eventos não previsíveis como greves, enchentes e desastres naturais.

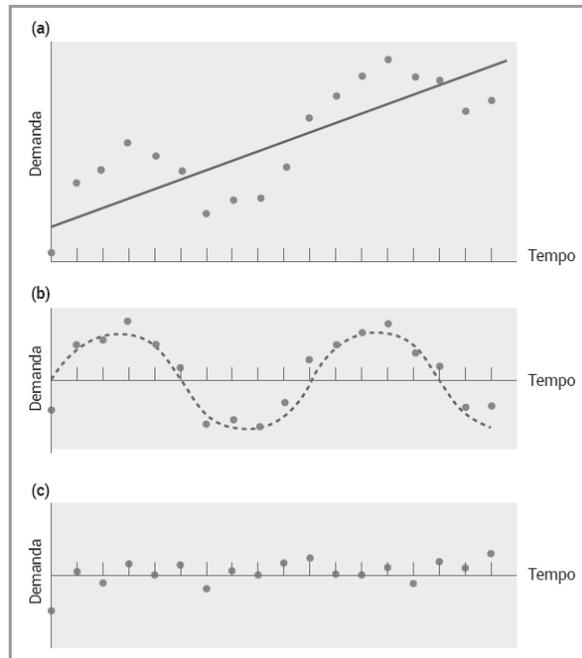


Figura 3. Séries temporais com (a) tendência, (b) sazonalidade e (c) variação aleatória  
Fonte: Slack *et al.* (2018)

Entre os métodos de séries temporais mais utilizados estão as médias móveis e suavizações exponenciais (CANDEIAS *et al.*, 2020; SLACK *et al.*, 2018).

### 2.2.1.1 Média Móvel

O método de média móvel é utilizado amplamente nas organizações, uma vez que tem uma aplicação simples e necessita de poucos dados históricos. Dessa forma, pode ser utilizado para previsões de curto prazo em que não estão presentes os fatores de tendência, sazonalidade e ciclo (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998). Segundo Tubino (2017), a média móvel oferece grande simplicidade operacional e facilidade de entendimento, porém fornece a previsão apenas para o período imediatamente posterior, visto que para horizontes mais longos se repetiriam os mesmos valores previstos. A média móvel pode ser obtida através da equação:

$$F_t = \frac{D_{t-1} + D_{t-2} + D_{t-3} + \dots + D_{t-n}}{n} \quad (4)$$

onde:

$t$  = período  $t$

$F_t$  = previsão no período  $t$

$D_t$  = demanda realizada no período  $t$

$n$  = quantidade de períodos móveis utilizados para a previsão

### 2.2.1.2 Suavização exponencial simples

Os métodos de suavização exponencial abordam as limitações que ocorrem no método de média móvel, que atribui peso igual a todos os  $n$  períodos e não utiliza dados além dos  $n$  períodos especificados em seu cálculo (SLACK *et al.*, 2018). De acordo com Pellegrini e Fogliatto (2001), os modelos de suavização exponencial são amplamente utilizados para previsões devido a sua simplicidade, facilidade de ajuste e boa precisão. Pellegrini e Fogliatto (2001) afirmam que estes métodos utilizam uma ponderação distinta para cada valor observado na série temporal histórica, de modo que possa se atribuir pesos maiores aos valores mais recentes. Se a série temporal se mantém constante em torno de um valor médio, a suavização exponencial simples pode ser utilizada para a previsão de valores futuros da série (Pellegrini e Fogliatto, 2001), já que não há a necessidade de capturar os elementos de tendência ou sazonalidade. A suavização simples requer de três tipos de dados: a previsão feita para o último período, a demanda realizada nesse mesmo período e um parâmetro de ponderação alfa ( $\alpha$ ), com valores entre 0 e 1 (CANDEIAS *et al.*, 2020). A equação utilizada na suavização exponencial simples é dada por:

$$F_{t+1} = \alpha D_t + (1 - \alpha)F_t \quad (5)$$

onde:

$F_{t+1}$  = previsão no período  $t + 1$

$\alpha$  = constante de suavização de nível

### 2.2.1.3 Suavização Exponencial Dupla de Holt

O ajustamento exponencial duplo (método de dois parâmetros de Holt) é utilizado sempre que os dados apresentam tendência (LAUGENI, 2015). Segundo Pellegrini e Fogliatto (2002), o modelo de Holt pode ser utilizado, de forma satisfatória, em séries temporais onde há

tendência linear. Este modelo emprega duas constantes de suavização,  $\alpha$  e  $\beta$ , com valores entre 0 e 1, sendo implementado através de três equações:

$$F_{t+1} = A_t + T_t \quad (4)$$

$$A_t = \alpha D_t + (1 - \alpha)(A_{t-1} + T_{t-1}) \quad (5)$$

$$T_t = \beta(A_t - A_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (6)$$

onde:

$A_t$  = estimativa do nível da série temporal no período  $t$

$T_t$  = estimativa de tendência da série temporal para o período  $t$

$\beta$  = constantes de suavização de tendência

#### 2.2.1.4 Suavização Exponencial Sazonal de *Holt Winters*

Pellegrini e Fogliatto (2001) afirmam que os modelos de *Winters* descrevem de forma apropriada dados de demanda onde se identifica a ocorrência de tendência linear e do componente de sazonalidade. Os modelos de *Winters* se dividem em aditivo e multiplicativo. No modelo aditivo, a amplitude da variação sazonal é constante ao longo do tempo, ou seja, a diferença entre o maior e o menor valor observado da demanda permanece relativamente constante ao longo do tempo; já no modelo multiplicativo, a amplitude da variação sazonal aumenta ou diminui em função do tempo (PELLEGRINI e FOGLIATTO, 2001). O modelo multiplicativo de *Winters* tem sua representação matemática dada por:

$$F_{t+1} = (A_t + T_t)S_{t-s+1} \quad (7)$$

$$A_t = \alpha \frac{D_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)(A_{t-1} + T_{t-1}) \quad (8)$$

$$T_t = \beta(A_t - A_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (9)$$

$$S_t = \gamma \frac{D_t}{A_t} + (1 - \gamma)S_{t-s} \quad (10)$$

onde:

$s$  = número de períodos por ciclo sazonal

$S_t$  = estimativa do componente sazonal da série temporal no período  $t$

$\gamma$  = constante de suavização de sazonalidade

Já o modelo aditivo de suavização exponencial de *Winters* tem suas equações matemáticas dadas por:

$$F_{t+1} = A_t + T_t + S_{t-s+1} \quad (11)$$

$$A_t = \alpha(D_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(A_{t-1} + T_{t-1}) \quad (12)$$

$$T_t = \beta(A_t - A_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (13)$$

$$S_t = \gamma(D_t - A_{t-1}) + (1 - \gamma)S_{t-1} \quad (14)$$

## 2.3 Métodos de Validação: conceitos e aplicações

### 2.3.1 Coeficiente de determinação $R^2$

Segundo Fávero *et al.* (2017), a capacidade explicativa do modelo de previsão é analisada pelo coeficiente  $R^2$  também conhecido como coeficiente de ajuste ou coeficiente de explicação. Esta medida mostra o quanto do comportamento da variável  $Y$  é explicado pela variação conjunta das variáveis  $X$  que constam no modelo. No caso de modelos de séries temporais, o coeficiente mostra o quanto as previsões geradas se ajustam aos dados reais. O  $R^2$  é obtido da seguinte forma:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2 + \sum_{i=1}^n (u_i)^2} \quad (15)$$

onde:

$R^2$  = coeficiente de determinação

$Y_i$  = equivale ao valor de  $Y$  de cada observação  $i$  da amostra

$\bar{Y}$  = equivale a média de  $Y$

$\hat{Y}_i$  = representa o valor ajustado da reta para cada observação  $i$

$n$  = tamanho da amostra

$i$  = amostra  $i$

De acordo com Stock e Watson (2012) e Fávero e Belfiore (2017), o coeficiente  $R^2$  não informa se uma variável é estatisticamente significativa. Segundo os autores, o  $R^2$  também não permite avaliar se há viés de omissão de variáveis e se a seleção das variáveis inseridas no modelo é adequada.

### 2.3.2 Erros de Previsão

Após definido o melhor modelo de previsão, é necessário avaliar a sua capacidade preditiva. De acordo com Pellegrini e Fogliatto (2001), a escolha do modelo mais apropriado é feita a partir do somatório dos erros de previsão gerados por cada modelo. De acordo com Hyndman (2008), o somatório do valor absoluto desses erros deve tender a zero. Pellegrini e Fogliatto (2001), apresentam alguns métodos de avaliar erros de previsão, tais como:

a) Média Absoluta Percentual dos Erros:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{e_t}{D_t} \times 100 \right|, \quad (12)$$

b) Média do Quadrado dos Erros:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2 \quad (13)$$

onde:

$e_t$  = diferença entre o valor previsto e o valor real no período  $t$

$n$  = quantidade de períodos previstos

## 3 METODOLOGIA

### 3.1 Descrição do Cenário

A empresa em estudo é uma multinacional do mercado de elevadores de alta tecnologia, presente em mais de 100 países. Atualmente, seus principais negócios são a venda, instalação, modernização e manutenção de elevadores, escadas rolantes, esteiras rolantes, soluções em acessibilidade e pontos de embarque para aviões. O principal negócio da empresa é a prestação de serviços, no qual sua receita provém de contratos de manutenção preventiva e grandes e pequenos reparos executados nos equipamentos que contém em sua carteira. Além da manutenção preventiva, a empresa presta serviço 24h de assistência técnica para chamados feitos em caráter emergencial (os demais também são atendidos, porém em horário comercial).

No Brasil, a empresa divide sua operação em cerca de 60 filiais com milhares de equipamentos atendidos em toda extensão do território nacional. A empresa em estudo também presta serviços de manutenção para equipamentos fabricados por outras empresas, tendo um

laboratório especializado no conserto e remanufatura de peças de elevadores de outras marcas, garantindo uma vantagem competitiva sobre os concorrentes.

Cada filial conta com um corpo técnico capacitado que se divide em equipe de técnicos de manutenção preventiva, equipe de técnicos de manutenção corretiva e equipe de técnicos trocadores de peças. As manutenções preventivas são realizadas periodicamente como regula a Associação Brasileira de Normas Técnicas (ABNT, 2012) a fim de minimizar falhas que podem ocorrer por diversos motivos a qualquer instante. A empresa conta com uma central de atendimento localizada na cidade de Porto Alegre – RS, com o objetivo de receber os chamados abertos pelos clientes relatando possíveis falhas nos equipamentos. Esses chamados geram ordens de serviços corretivas (OSs) que se dividem basicamente em três tipos de prioridade (passageiro preso, elevador parado e atendimento normal), de acordo com as informações relatadas pelo cliente.

### **3.2 Classificação da Pesquisa**

A pesquisa científica pode ser classificada nos seguintes aspectos: natureza, abordagem do problema, objetivos e procedimentos técnicos.

A pesquisa em questão é classificada como aplicada, pois busca resolver um problema específico (GIL, 2010) no contexto de uma empresa de elevadores, relacionado à previsão de demanda para gestão de chamados corretivos. Quanto à abordagem, a pesquisa é predominantemente quantitativa, uma vez que se utiliza de métodos estatísticos e modelos matemáticos para a análise dos dados (OLIVEIRA, 2002). No que se refere aos objetivos, a pesquisa pode ser definida como exploratória, pois busca encontrar referências na literatura e apresentar uma visão mais próxima de um fato (BERTUCCI, 2011). Quanto aos procedimentos, a pesquisa é um estudo de caso, pois utiliza métodos estatísticos para apresentar soluções a um problema real.

### **3.3 Etapas do Trabalho**

Este artigo segue sete etapas principais apresentadas na Figura 4, que foram adaptadas do estudo de Pellegrini e Fogliatto (2001). As etapas realizadas neste estudo são descritas na sequência.

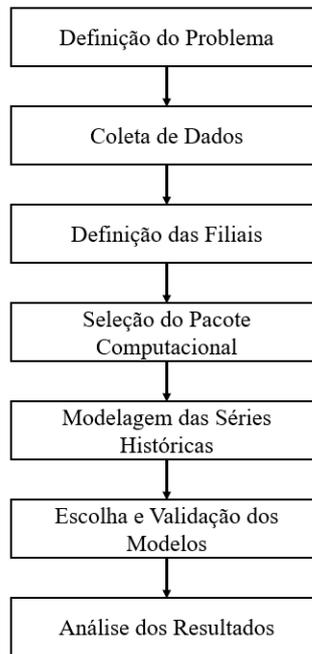


Figura 4. Etapas da metodologia do estudo  
Fonte: Adaptado de Pellegrini e Fogliatto (2001)

A primeira etapa do trabalho consistiu em definir o problema, definindo o método de previsão de chamados utilizado pela empresa e o motivo pelo qual ele pode não ser o mais adequado para algumas filiais específicas. O nível de detalhe requerido para a previsão foi levado em consideração e foi influenciado por diversos fatores, como disponibilidade de dados, precisão, custo da análise e preferências gerenciais.

Na segunda etapa, foram coletados os dados referentes a quantidade de chamados corretivos para cada uma das 60 filiais existentes. Os dados correspondem a chamados do período de setembro de 2020 a julho de 2023 e foram extraídos do sistema *ERP – Enterprise Resource Planning* da empresa.

Na terceira etapa, foram definidas as filiais para estudo. Os fatores determinantes para a escolha foram presença de sazonalidade, tendência de aumento ou queda da quantidade total de chamados e das que apresentavam os critérios anterior, foram escolhidas as mais representativas para a empresa em termos de quantidade de clientes atendidos.

Na quarta etapa foi selecionado o pacote computacional para facilitar e viabilizar a modelagem e análise de dados. O software escolhido foi o *NCSS* devido a sua variedade de métodos e análises estatísticas disponíveis.

A quinta etapa contemplou a modelagem de todos os métodos de análise de séries temporais vistas neste estudo, como suavização exponencial simples, de *Holt* e *Holt Winters*.

Nesta etapa os modelos que melhor se ajustaram aos dados foram escolhidos através da avaliação do *MAPE* e  $R^2$ .

A sexta etapa consistiu em avaliar a capacidade preditiva dos modelos escolhidos, comparando as previsões geradas com os dados da porção de teste. Nesta etapa foram utilizados o método de validação *MAPE* e o coeficiente de determinação  $R^2$  para validar os modelos.

Na última etapa foi avaliada a capacidade de atendimento de cada filial, comparando o tempo necessário para atendimento com o tempo disponível e discutidos os resultados do estudo.

## **4 DESENVOLVIMENTO**

No desenvolvimento deste estudo, foi aplicado o método proposto na seção 3 na empresa objeto de estudo, uma multinacional do mercado de elevadores.

### **4.1 Definição do Problema**

Presente em todo o território nacional com cerca de 60 filiais, a empresa objeto de estudo carece de métodos estatísticos e matemáticos apurados para tomar decisões. Cada filial dispõe de um cenário particular quando comparada às demais. Grande parte das filiais apresentam uma demanda de chamados relativamente regular, sem picos elevados, sazonalidades ou tendências acentuadas. Entretanto, há filiais para as quais a tarefa de gerir os recursos necessários para atender a demanda se torna extremamente complexa devido as equipes serem dimensionadas para uma demanda de chamados baseada na média de chamados do último ano fiscal, não capturando elementos de sazonalidade, ciclos e aleatoriedades. A aplicação do método objetiva apresentar um modelo de previsão adequado para as filiais desse segundo grupo.

### **4.2 Coleta de Dados**

A coleta de dados foi realizada através de um *dashboard* de gestão operacional disponível na plataforma *Power BI* da *Microsoft*, que por sua vez está integrada ao sistema de gestão ERP da empresa. Inicialmente, foram coletados os dados disponíveis de chamados corretivos entre os períodos de setembro de 2020 a julho de 2023. Os dados foram agrupados por filial e dispostos ao longo do tempo, formando uma tabela de quantidade de chamados por mês. Para fins de análise de capacidade da filial, foram coletados os dados de tempo de

atendimento ao cliente (TAC), que compreende o tempo desde o aceite do técnico até o encerramento da ordem de serviço. Uma etapa adicional precisou ser feita, em relação a limpeza de dados, retirando tempos negativos, tempos iguais a zero e tempos de atendimento muito elevados (superiores a 24h).

### 4.3 Definição das Filiais

Após a coleta de dados, foi feita uma entrevista com o gestor corporativo de serviços da empresa de estudo, para que a opinião de um especialista pudesse ajudar na seleção das filiais mais críticas. As filiais selecionadas para análise foram Capão da Canoa – RS, Gramado – RS, e Balneário Camboriú – SC. Essas filiais, coincidentemente, estão situadas em cidades nas quais o volume de pessoas no local varia durante o ano. No caso de Capão da Canoa – RS e Balneário Camboriú – SC, as altas temperaturas do verão influenciam na migração de pessoas para a região litorânea, tal fenômeno pode ser visto ao visualizar as Figuras 5 e 6, onde os períodos de demanda alta são os meses que compreendem o verão. Já Gramado – RS costuma receber um volume de visitantes considerável em datas como a Páscoa, Natal e em datas com previsões de baixa temperatura, com possível ocorrência de neve. Ao definir as filiais, a filial Gramado – RS foi desconsiderada do estudo por falta de registro e apontamento de chamados, o que tornou a modelagem complexa e imprecisa, após um aprofundamento foi verificado que o número real de chamados difere do coletado no sistema *ERP*. Com auxílio do *software Excel*, foram plotados os dados de demanda histórica das duas filiais selecionadas, conforme apresentados nas Figuras 5 e 6. As séries analisadas são constituídas de 35 pontos amostrais.

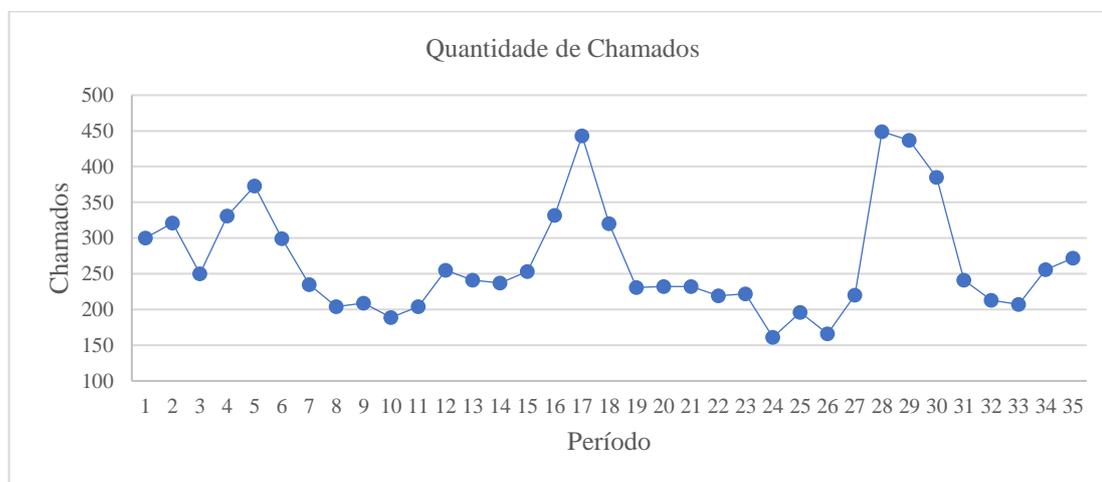


Figura 5. Série histórica de chamados de Capão da Canoa – RS

Fonte: Elaborado pelo Autor.

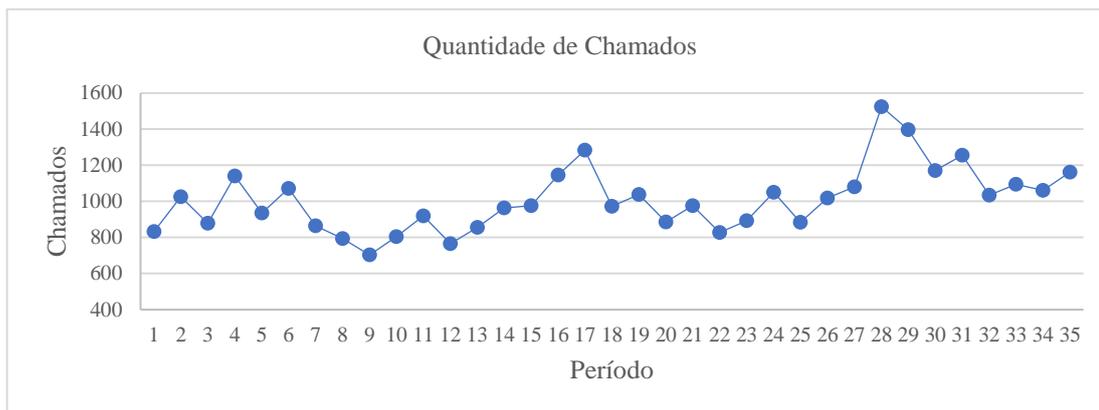


Figura 6. Série histórica de chamados de Balneário Camboriú – SC  
 Fonte: Elaborado pelo Autor.

#### 4.4 Seleção do Pacote Computacional

Após a coleta de dados, definição das filiais e visualização gráfica dos dados, foi feita a seleção de um *software* estatístico para auxiliar na modelagem de dados. A escolha do pacote computacional certo para realizar essa análise é uma decisão estratégica, e no presente estudo, foi optado por utilizar o *NCSS* por diversos motivos. O *NCSS* oferece um conjunto abrangente de funcionalidades voltadas para análise de séries temporais, atendendo às necessidades específicas deste estudo. Suas ferramentas de decomposição de séries temporais, modelagem e previsão são altamente robustas e confiáveis, permitindo-nos identificar padrões sazonais, tendências e variações irregulares nos chamados corretivos ao longo do tempo. Além disso, a interface do *NCSS* se destaca por sua facilidade de uso, tornando a análise de séries temporais acessível mesmo para aqueles sem ampla experiência em programação ou estatísticas avançadas. Isso é de extrema importância, pois o foco principal deste estudo reside na extração de informações significativas a partir dos dados, sem se perder em complexidades técnicas. Para a organização do banco de dados e análise de possíveis *outliers*, foi utilizado o *software Excel*.

#### 4.5 Modelagem das Séries Históricas

Para fins de modelagem no *NCSS*, foram separados 80% dos dados da série histórica totalizando 29 pontos amostrais e para validação, foram separados 20% dos dados, totalizando 6 meses. Os dados de demanda histórica utilizados estão apresentados na Tabela 1.

Tabela 1. Dados da série histórica de chamados

Mês	t	Capão da Canoa – RS	Balneário Camboriú – SC
set-20	1	300	833
out-20	2	321	1026
nov-20	3	250	878
dez-20	4	331	1141
jan-21	5	373	936
fev-21	6	299	1072
mar-21	7	235	865
abr-21	8	204	793
mai-21	9	209	703
jun-21	10	189	804
jul-21	11	204	920
ago-21	12	255	765
set-21	13	241	855
out-21	14	237	964
nov-21	15	253	975
dez-21	16	332	1146
jan-22	17	443	1284
fev-22	18	320	972
mar-22	19	231	1037
abr-22	20	232	886
mai-22	21	232	975
jun-22	22	219	827
jul-22	23	222	893
ago-22	24	161	1050
set-22	25	196	883
out-22	26	166	1018
nov-22	27	220	1081
dez-22	28	449	1525
jan-23	29	437	1397
fev-23	30	385	1171
mar-23	31	241	1256
abr-23	32	213	1034
mai-23	33	207	1094
jun-23	34	256	1061
jul-23	35	272	1161

Fonte: Elaborado pelo autor.

A série temporal da primeira filial, Capão da Canoa – RS, apresentou melhor ajuste ao modelo de suavização de *Holt-Winters*, como pode ser visualizado na Figura 7 (pontos vermelhos correspondem aos valores observados da série e a linha azul corresponde aos dados previstos pelo modelo). O coeficiente de determinação foi  $R^2 = 0,84$  e o *MAPE* foi 7,39.

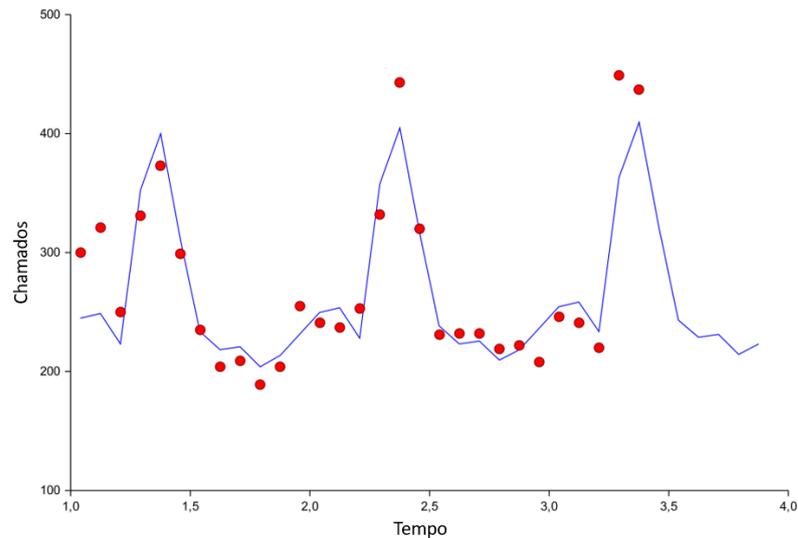


Figura 7. Ajuste do modelo de Holt-Winters para a série de dados de Capão da Canoa – RS  
 Fonte: Software NCSS

A série temporal da segunda filial, Balneário Camboriú – SC, apresentou melhor ajuste ao modelo de suavização de *Holt-Winters*, como pode ser visualizado na Figura 8 (pontos vermelhos correspondem aos valores observados da série e a linha azul corresponde aos dados previstos pelo modelo). O coeficiente de determinação foi  $R^2 = 0,80$  e o *MAPE* foi 6,79.

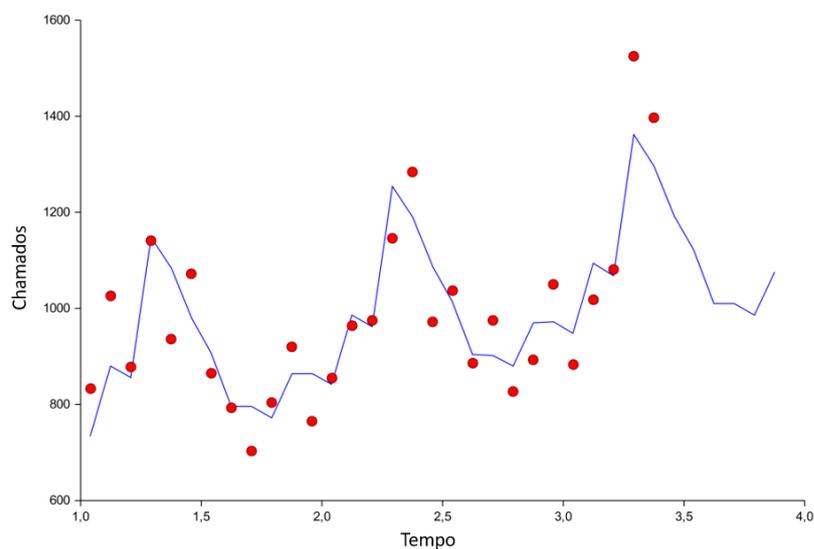


Figura 8. Ajuste do modelo de Holt-Winters para a série de dados de Baln. Camboriú – SC  
 Fonte: Software NCSS

#### 4.6 Validação dos Modelos Analisados

Após a modelagem dos dados, com o propósito de validar os modelos desenvolvidos, foram empregados os dados da porção de teste que correspondem aos seis últimos meses,

conforme apresentados na Tabela 1. Para fins de comparação, também foram apresentados os dados de previsão da empresa, que consiste na média simples do último ano fiscal (outubro de 2021 a setembro de 2022).

Os dados de demanda real, de previsão gerados pelo modelo e de previsão da empresa, estão dispostos nas Tabelas 2 e Tabela 3.

Tabela 2. Validação do modelo de Holt-Winters para a série de Capão da Canoa – RS

t	Chamados	Previsão Modelo	Resíduo Modelo	% Modelo	Previsão Empresa	Resíduo Empresa	% Empresa
30	385	320	-65	16,90%	265	-120	31,17%
31	241	243	2	1,02%	265	24	9,96%
32	213	228	15	7,25%	265	52	24,41%
33	207	231	24	11,57%	265	58	28,02%
34	256	214	-42	16,23%	265	9	3,52%
35	272	223	-49	17,85%	265	-7	2,57%
<b>MAPE</b>				11,80%			16,61%
<b>R<sup>2</sup></b>				0,74			0,00

Fonte: Elaborado pelo Autor

O desempenho do modelo de previsão de Holt- Winters, na filial de Capão da Canoa – RS, revelou-se satisfatório, indicando uma precisão consistente em suas projeções. Isso é evidenciado pelo valor do erro médio absoluto percentual (*MAPE*) de 11,80%, que reflete uma discrepância relativamente baixa entre as previsões geradas pelo modelo e os valores reais observados. O  $R^2$  de 0,74 indica que uma proporção significativa da variabilidade observada nos valores reais da série temporal pode ser explicada pelas previsões geradas pelo modelo. Esse resultado sugere que o modelo está capturando de forma eficaz os padrões subjacentes e as tendências presentes nos dados de demanda ao longo do tempo.

Quando contrastado com o método atualmente empregado pela empresa, que registra um *MAPE* de 16,61% e um  $R^2$  nulo, fica evidente que o modelo proposto supera o método existente em termos de desempenho. Mesmo que a diferença entre 16,61% e 11,80% não seja tão significativa, sair de um modelo de previsão que não se ajusta aos dados reais com um  $R^2$  nulo, para um modelo que consegue explicar os dados reais através dos dados previstos com um coeficiente de ajuste de 0,74, é um ganho extremamente significativo. Além do que, a previsão baseada na média simples para a filial de Capão da Canoa, apresenta nos períodos de teste, valores superiores aos valores reais, o que pode ser um problema em períodos de baixa demanda na qual a equipe poderia estar superdimensionada ocasionando ociosidade, e nos

períodos de alta demanda poderia resultar em altos tempos de atendimento devido ao subdimensionamento da equipe. Os resultados indicam que o modelo baseado em *Holt-Winters* apresenta maior precisão em suas previsões, reduzindo o erro percentual médio e melhorando de forma significativa a capacidade de explicar a variabilidade dos dados.

Tabela 3. Validação do modelo de Holt-Winters para a série de Balneário Camboriú – SC

t	Chamados	Previsão Modelo	Resíduo Modelo	% Modelo	Previsão Empresa	Resíduo Empresa	% Empresa
30	1171	1192	21	1,81%	991	-180	15,37%
31	1256	1121	-135	10,74%	991	-265	21,10%
32	1034	1010	-24	2,36%	991	-43	4,16%
33	1094	1009	-85	7,76%	991	-103	9,41%
34	1061	986	-75	7,10%	991	-70	6,60%
35	1161	1077	-84	7,27%	991	-170	14,64%
<b>MAPE</b>				6,17%			11,88%
<b>R<sup>2</sup></b>				0,60			0,00

Fonte: Elaborado pelo Autor

O desempenho do modelo de previsão de Holt-Winters na filial de Balneário Camboriú – SC, foi considerado satisfatório e apresentou melhores resultados em relação a filial anterior, exibindo uma precisão consistente em suas projeções. Tal assertiva é indicada pelo erro médio absoluto percentual (*MAPE*) com valor de 6,17%, indicando uma discrepância relativamente pequena entre as previsões geradas e os valores reais observados. A presença do coeficiente de determinação (*R<sup>2</sup>*) de 0,60 corrobora essa eficácia, denotando que uma parcela considerável da variabilidade presente nos valores reais da série temporal é abordada pelas previsões do modelo, o que evidencia sua capacidade de capturar tendências e padrões intrínsecos nos dados de demanda ao longo do tempo.

Quando contrastado com o método atualmente empregado pela empresa, que registra um *MAPE* de 11,88% e um *R<sup>2</sup>* nulo, fica evidente que o modelo proposto supera o método existente em termos de desempenho. Seguindo a lógica da filial anterior, o modelo proposto apresenta um erro de previsão inferior ao método da empresa, porém não se mostra fortemente significativo, pois sai de um erro médio de 11,88% para 6,17%, já em relação capacidade de ajuste aos dados reais, mostra um *R<sup>2</sup>* de 0,60, o que representa um modelo com boa capacidade de ajuste. Ao contrário da filial de Capão da Canoa, a filial de Balneário Camboriú apresenta previsões inferiores aos valores reais, visto que o método utilizado pela empresa também se baseia na média simples, o que pode ocasionar em um problema de dimensionamento de equipe

para atender a quantidade de chamados total desses períodos. Os resultados indicam que o modelo baseado em Holt-Winters é mais preciso em suas previsões, reduzindo o erro percentual médio e melhorando significativamente a capacidade de explicar a variabilidade dos dados.

O desempenho de todos os modelos testados em relação a porção de testes, está disposto na Tabela 7 na seção de apêndices.

#### 4.7 Análise da capacidade e discussão

Após a validação dos modelos preditivos e o cálculo das projeções futuras calculadas, é possível estimar se as equipes de atendimento a chamados corretivos de cada filial estão bem dimensionadas para suportar as flutuações na demanda de chamados, conforme evidenciado nas seções anteriores deste estudo. O tempo de atendimento varia de acordo com a urgência dos chamados e o prazo estipulado por cada filial. As urgências e o tempo médio de atendimento foram dispostos na Tabela 4.

Tabela 4. TAC médio das filiais Capão da Canoa – RS e Balneário Camboriú – SC

Tipo	Capão da Canoa – RS			Balneário Camboriú – SC		
	TAC Médio	% Tipo	TAC Padrão	TAC Médio	% Tipo	TAC Padrão
Normal	65	62%	120	90	67%	240
Urgência	69	29%	90	85	24%	180
Emergência	52	9%	30	72	9%	60
<b>Total</b>	65	100%	104	87	100%	210

Fonte: Elaborado pelo Autor

O tempo de atendimento ao cliente (TAC) médio de cada filial foi calculado pela média ponderada dos tipos de urgência: normal, urgência e emergência. A média ponderada se fez necessária pois cada tipo tem seu prazo de atendimento, representado pela expressão TAC padrão na Tabela 4.

Através dos tempos médios é possível estimar a capacidade disponível necessária para o atendimento dos chamados. A filial Capão da Canoa – RS conta com 1 técnico disponível para atendimento a chamados corretivos, enquanto a filial Balneário Camboriú – SC conta com 9 técnicos. Cada técnico trabalha em média 8,8 horas por dia útil, variando a carga de trabalho dependendo do mês. Para o estudo foram utilizados apenas os chamados feitos em horário de atendimento da filial, desconsiderando os chamados feitos em horário que não haveria técnico disponível.

Através dos modelos validados na seção 4.6, foram utilizados os mesmos dados de demanda histórica contemplando 35 pontos amostrais para projetar a quantidade de chamados de 12 meses futuros (proporção de 75% de dados históricos para 25% dados previstos), para isso foi utilizado o software *NCSS* para fornecer as previsões com base nos modelos de *Holt-Winters*. Após a previsão obtida, foram calculados os tempos necessários para atendimento dos chamados utilizando como base a média ponderada de cada filial apresentada na Tabela 4. Com os tempos necessários obtidos, foi calculado o tempo disponível de acordo com a quantidade de técnicos e quantidade de dias úteis no período. Com o tempo necessário e o tempo disponível calculados, foi possível obter a diferença entre esses tempos e com essa diferença estimar a quantidade de técnicos extras ou horas extras necessárias para suprir essa necessidade. Para estimar gastos com horas extras ou custos com contratações de técnicos, foi utilizado como base um salário médio de R\$ 3.500. Para as horas extras foi considerado um adicional de 50% no valor da hora (R\$ 19) e para o custo com a contratação foi considerado o dobro do salário (R\$ 7.000) para representar o custo total da empresa com um técnico. A Tabela 5 e a Tabela 6 mostram os resultados obtidos para cada filial.

Tabela 5. Análise da capacidade de atendimento de Capão da Canoa – RS

t	Previsão	Tempo Necess. (min)	Tempo Disp. (min)	Tempo Disp. – Necess.	Técnicos Extras Necess.	Horas Extras Necess.	Custo Técnicos Extras (R\$)	Custo Horas Extras (R\$)
36	250	16.263	11.088	-5.175	1	588	7.000	16.708
37	282	18.345	11.088	-7.257	2	825	14.000	23.428
38	286	18.605	10.560	-8.045	2	914	14.000	25.973
39	260	16.914	12.144	-4.770	1	542	7.000	15.399
40	390	25.371	11.088	-14.283	3	1.623	21.000	46.110
41	437	28.429	10.560	-17.869	4	2.031	28.000	57.685
42	354	23.029	11.616	-11.413	2	1.297	14.000	36.845
43	255	16.589	10.032	-6.557	1	745	7.000	21.167
44	236	15.353	11.088	-4.265	1	485	7.000	13.768
45	235	15.288	11.616	-3.672	1	417	7.000	11.853
46	241	15.678	10.560	-5.118	1	582	7.000	16.522
47	252	16.394	11.088	-5.306	1	603	7.000	17.128
<b>Total</b>	3.478	226.257	132.528	-93.729		10.651	140.000	302.587

Fonte: Elaborado pelo Autor

A análise de capacidade para atendimento de chamados corretivos da filial Capão da Canoa – RS, mostra que a filial está subdimensionada em relação a quantidade de técnicos necessária para atender a demanda de chamados. Os dados de previsão futura, apresentam que nos períodos de demanda acentuada, a filial chega a necessitar de mão-de-obra equivalente a três ou até quatro técnicos para suprir a demanda, além disso mesmo nos períodos de demanda regular, a filial carece de recursos para atendimento da demanda. Todavia, a filial consegue

atender os chamados realizando horas extras e destinando horas de técnicos preventivos para atendimento de chamados corretivos, visto que a terceirização deste serviço não é uma realidade para a empresa.

Tabela 6. Análise da capacidade de atendimento de Balneário Camboriú – SC

t	Previsão	Tempo Necess. (min)	Tempo Disp. (min)	Tempo Disp. – Necess.	Técnicos Extras Necess.	Horas Extras Necess.	Custo Técnicos Extras (R\$)	Custo Horas Extras (R\$)
36	1.126	92.983	99.792	6.809	0	-774	-	-
37	1.136	93.753	99.792	6.039	0	-686	-	-
38	1.281	105.778	95.040	-10.738	1	1.220	7.000	34.666
39	1.257	103.742	109.296	5.554	0	-631	-	-
40	1.549	127.902	99.792	-28.110	1	3.194	7.000	90.747
41	1.484	122.536	95.040	-27.496	1	3.125	7.000	88.765
42	1.350	111.474	104.544	-6.930	1	788	7.000	22.372
43	1.331	109.906	90.288	-19.618	1	2.229	7.000	63.332
44	1.183	97.660	99.792	2.132	0	-242	-	-
45	1.203	99.284	104.544	5.260	0	-598	-	-
46	1.176	97.083	95.040	-2.043	1	232	7.000	6.594
47	1.270	104.842	99.792	-5.050	1	574	7.000	16.304
<b>Total</b>	15.347	1.266.942	1.192.752	-74.190		8.431	49.000	322.780

Fonte: Elaborado pelo Autor

A análise de capacidade para atendimento de chamados corretivos da filial Balneário Camboriú – SC, mostra que a filial está bem dimensionada em relação a quantidade de técnicos necessária para atender a demanda regular de chamados. Os dados de previsão futura, apresentam que nos períodos de demanda acentuada, a filial chega a necessitar de mão-de-obra equivalente a apenas um técnico para suprir a demanda. Todavia, a filial consegue atender os chamados realizando horas extras ou destinando horas de técnicos preventivos para atendimento de chamados corretivos, visto que a terceirização deste serviço não é uma realidade para a empresa.

## 5 CONCLUSÃO

Diante da crescente necessidade de eficiência e agilidade na gestão de equipes técnicas para atendimento de chamados corretivos no mercado de elevadores, este trabalho propôs um modelo de previsão de demanda eficaz e robusto, baseado em técnicas avançadas de análise de séries temporais. Através da coleta e análise de dados históricos de chamados corretivos, o modelo desenvolvido demonstrou sua capacidade de capturar padrões sazonais, tendências e variações pontuais, permitindo assim uma previsão precisa e confiável da demanda futura.

A utilização desses modelos de previsão de demanda proporcionará à empresa uma série de benefícios significativos. Em primeiro lugar, fornecerá informações para um planejamento mais eficaz da equipe técnica, garantindo que a empresa faça os movimentos necessários para disponibilizar a quantidade adequada de técnicos para atender às necessidades dos clientes em momentos de maior demanda. Isso resultará em redução de tempos de espera para atendimento, aumento da satisfação do cliente e otimização dos recursos humanos. Além disso, a aplicação do modelo possibilitará a identificação de períodos sazonais de maior e menor demanda, permitindo à empresa antecipar-se a picos de chamados corretivos e adotar estratégias proativas dentro das suas limitações, como realocação temporária de recursos utilizando, por exemplo, mão-de-obra de técnicos preventivos em certos períodos. Isso terá impactos positivos não apenas na eficiência operacional, mas também na redução de custos associados a horas extras e possíveis reduções de reclamações por alto tempo de atendimento.

Vale ressaltar que o desenvolvimento e implementação do modelo de previsão de demanda requerem a adoção de um processo contínuo de monitoramento e ajustes. A qualidade das previsões dependerá da disponibilidade de dados atualizados e da adaptação do modelo a possíveis mudanças nos padrões de demanda ao longo do tempo. Portanto, a empresa deve estar comprometida em manter a integridade e precisão dos dados, bem como em investir na constante melhoria do modelo.

O estudo realizado apresentou um conjunto de propostas abrangentes para aprimorar a eficiência da gestão da equipe técnica e o atendimento às demandas dos chamados corretivos na empresa de estudo. A primeira proposta está centrada na implementação, para todas as filiais, de um modelo de previsão de demanda com base em análise de séries temporais. Esse modelo avançado tem a capacidade de identificar padrões sazonais, tendências e variações nos históricos de chamados corretivos. A adoção desse modelo nos processos operacionais permitirá à empresa obter previsões mais precisas e confiáveis para demanda futura, facilitando um planejamento mais eficaz. A segunda proposta sugere um planejamento estratégico de movimentos entre as equipes em resposta a períodos de alta demanda. Utilizando as previsões de demanda como guia, a empresa poderá antecipar momentos de pico e realocar membros de diferentes equipes e conscientizar os colaboradores para evitar agendarem férias para esses períodos. Uma terceira proposta aborda a implementação de um sistema de intercâmbio entre filiais, onde nos períodos de pico de demanda a filial utilizaria recursos de outras filiais que dispõe de mão-de-obra excedente no período em comum, esse modelo ajudaria a filial a atender a demanda de chamados, reduzir custos com horas extras e promoveria colaboração entre técnicos de diferentes regiões. Por fim, uma quarta proposta sugere a empresa a utilização de

outras técnicas de previsão chamados que capturem variáveis que influenciem na quantidade de chamados em determinado período. Fatores como temperatura, umidade, precipitação, maresia, idade dos equipamentos, modelo dos equipamentos, fluxo de pessoas etc., podem influenciar na quantidade de chamados e identificando essas variáveis um plano de manutenção preventivo mais eficaz pode ser desenvolvido para evitar ocorrência de falhas.

## REFERÊNCIAS

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 16083: Manutenção de elevadores, escadas rolantes e esteiras rolantes – Requisitos para instruções de manutenção**. ABNT, 2012.

BERTUCCI, J. L.O. **Metodologia Básica para Elaboração de Trabalhos de Conclusão de Cursos**. São Paulo: Editora Atlas S.A., 2011.

CANDEIAS, T. M.; DE MENEZES OLIVO, A.; LEMOS, F. K. Previsão de demanda: simulação em uma empresa do segmento de artigos para dança, fitness, natação e sportswear. **Revista Produção Online**, v. 20, n. 1, p. 119-148, 2020.

CTBUH. **Year in Review: Tall Trends of 2022: World Surpasses 2,000 Buildings of 200 Meters or Greater Height**. Tall Building in Numbers, 2022. Disponível em: <[https://global.ctbuh.org/resources/papers/4618-Journal2023\\_IssueI\\_YIR.pdf](https://global.ctbuh.org/resources/papers/4618-Journal2023_IssueI_YIR.pdf)>. Acesso em: 20 abr. 2023.

CORREA, H.; CORREA, C. **Administração da Produção e Operações**. São Paulo: Atlas S.A, 2005.

FÁVERO, L. P. L.; BELFIORE, P. **Manual de análise de dados: estatística e modelagem multivariada com Excel®, SPSS® e Stata®**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2017.

FROGER, A.; GENDREAU, M.; MENDOZA, J.E.; PINSON, E.; ROUSSEAU, L. M. Maintenance scheduling in the electricity industry: A literature review. **European Journal of Operational Research**, v. 251, n. 3, p 695–706, 2016. Disponível em: [https://www.math.ubordeaux.fr/~afroger001/documents/Maintenance\\_scheduling\\_in\\_the\\_electricity\\_industry.pdf](https://www.math.ubordeaux.fr/~afroger001/documents/Maintenance_scheduling_in_the_electricity_industry.pdf). Acesso em: 10 ago. 2023.

GIL, A. C. **Métodos e técnicas de pesquisa social**. 6 ed. São Paulo: Atlas, 2010.

HERRES, D. **Elevator Maintenance: JADE Learning**, 2017. Disponível em: <<https://www.jadelearning.com/blog/elevator-maintenance>>. Acesso em: 10 ago. 2023.

HYNDMAN, R.; KOEHLER, A. B.; ORD, J. K.; SNYDER, R. D. **Forecasting with Exponential Smoothing**: Springer-Verlag Berlin Heidelberg. 2008.

KARDEC, A.; NASCIF, J. A. **Manutenção – Função estratégica**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2009.

LAUGENI, F. P.; MARTINS, P. G. **Administração da produção**. São Paulo: Editora Saraiva, ed. 3, 2015. E-book. ISBN 9788502618367. Disponível em: <https://app.minhabiblioteca.com.br/#/books/9788502618367/>. Acesso em: 18 ago. 2023.

LIU, Chang; ZHANG, Xinzheng; LIU, Xindong; CHEN, Can. The Research Of Elevator Fault Diagnosis Method Based On Decision Tree Algorithm. In: **2017 2nd Joint International Information Technology, Mechanical and Electronic Engineering Conference (JIMEC 2017)**. Atlantis Press, 2017. p. 488-491.

LIU, Jian; ZHANG, Chao; LI, Na. Fault prediction of elevator operation system based on LSTM. In: **2021 33rd Chinese Control and Decision Conference (CCDC)**. IEEE, 2021. p. 6762-6766.

LUSTOSA, L. J.; MESQUITA, M. A.; QUELHAS, O. L. G.; OLIVEIRA, R. J. **Planejamento e Controle da Produção**. 2 ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2008.

MAKRIDAKIS, S.; WHEELWRIGHT, S.; HYNDMAN, R. J. **Forecasting methods and applications**. 3. ed. New York: John Wiley & Sons, 1998.

MISHRA, K. M; HUHTALA, K. J. Fault detection of elevator systems using multilayer perceptron neural network. In: **2019 24th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETF A)**. IEEE, 2019. p. 904-909.

MOREIRA, D. A. **Administração da Produção e Operações**. São Paulo: Pioneira Thomson Learning, v. 1, 2001.

MORRETIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. **Previsão de séries temporais**. 2. ed. São Paulo: Atual Editora, 1987.

NBR 16858:2018. **Elevadores, escadas e esteiras rolantes - Requisitos de segurança para projeto, fabricação, instalação, operação, manutenção, inspeção e reforma**. Rio de Janeiro: ABNT, 2018.

OLIVEIRA, S. L. **Tratado de Metodologia Científica: Projetos de Pesquisas, TGI, TCC, Monografias, Dissertações e Teses**. São Paulo: Pioneira Thomson Learning, 2002.

OTIS. **Tudo o que você precisa saber sobre os tipos de elevadores**. 2019. Disponível em: <<https://blog.otis.com.br/tudo-o-que-voce-precisa-saber-sobre-os-tipos-de-elevadores/>>. Acesso em: 20 ago. 2023.

PELLEGRINI, F. R.; FOGLIATTO, F. S. Metodologia para Implantação de Sistemas de Previsão de Demanda: técnicas e estudo de caso. **Anais do XXI ENEGEP–Encontro Nacional de Engenharia de Produção – CD-ROM**. Salvador, 2001.

PILON, J. A. Manutenção Preventiva Sistemática de Pneus em uma Empresa de Transporte Público na Cidade de Vitória-ES. **XIV Simpósio de Engenharia de Produção**. São Paulo, 2007. Disponível em: <[http://www.simpep.feb.unesp.br/anais\\_simpep.php?e=1](http://www.simpep.feb.unesp.br/anais_simpep.php?e=1)>. Acessado em: 19 de julho de 2023.

- SLACK, Nigel; BRANDON-JONES, Alistair; JOHNSTON, Robert. **Administração da Produção, 8ª edição**. São Paulo: Grupo GEN, 2018. E-book. ISBN 9788597015386. Disponível em: <https://app.minhabiblioteca.com.br/#/books/9788597015386/>. Acesso em: 10 ago. 2023.
- SILVA, J. Importância da manutenção preventiva dos elevadores. **Obras Civis**, São Paulo, v. 2, n. 1, p. 23-29, 2020. Disponível em: <http://187.29.162.44/index.php/obrascivis/article/view/1744/1717>. Acesso em: 02 abr. 2023.
- SIQUEIRA, I. P. **Manutenção centrada na confiabilidade**: manual de implementação. 1. ed. Rio de Janeiro: Qualitymark Editora, 408 p. 2014.
- STOCK, J. H.; WATSON, M. W.; LARRIÓN, R. S. **Introducción a la Econometría**. 2012.
- TUBINO, D. F. **Planejamento e Controle da Produção** - Teoria e Prática. 3ª edição. São Paulo: Grupo GEN, 2017. E-book. ISBN 9788597013726. Disponível em: <https://app.minhabiblioteca.com.br/#/books/9788597013726/>. Acesso em: 21 ago. 2023.
- WERNER, L; RIBEIRO, J. L. D. Modelo composto para prever demanda através da integração de previsões. **SciELO**. São Paulo, v. 16, n. 3, p. 493-509, dez. 2006.
- WU, H. Analysis of wheel groove wear and inspection of traction elevator. **China Stand**, v. 8, p. 44, 2017.

## APÊNDICE

Tabela 7. Comparação dos modelos treinados com a porção de teste

<b>Desempenho dos Métodos Testados</b>				
<b>Método</b>	<b>Capão da Canoa</b>		<b>Balneário Camboriú</b>	
	<b>R<sup>2</sup></b>	<b>MAPE</b>	<b>R<sup>2</sup></b>	<b>MAPE</b>
Média Móvel	0,05	37%	0,00	10%
Suav. Expo. Simples	0,20	17%	0,13	12%
Suav. Expo. Dupla de Holt	0,00	21%	0,11	12%
Suav. Expo. Holt Winters	0,74	12%	0,60	6%

Fonte: Elaborado pelo Autor