

**UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ**

**ANDRÉ DE SOUZA CAMPOS  
THALES AUGUSTO OLIVEIRA CAMPOLIM**

**PREVISÃO DE DEMANDA EM UMA EMPRESA NO SETOR DE SERVIÇOS DE  
TECNOLOGIA**

**PONTA GROSSA  
2022**

**ANDRÉ DE SOUZA CAMPOS  
THALES AUGUSTO OLIVEIRA CAMPOLIM**

**PREVISÃO DE DEMANDA EM UMA EMPRESA NO SETOR DE SERVIÇOS DE  
TECNOLOGIA**

**Demand Forecasting in a Technological Services Company**

Trabalho de conclusão de curso de graduação apresentado como requisito para obtenção do título de Bacharel em Engenharia de Produção da Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR).  
Orientador(a): Dra. Yslene Rocha Kachba.

**PONTA GROSSA**

**2022**



Esta licença permite remixe, adaptação e criação a partir do trabalho, para fins não comerciais, desde que sejam atribuídos créditos ao(s) autor(es). Conteúdos elaborados por terceiros, citados e referenciados nesta obra não são cobertos pela licença.

**ANDRÉ DE SOUZA CAMPOS  
THALES AUGUSTO OLIVEIRA CAMPOLIM**

**PREVISÃO DE DEMANDA EM UMA EMPRESA NO SETOR DE SERVIÇOS DE  
TECNOLOGIA**

Trabalho de Conclusão de Curso de Graduação  
apresentado como requisito para obtenção do título de  
Bacharel em Engenharia de Produção da Universidade  
Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR).

Data de aprovação: 22/06/2022

---

Yslene Rocha Kachba  
Doutorado  
UTFPR

---

Fábio José Ceron Branco  
Doutorado  
UTFPR

---

Juan Carlos Claros Garcia  
Doutorado  
UTFPR

**PONTA GROSSA  
2022**

## RESUMO

Dentro de um mercado cada vez mais competitivo, as empresas precisam se utilizar de ferramentas para o apoio à tomada de decisão. Dessa forma, modelos de previsão de demanda podem ter um papel decisivo no planejamento estratégico para os períodos futuros. O presente estudo tem como o objetivo analisar e compreender a demanda por suporte em uma empresa de tecnologia que trabalha oferecendo com uma plataforma de assinatura eletrônica, com uso de técnicas de suavização exponencial e controle estatístico de processos, utilizando especificamente os modelos de ARIMA e *Holt Winters* que foram comparados perante a sua confiabilidade e qualidade de previsão das demandas futuras com o objetivo de auxiliar no dimensionamento dos esforços a serem empregados pelo time responsável pelo atendimento aos clientes que procuram auxílio na utilização da plataforma, sendo o segundo modelo o de melhor performance para o caso pois obtiveram valores de erro menor que o primeiro. Além da importância de se obter uma melhor previsibilidade para os negócios, o estudo se justifica também pela escassez de pesquisa acerca do tema, em especial, para o setor de serviços.

**Palavras-chave:** Previsão de demanda; suavização exponencial; sazonalidade; Arima; *Holt Winters*.

## ABSTRACT

Considering a highly competitive environment, companies need to use management tools in order to stand decision making. Therefore, demand forecasting can have a critical role in the company's strategic planning for further periods. This paper claims to analyze and understand the demand's characteristics for customer service in a technology company which works with platform for electronic signature, then use exponential smoothing and process statistics control techniques, specially the ARIMA and Holt Winters models that were compared by reliability and quality of demand planning, to forecast it and help size the efforts demanded by the team responsible to auxiliate the customers in need, being the second model, the one that had better performance for the case studied with less variation between series. Besides the importance of having a better predictability, the study justifies itself by the lack of content in this matter, especially ones referring to services.

**Keywords:** Demand forecast; exponential smoothing; seasonality; Arima; Holt Winters.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Etapas do modelo de previsão da demanda.....	14
Figura 2 - Exemplos das componentes tendência e sazonalidade.....	20
Figura 3 - Equação dos modelos de Holt-Winters.....	20
Figura 4 - Exemplos de causas de sazonalidade.....	24
Figura 5 - Procedimentos de pesquisa.....	27
Figura 6 - Comportamento das 98 amostras coletadas.....	31
Figura 7 - Base de dados com 71 amostras.....	34
Figura 8 - Comparação dos resultados dos erros.....	42

## LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 - Gráfico de dispersão temporal.....	32
Gráfico 2 - Gráfico com amostras outliers .....	33
Gráfico 3 - Gráfico de dispersão temporal com 71 amostras .....	35
Gráfico 4 - Gráfico Chamados x Semana com 71 amostras .....	37
Gráfico 5 - Gráfico de dispersão da série estacionária.....	38
Gráfico 6 - Gráfico em linha da série estacionária .....	39
Gráfico 7 - Base de dados adicionada aos 8 pontos de previsão .....	41

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Constantes de suavização .....	35
Tabela 2 - Resultados da previsão da demanda .....	36
Tabela 3 - Erros Holt-Winters .....	37
Tabela 4 - Resultados do ARIMA .....	39
Tabela 5 - Comportamento das 10 últimas amostras .....	40
Tabela 6 - Erros ARIMA .....	41
Tabela 7 - Tabela de erros .....	47



## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	<b>10</b>
1.1	Objetivo geral .....	11
1.2	Objetivos específicos.....	11
1.3	Justificativa.....	11
<b>2</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO</b> .....	<b>13</b>
2.1	Previsão da demanda.....	13
2.2	Etapas de um modelo de previsão.....	14
2.3	Modelos de previsão de demanda .....	15
2.4	Modelos baseados em séries temporais.....	16
2.4.1	Modelos de Box-Jenkins (ARIMA).....	16
2.4.1.1	<u>Estacionariedade da série</u> .....	17
2.4.1.2	<u>Teste de Dickey-Fuller</u> .....	17
2.4.2	Suavização exponencial.....	18
2.4.2.1	<u>Suavização exponencial para um processo constante</u> .....	18
2.4.2.2	<u>Modelo de Holt</u> .....	19
2.4.2.3	<u>Modelo de Holt-Winters</u> .....	19
2.4.3	<u>Erros</u> .....	21
2.4.4	<u>Limites de Controle</u> .....	22
<b>2.5</b>	<b>Sazonalidade</b> .....	<b>22</b>
2.5.1	Demandas sazonais .....	23
2.5.2	Setores com demanda comportamental sazonal .....	23
<b>3</b>	<b>METODOLOGIA</b> .....	<b>26</b>
<b>3.1</b>	<b>Classificação do estudo</b> .....	<b>26</b>
3.1.1	Quanto à natureza.....	26
3.1.2	Quanto à abordagem.....	26
3.1.3	Quanto aos objetivos.....	26
3.1.4	Quanto aos procedimentos técnicos .....	27
<b>3.2</b>	<b>Procedimento da pesquisa</b> .....	<b>27</b>
<b>3.3</b>	<b>Estudo de caso</b> .....	<b>28</b>
<b>4</b>	<b>RESULTADOS</b> .....	<b>30</b>
4.1	Comparação entre modelos .....	41

<b>5</b>	<b>CONCLUSÃO .....</b>	<b>43</b>
	<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>44</b>
	<b>APÊNDICE.....</b>	<b>47</b>

## 1 INTRODUÇÃO

Dentro das organizações e empresas, cada vez mais, a análise e previsão das demandas tem conquistado um maior espaço. Dada à contínua preocupação em relação aos recursos e as mudanças que ocorrem no mercado, ao se fazer uso desta ferramenta estratégica mantém-se a empresa capacitada, a fim de continuar inserida em um cenário competitivo e de otimização da produção.

Surge, assim, a preocupação com a previsão de demanda, que contribui tanto para o planejamento dos estoques e da cadeia produtiva, quanto para as tomadas de decisões (SANTOS; MARQUES; BERNANDO, 2015). Planejar consiste em uma peça fundamental a todos os tipos de empresa, independente de qual seja seu ramo de atuação.

Dessa forma, pode-se afirmar que a previsão de demanda fornece informações sobre quantidade necessária de produtos para atender a demanda em um determinado espaço de tempo e, quanto essa quantidade será demandada, impactando diretamente na alocação de recursos e programação de compras (PELLEGRINI, 2000). De forma resumida, busca-se atingir o equilíbrio entre a oferta e a demanda (HONAISSER; SAUAIA, 2008).

Além de se mostrar como uma ferramenta essencial e estratégica para o bom andamento de uma empresa, esta também eleva o patamar competitivo no mercado, bem como reduz custos, melhora os prazos, otimiza os investimentos e, por fim, busca a satisfação do seu público primário: o cliente.

Ainda, a previsão de demanda no planejamento abrange mais do que estas pontuações. Ao passo que o planejamento define os objetivos a serem conquistados pela empresa para o próximo período, a previsão de demanda, por sua vez, analisa e prevê se estes objetivos/resultados se darão de forma satisfatória, a fim de atender as metas previamente traçadas.

Os modelos de previsão de demanda podem ser divididos entre: qualitativo e quantitativo. Enquanto o modelo qualitativo se utiliza de estimativas subjetivas, proveniente de opiniões de especialistas na área, como, por exemplo, executivos, gerentes, especialistas de mercado e consumidores (LEMOS, 2006). O método quantitativo, por outro lado, é mais utilizado por empresas e têm como fonte dados históricos objetivos e aplicam-se modelos matemáticos, a fim de prever a demanda futura. De modo que, em geral, os modelos quantitativos baseiam-se em análise de

séries temporais. Tem-se como exemplo, o modelo de suavização exponencial, o modelo de Box-Jenkins, entre outros.

### **1.1 Objetivo geral**

A pesquisa tem como objetivo geral: prever e analisar os resultados da previsão de demanda por meio da utilização do modelo de suavização exponencial em séries temporais de comportamento sazonal observados em uma empresa de serviços, no âmbito tecnológico.

### **1.2 Objetivos específicos**

Para tanto, elenca-se como objetivos específicos:

- a) Conceituar e delimitar a previsão de demanda e seus métodos;
- b) Explicitar acerca dos modelos quantitativos e qual o melhor a ser utilizado;
- c) Analisar os dados advindos do modelo de suavização exponencial observado em uma empresa do setor tecnológico;
- d) Expor os resultados obtidos da pesquisa realizada na empresa.

### **1.3 Justificativa**

É sabido que toda e qualquer organização necessita de um planejamento adequado para conseguir atender a demanda de maneira satisfatória, no tempo, qualidade e preços apropriados (JACOBS, 2011). Para tanto, requer-se que sejam advindas informações acerca da previsão da demanda, feita por um modelo adequado e estruturado de medição, de forma que, a falta de estruturação em uma previsão de demanda pode ocasionar discrepâncias entre os valores previstos e os valores observados, gerando, assim, complicações tanto para a empresa, quanto para o cliente.

Faz-se importante ressaltar que, embora esta previsão nunca se estará isenta de discrepâncias, a utilização de métodos adequados faz com que esta seja menor.

Ainda, é possível observar que as pesquisas e publicações acerca do tema “Previsão de Demanda”, no âmbito brasileiro, são escassas. Santos *et al* (2015), publicou o artigo “Previsão de Demanda: Revisão Bibliográfica e Análise Acadêmica Atual”. Neste, o autor realizou um levantamento bibliográfico que constatou que, nos últimos 10 anos, dentre os periódicos indexados pela CAPES, foram feitas 371

publicações e destas, somente 4 são em português. Frisa-se que para obter tal resultado, o autor fez a procura com o termo “*Demand Forecast*” nas palavras chaves.

Outro fator a ser considerado como justificativa consiste no fato de que a pesquisa de previsão de demanda dentro do cenário de empresas voltadas para o serviço tecnológico se mostra mínima, se comparada a outros setores.

O mercado tecnológico mostra-se cada vez mais forte no Brasil. Segundo Dau (2021), da Rede Jornal Contábil, nos últimos 10 anos o nicho teve crescimento de 118%, com destaque justamente para o setor de abordagem do trabalho. Ainda, importante ressaltar que os serviços de suporte e manutenção das tecnologias fornecidas teve um crescimento um pouco maior no mesmo período, equivalente a 119% de 2008 a 2018, registrando então, cerca de 4,6 mil novos negócios.

Na pandemia, segundo a Associação Brasileira das Empresas de Software (2021), somente no ano de 2020 a indústria de tecnologia investiu cerca de R\$ 200,3 bilhões junto de um crescimento de quase 23% se considerado não só o setor de serviços, mas também de *softwares*, *hardwares* e exportações da área.

Assim, pretende-se, por meio da pesquisa, a busca por um maior conhecimento e análise da aplicação de modelos de suavização exponencial no setor tecnológico, contribuindo tanto para o cenário tático de empresas que se enquadram no tema, quanto para o cenário das pesquisas no Brasil.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

O presente capítulo tem como objetivo referenciar, explicar e dar base aos termos, modelos e equações que serão empregados no estudo, de forma que facilite a leitura e entendimento dos demais capítulos do trabalho.

### 2.1 Previsão da demanda

Para que as atividades de uma empresa atinjam os objetivos esperados, tem-se por trás um direcionamento e uma análise do rumo a ser seguido por esta. De forma que, é a partir deste rumo que se concebe previsões, “sendo a previsão da demanda a principal delas” (TUBINO,2007).

A previsão de demanda consiste no cerne do planejamento estratégico da produção, tanto em um âmbito geral, quanto para os mais diversos setores da empresa (FERNANDES; FILHO, 2010).

Neste sentido, Tubino (2007) leciona que:

A previsão da demanda é a base para o planejamento estratégico da produção, vendas e finanças de qualquer empresa. Partindo deste ponto, as empresas podem desenvolver os planos de capacidade, de fluxo de caixa, de vendas, de produção e estoques, de mão-de-obra, de compras etc. As previsões tem uma função muito importante nos processos de planejamento dos sistemas de produção, pois permitem que os administradores destes sistemas antevejam o futuro e planejem adequadamente suas ações.

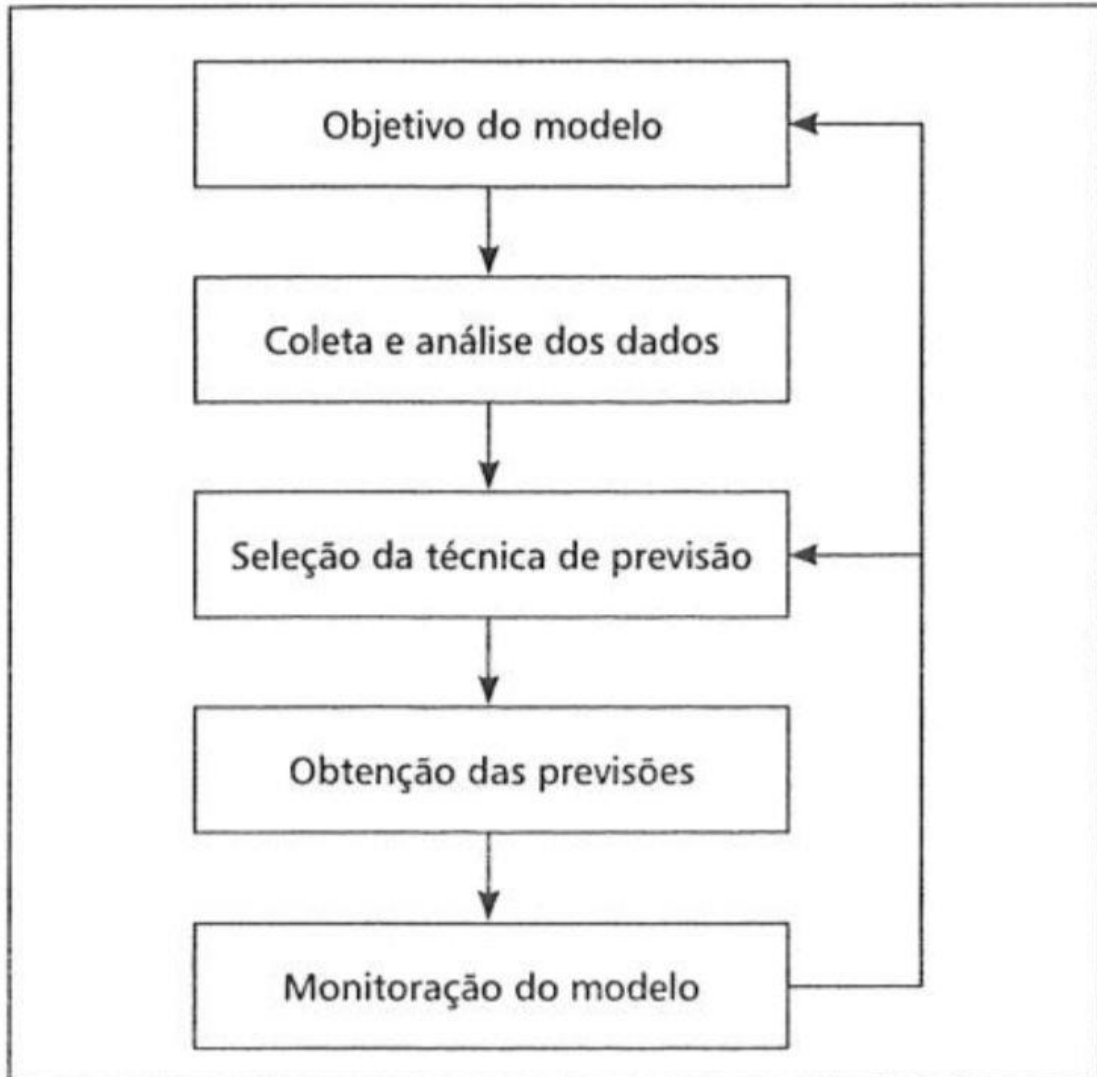
Ainda, nas palavras de Martins e Laugeni (1999), pode-se conceber a previsão como: “[...] um processo metodológico para a determinação de dados futuros baseados em modelos estatísticos, matemáticos ou econométricos ou ainda em modelos subjetivos apoiados em uma metodologia de trabalho clara e previamente definida”.

Sendo assim, além de desempenhar, no tempo presente, o papel de guia do planejamento da produção, a previsão de demanda auxilia, também, na previsão de demandas futuras pelo administrador, ao utilizar-se de uma metodologia de trabalho clara e pré-definida. De modo que, uma previsão de boa qualidade tende a propiciar menores custos e tempo de entrega, menor estoque e, conseqüentemente, maior previsibilidade e satisfação do cliente (CAVELHEIRO, 2003).

## 2.2 Etapas de um modelo de previsão

Ademais, importante ressaltar as etapas de um modelo de previsão. Segundo Tubino (2007), este pode ser dividido em 5 etapas básicas, observadas na Figura 1.

Figura 1 - Etapas do modelo de previsão da demanda



Fonte: TUBINO (2007)

Em primeiro lugar, determina-se o objetivo do modelo. Após, ocorre a coleta e análise dos dados, seleciona-se a técnica de previsão mais adequada e computa-se a previsão da demanda. Por fim, como forma de *feedback*, passa-se para a fase de monitoramento e atualização dos parâmetros empregados no modelo com a da análise do erro de previsão (TUBINO, 2007).

### 2.3 Modelos de previsão de demanda

Superadas as etapas do modelo de previsão, passa-se para os principais modelos utilizados para a realização da previsão da demanda. Estes são: os modelos qualitativos e os quantitativos (TUBINO, 2007).

Os métodos qualitativos têm como base a opinião e julgamento de profissionais pontuais. Incluem-se, principalmente, dados considerados subjetivos e de difícil representação numérica. Bem como, na maioria das vezes, são utilizados em situações que não se encontram dados históricos ou que estes são dados falhos (LEMOS, 2006). Considerando isso têm-se que os modelos qualitativos estão baseados na opinião e no julgamento de pessoas chaves, especialistas nos produtos ou nos mercados onde atuam estes produtos. Podem ser consultados os executivos das principais áreas da empresa, principalmente da área comercial, vendedores que tratam diretamente com os clientes, e os próprios clientes. Eventualmente, opiniões de especialistas de fora da empresa podem ser necessárias, como, por exemplo, especialistas em comércio exterior (TUBINO, 2007).

Tem como exemplos de métodos de previsão qualitativos o método de indicadores econômicos, o método de opinião da força de vendas, o método de pesquisa com clientes e o método de Delphi.

Por outro lado, os modelos quantitativos têm como fonte dados históricos objetivos e aplicam-se equações matemáticas, a fim de prever a demanda futura. Além de que, em relação aos modelos qualitativos, os quantitativos são mais rápidos de se preparar. Observa-se que: “[...] as técnicas quantitativas consistem em analisar os dados passados objetivamente, empregando-se modelos matemáticos para projetar a demanda futura” (TUBINO, 2007).

Ainda, segundo Lemos (2006), os métodos quantitativos têm processos definidos para a análise de dados. Sendo assim, podem ser replicados por profissionais distintos e os resultados a serem obtidos serão sempre os mesmos.

Importante ressaltar que os métodos quantitativos podem ser subdivididos em: técnicas baseadas em séries temporais e técnicas baseadas em correlações. De modo que, tratar-se-á de forma mais aprofundada acerca das séries temporais, dada a relevância para o trabalho.



## 2.4 Modelos baseados em séries temporais

Os modelos de previsão baseados em análise de séries temporais fazem uso de séries históricas para realizar a previsão da demanda futura, assim Lemos (2006) alega que se parte do princípio que os dados serão constantes e previsíveis.

Acerca do assunto, Tubino (2007), dispõe que: “[...] para se montar o modelo de previsão, é necessário plotar os dados passados e identificar os fatores que estão por trás das características da curva obtida”.

Contudo, a curva temporal de previsão pode, ainda, conter variáveis, de maneira que, dentre as principais variáveis estão: a tendência e a sazonalidade.

### 2.4.1 Modelos de Box-Jenkins (ARIMA)

Os modelos de Box-Jenkins, também conhecidos como ARIMA (Modelos Autorregressivos Integrados à Média Móvel), são baseados em séries temporais que utilizam algoritmos matemáticos complexos para prever os valores futuros.

Segundo Mancuzo (2003), estes modelos partem da premissa de que os valores das séries temporais são dependentes, uma vez que, estes podem ser justificados por valores anteriores da série.

Ainda, Werner (2004) afirma que estes capturam a correlação ou a autocorrelação em séries que existe entre os valores da série temporal analisada, a fim de obter as previsões futuras. Contudo, para que ocorra uma boa previsão, a estrutura de correlações deve ser modelada de uma forma eficiente.

Ademais, os modelos de Box-Jenkins realizam a combinação por meio de três filtros. Estes são: o AR (também conhecido como componente autorregressivo), o I (denominado filtro de Integração) e, por fim, o MA (componente de Médias Móveis) (FAVA, 2000). Todavia, a série pode vir a ser modelada tanto por todos os filtros, quanto por apenas um subconjunto destes. Resulta-se, assim, em diversos modelos (FAVA, 2000).

De acordo com Suhermi *et al* (2018), a equação de ARIMA pode ser visualizada como se segue:

$$(1 - B)^d Y_t = \mu + \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)} \alpha_t \quad (1)$$

Sendo que:

$$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \quad (2)$$

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q \quad (3)$$

$$B Y_t = Y_{t-1} \quad (4)$$

De modo que,  $Y_t$  atua como os valores reais,  $B$  como o operador de defasagem,  $\alpha_t$  como os termos de erro, com  $\phi_i$  ( $i = 1, 2, \dots, p$ ),  $\theta_j$  ( $j = 1, 2, \dots, q$ )  $\mu$  como os parâmetros e  $d$  como a ordem de diferenciação.

#### 2.4.1.1 Estacionariedade da série

Segundo Diniz(1998), uma série temporal pode ser considerada estacionária se os dados aleatórios oscilam sobre um valor constante, sendo constatado quando os parâmetros de distribuição de probabilidade: média  $E(Y_t) = \mu$ , no qual se determina o valor médio dos dados, a variância  $\text{var}(Y_t) = \sigma^2$ , que mede o grau de dispersão dos valores observados em relação ao valor médio, e a covariância  $\gamma_t$ , que mensura se o grau de dispersão entre um dado e o seu valor seguinte são constantes e fixos durante o tempo (Gujarati, 2006). Dessa forma, a verificação da existência de raiz nos coeficientes dentro do círculo unitário se faz essencial.

Sendo assim, são considerados testes de raiz unitária, e utilizam da hipótese de que:  $H_0$  = tem raiz unitária (não estacionária);  $H_1$  = não tem raiz unitária (série é estacionária).

Para a verificação da estacionariedade da série, foi utilizado o teste de Dickey-Fuller.

#### 2.4.1.2 Teste de Dickey-Fuller

O Teste de Dickey-Fuller foi o primeiro tipo de teste de raiz unitária desenvolvido, com o intuito de descobrir se existe uma presença significativa de tendências nas séries temporais das variáveis por meio de um teste de hipótese (MARGARIDO; ANEFALOS, 1999)

Dickey e Fuller levaram em consideração um processo auto-regressivo de ordem 1 (AR(1)). Observa-se na equação:

$$Y_t = \rho Y_{t-1} + e_t \quad -1 \leq \rho \leq 1 \quad t = 1, 2, 3, \dots, N \quad (5)$$

Na qual:  $Y_t$  = valor inicial fixo;  $E_t$  = sequência de variáveis aleatórias identicamente e independentemente distribuídas.

Contudo, é importante ressaltar que, para a realização deste teste, a fim de verificar uma raiz unitária ou uma estacionariedade, não se faz uso da distribuição padrão t de Student, mas, sim, dos valores das distribuições pré-definidas por Fuller. (FULLER, 1996, p. 642).

#### 2.4.2 Suavização exponencial

Baseados nas séries temporais, os modelos de suavização exponencial são extremamente relevantes, dadas a sua simplicidade, além de contar com uma boa acurácia e a facilidade de serem ajustados. Samohyl *et al* (2008) relatam que a previsão que faz uso deste modelo é, em geral, feita de forma muito mais rápida, uma vez que se utiliza unicamente das séries históricas da empresa, sem precisar de dados externos.

Ainda, segundo Mileski (2007), a previsão que emprega o método de suavização exponencial parte do fator de que, se existe um fato externo gerando influência na demanda, a consequência deste fato já está contabilizada nos valores passados de forma que estará embutida, automaticamente, nos valores futuros.

Ademais, neste modelo leva-se em consideração toda a série histórica, uma vez que ao decompor a série e suavizar seus valores passados, atribuem-se pesos distintos aos dados que foram obtidos. Sendo que, quanto mais antigo for o dado, mais próximo do zero seu peso será (SAMOHYL *et al*, 2008). De modo que, pode-se afirmar que estes métodos prezam por dados obtidos recentemente.

Ressalta-se, ainda, que os modelos de suavização exponencial podem ser subdivididos em: suavização exponencial para um processo constante, modelo de Holt e modelo de Holt-Winters.

##### 2.4.2.1 Suavização exponencial para um processo constante

O modelo de suavização exponencial para um processo constante é recomendado para a previsão que operam com séries temporais que se mantêm constantes em um nível médio. Samohyl *et al* (2008) demonstram a equação matemática:

$$P_{t+1} = \alpha O_t + (1 - \alpha)P_t + 1 = \alpha O_t + (1 - \alpha)P_t \quad (6)$$

Sendo:  $P_t$  = valor previsto para o período t;  $\alpha$  = parâmetro de suavização do método, que varia entre 0 e 1;  $O_t$  = valor observado do período t;  $P_{t+1}$  = valor previsto para o próximo período.

Importante ressaltar que, para se calcular a acurácia deste modelo, calcula-se o erro gerado por ela através da fórmula:  $et = O_t - P_t$  (PELLEGRINI, 2000).

#### 2.4.2.2 Modelo de Holt

Este modelo é usado, em geral, para a previsão que se utiliza de séries temporais com tendência linear. São empregadas duas constantes de suavização com valores entre 0 e 1, chamadas de  $\alpha$  – para a suavização - e  $\beta$  – para o crescimento (PELLEGRINI, 2000). De modo que, o método é representado pelas seguintes equações:

$$N_t = \alpha O_t + (1 - \alpha)(N_{t-1} + C_{t-1}) \quad (7)$$

$$C_t = \beta (N_t - N_{t-1}) + (1 - \beta) C_{t-1} \quad (8)$$

$$P_t + k = N_t + kC_t \quad (9)$$

Sendo:  $N_t$  = nível no período t;  $C_t$  = crescimento (diferença entre níveis sequenciais) no período t;  $P_t + k$  = previsão para o período k.

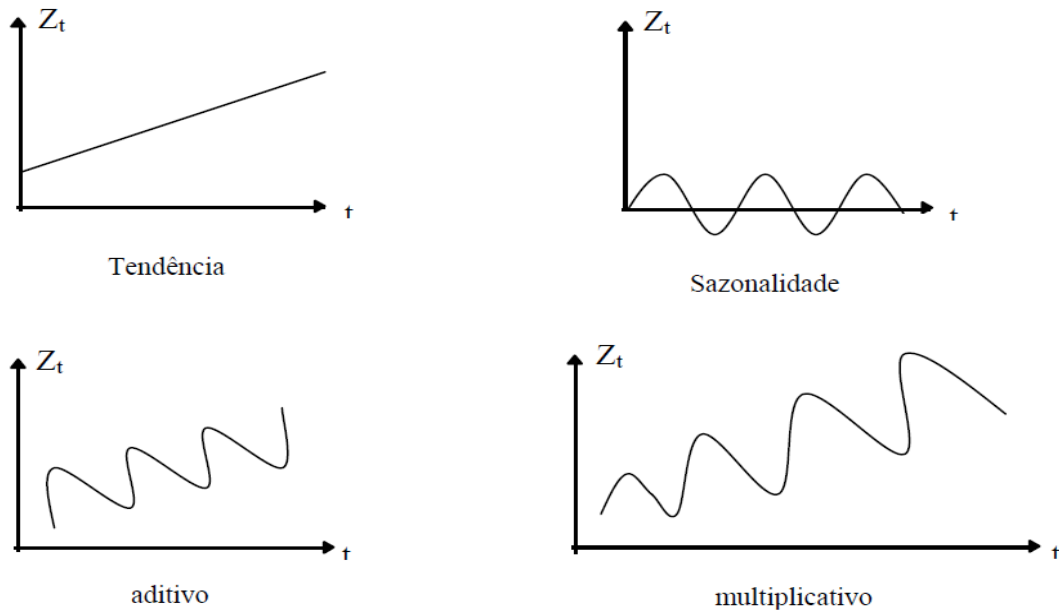
Ainda, segundo Pellegrini (2000), a fórmula 7 afere o nível da série temporal, enquanto a fórmula 8 pondera acerca da inclinação da série e a última fórmula calcula a previsão de demanda para os próximos períodos – representada pela letra (k).

#### 2.4.2.3 Modelo de Holt-Winters

Este modelo foi elaborado por Winters, a fim de modelar as séries com variação cíclica. Segundo Miranda (2007), incorpora-se, neste modelo, tanto a tendência, quanto a sazonalidade, que pode ser dividida em: aditiva ou multiplicativa.

A Figura 2 exemplifica como se comportam as componentes na tendência e na sazonalidade (aditiva e multiplicativa).

**Figura 2 - Exemplos das componentes tendência e sazonalidade**



Fonte: MIRANDA (2007)

Importante diferenciar quanto ao uso do modelo aditivo e do modelo multiplicativo. Segundo Albuquerque e Serra (2006), valer-se-á do modelo Holt-Winters aditivo quando a amplitude da variação sazonal se conserva constante. Enquanto, em relação ao modelo Holt-Winters multiplicativo, este será usado quando a amplitude da sazonalidade se vê crescente com o tempo.

As equações de cada modelo estão apresentadas na Figura 3.

**Figura 3 - Equação dos modelos de Holt-Winters**

	Holt-Winters Aditivo	Holt-Winters Multiplicativo
Nível	$L_t = \alpha(Y_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1})$	$L_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1})$
Tendência	$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$	$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$
Sazonalidade	$S_t = \gamma(Y_t - L_t) + (1 - \gamma)S_{t-s}$	$S_t = \gamma \left( \frac{Y_t}{L_t} \right) + (1 - \gamma)S_{t-s}$
Previsão	$F_{t+m} = (L_t + b_{t-m})S_{t-s+m}$	$F_{t+m} = (L_t + b_{t-m})S_{t-s+m}$

Fonte: ALBUQUERQUE; SERRA (2006)

Sendo:  $S$  = comprimento da sazonalidade;  $L_t$  = nível da série;  $Bt$  = tendência;  $St$  = comportamento sazonal;  $F_{t+m}$  = previsão para o período ( $m$ );  $Y_t$  = valor observado;  $\alpha$ ,  $\beta$  e  $\gamma$  = são os parâmetros exponenciais alisadores, do nível, da tendência e da sazonalidade, respectivamente.

### 2.4.3 Erros

Penteado (2021), considera que para medirmos a qualidade de uma previsão de série temporal, deve-se analisar os erros de cada uma delas, de forma que seja comparado o valor real com o valor previsto.

O Erro Médio é calculado a partir da média aritmética dos erros, ou seja, a média entre a diferença entre o valor previsto e o valor real da previsão de demanda, conforme mostra a Equação 10 (Penteado, 2021).

$$\text{Erro Médio} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i - Y'_i \quad (10)$$

Sendo: n=número de amostras;  $Y_i$ =valor real;  $Y'_i$ =valor previsto.

O Erro Médio Absoluto é calculado a partir dos erros absolutos, ou seja, é utilizado o módulo de cada um dos erros para o cálculo, conforme mostra a Equação 11 (Penteado, 2021).

$$\text{Erro Médio Absoluto} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - Y'_i| \quad (11)$$

Sendo: n=número de amostras;  $Y_i$ =valor real;  $Y'_i$ =valor previsto.

O Erro Médio Quadrado, ou MSE da sigla em inglês *Mean Squared Error*, é calculado a partir da média dos erros ao quadrado, dessa forma se dá maior peso aos maiores erros. A equação do Erro Médio Quadrado é mostrada na Equação 12 (Penteado, 2021).

$$\text{Erro Médio Quadrado} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - Y'_i)^2 \quad (12)$$

Sendo: n=número de amostras;  $Y_i$ =valor real;  $Y'_i$ =valor previsto.

O Erro Percentual Médio, é calculado com relação ao valor real de cada amostra, dessa forma, é possível visualizar o quanto o erro representa para o valor cheio de cada previsão. O erro médio percentual está ilustrado na Equação 13 (Penteado, 2021).

$$\text{Erro Percentual Médio} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(Y_i - Y'_i)}{Y_i} \cdot 100\% \quad (13)$$

Sendo: n=número de amostras;  $Y_i$ =valor real;  $Y'_i$ =valor previsto.

O Erro Percentual Médio Absoluto é, assim como o Erro Médio Absoluto, calculado através dos valores absolutos dos erros, ou seja, do módulo de cada um deles. O calculo do Erro Percentual Médio Absoluto está ilustrado na Equação 14 (Penteado, 2021)

$$\text{Erro Percentual Médio Absoluto} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|Y_i - Y'_i|}{Y_i} \cdot 100\% \quad (14)$$

Sendo: n=número de amostras;  $Y_i$ =valor real;  $Y'_i$ =valor previsto.

#### 2.4.4 Limites de Controle

Segundo Montgomery e Runger (2009), os limites de controle são os valores que definem a região em que é considerado aleatório a variação entre pontos. Em cartas de controle, servem para alertar pontos que devem ter maior atenção, para esse estudo, os pontos serão descartados pois são considerados *outliers* na série temporal.

As Equações 15 e 16 mostram a memória de cálculo do Limite Superior de Controle (LSC) e Limite Inferior de Controle (LIC), respectivamente (Montgomery e Runger 2009).

$$LSC = \mu + 3\sigma \quad (15)$$

$$LIC = \mu - 3\sigma \quad (16)$$

Sendo  $\mu$ =média das amostras;  $\sigma$ =desvio padrão das amostras.

#### 2.5 Sazonalidade

De acordo com Wallis & Thomas (1971), a definição de sazonalidade se dá em como o conjunto dos movimentos, ou flutuação de período igual, ou inferior a um ano, que ocorrem de forma sistêmica, podendo ser regular ou não em uma série temporal. Podendo ter em sua causa fenômenos naturais, econômicos ou sociais. Pino (1994) adiciona ainda outra característica da sazonalidade, que pode variar entre aditiva ou multiplicativa. Quando aditiva, a serie mostrará uma flutuação sazonal estável, não considerando o nível médio da série, já no em caso multiplicativo, o tamanho da flutuação irá variar, dependendo do nível médio da série.

Mota (2001) considera que fatores como férias, seja escolar ou de trabalhadores, são variáveis da sazonalidade sobre a demanda. A autora defende que os efeitos produzidos pela sazonalidade podem trazer consequências positivas ou negativas para os negócios, demandando desses flexibilidade.

Para Queiroz e Cavalheiro (2003), a demanda sazonal pode ser ocasionada por diversos fatores, ou até mesmo uma combinação deles. Para os autores, a utilização de métodos adequados para prever e analisar as flutuações da sazonalidade pode ser uma forma da empresa controlar e distribuir seus recursos utilizando as informações geradas, embasando assim a tomada de decisão.

Embora existam diversos modelos, trazidos anteriormente (regressão linear, média móvel, suavização exponencial), para Samohyl et al (2008) o mais indicado

para analisar o comportamento sazonal consiste no método de Holt-Winters, abordado anteriormente.

O qual se traduz na seguinte equação 17 (Samohyl *et al*, 2008).

$$Pt + k = (St + k \times Tt) \times Ft + k - L \quad (17)$$

Sendo:  $Pt + k$  = previsão no período  $t=k$ ;  $St$  = previsão suavizada do período  $t$ ;  $Tt$  = tendência no mês  $t$ ;  $Ft + k - L$  = fator de sazonalidade.

### 2.5.1 Demandas sazonais

Ademais, importante salientar que a demanda da sazonalidade pode ser dividida em quatro tipos diferentes:

1. Sazonalidade diária: o pico de procura ocorre todos os dias no mesmo horário;
2. Sazonalidade semanal: o movimento mais alto encontra-se em um determinado dia da semana;
3. Sazonalidade mensal: a concentração de procura se encontra em um determinado período do mês;
4. Sazonalidade anual: consiste em uma variação que ocorre apenas uma vez a cada ano e tem como característica principal o seu período de duração, uma vez que costuma ser mais longa se comparada com as demais sazonalidades.

Portanto, segundo Fernandes (2021), para que a atividade empresarial escolhida prospere se faz necessário ter um conhecimento específico acerca do ramo, para que, posteriormente, ocorra um planejamento, conjuntamente com uma previsão da demanda, a fim de a empresa se sobressair positivamente nas sazonalidades.

### 2.5.2 Setores com demanda comportamental sazonal

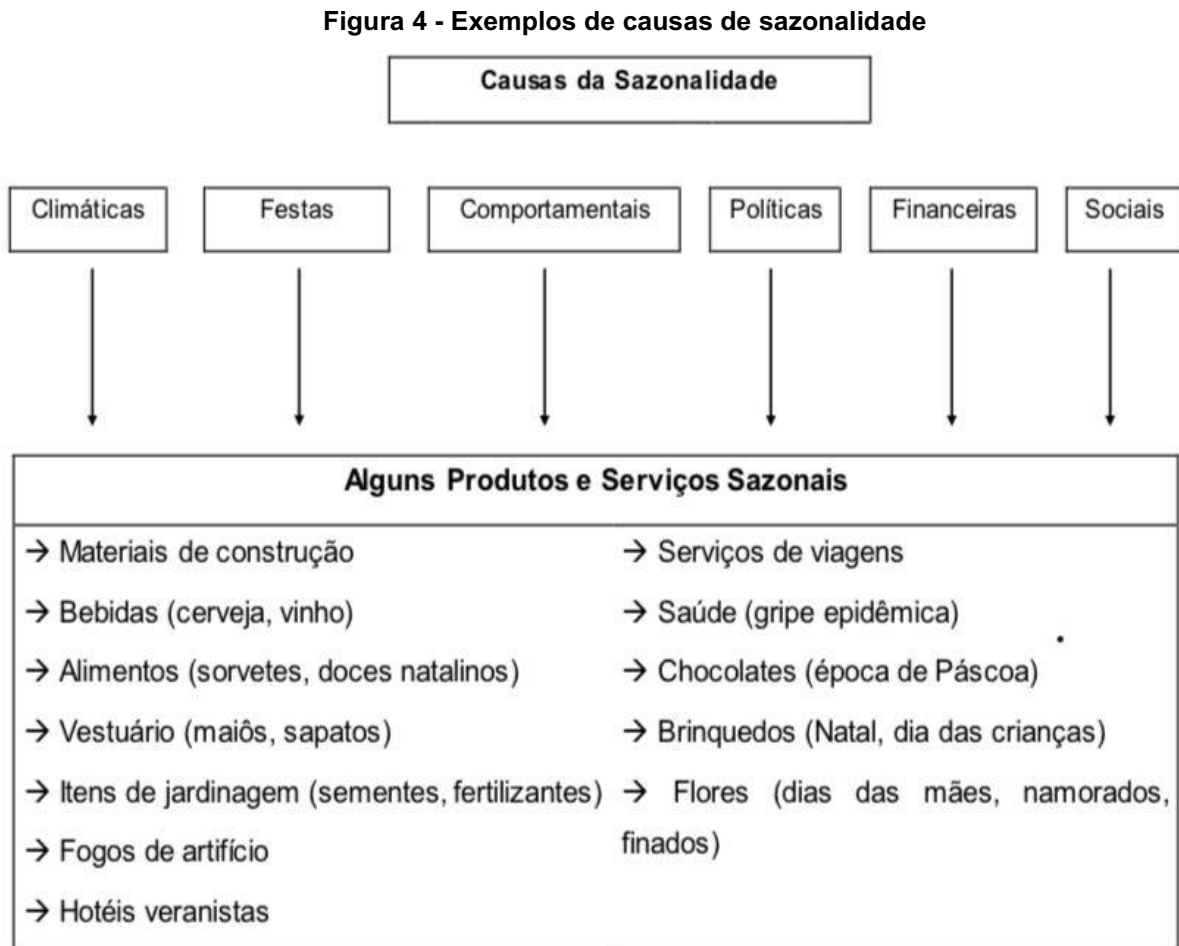
Conforme explicitado, as causas de sazonalidade podem ser as mais variáveis possíveis, bem como, podem afetar os mais diversos ramos.

Embora a pesquisa tenha a intenção de basear-se em uma série de dados de demanda, observados em uma empresa de serviços no âmbito tecnológico, o referencial teórico trata, de forma mais detalhada, acerca do nicho agroindustrial. Justificasse pelo fato da pesquisa, tanto no setor da previsão de demanda, quanto especificamente no setor tecnológico, serem escassas, conforme se observa na



pesquisa de Santos *et al* (2015), necessitando, assim, de uma fundamentação proveniente de áreas com demandas sazonais similares.

Dessa forma, a Figura 4 traz alguns exemplos de mercados com demandas sazonais.



**Fonte: Adaptado de SLACK (1997)**

Um dos setores no qual é mais visível a influência da sazonalidade consiste no setor da agroindústria/agronegócio. Dessa forma, os produtos decorrentes da produção agroindustrial são dependentes do comportamento sazonal da oferta agrícola.

A produção agrícola acontece em determinados períodos do ano. Como exemplo, pode-se citar a safra do café, que tem sua colheita no início do inverno. Bem como, a produção leiteira, que ocorre entre abril e agosto, período o qual se verifica uma baixa das chuvas.

Sendo que, todo este cenário, peculiar a cada produto, impacta em toda produção e, principalmente, no comportamento dos preços provenientes desta mercadoria (AZEVEDO, 1997).

De modo que, a velocidade da produção, das vendas e a formação de estoques estão de acordo com a velocidade especificada pelas estações do ano (SOARES *et al*, 2004). Ademais, além de contar com a sazonalidade na demanda, alguns produtos contam com sazonalidade de suprimentos, em geral, quando os insumos são produtos de agricultura sazonal.

Ainda, ao se trabalhar com sazonalidade faz-se importante analisar a teoria da oferta e da demanda, uma vez que esta consiste em uma ferramenta básica para a compreensão e previsão do mercado, de forma que, a oferta e a demanda constituem-se em fatores que determinam o preço de mercado de uma mercadoria, bem como a quantidade a ser produzida (PINDYCK; RUBINFELD, 1994).

Portanto, observa-se que por trás de demandas sazonais, existem diversos outros fatores, de extrema importância, para que o produto continue sendo produzido, independente do nicho do mercado, e seja entregue para o seu público-alvo: o consumidor.

### **3 METODOLOGIA**

Em primeiro lugar, faz-se importante ressaltar que o trabalho tem como base uma série de dados de demanda observados em uma empresa de serviços tecnológicos.

A empresa em questão oferece serviços de assinatura de documentos online, e tem como clientes outras empresas que necessitam firmar vínculos jurídicos para a prestação de serviços, dentre esses por exemplo o setor de educação e financeiro.

Os valores colhidos para o estudo representam a quantidade de mensagens via correio eletrônico recebidos com solicitação de acompanhamento pelo time de suporte da empresa referida, e foram extraídos com o uso da ferramenta utilizada para o atendimento desses chamados.

Para tanto, utilizou-se do método quantitativo, a fim de definir o modelo de previsão que é elaborado da parte do desenvolvimento.

#### **3.1 Classificação do estudo**

Os itens 3.1.1 a 3.1.4 é apresentam a classificação do estudo, quanto a sua natureza, abordagem, aos objetivos e aos procedimentos técnicos, respectivamente.

##### **3.1.1 Quanto à natureza**

Sobre a natureza da pesquisa, Matias-Pereira (2012) divide-a em dois tipos: básica e aplicada. De modo que, está se caracteriza como uma pesquisa de natureza aplicada, uma vez que se baseará em estudos pré-existentes para atingir os objetivos.

##### **3.1.2 Quanto à abordagem**

O estudo parte de uma abordagem quantitativa, tendo em vista a utilização de técnicas de suavização exponencial para prever a demanda. Ainda, segundo Jacobs (2011), as pesquisas quantitativas têm como objetivo coletar e analisar dados, a fim de responder uma hipótese levantada.

##### **3.1.3 Quanto aos objetivos**

Os objetivos deste trabalho têm caráter exploratório, uma vez que se utiliza de conceitos para o tratamento e utilização dos dados para o desenvolvimento de uma previsão de demanda sobre uma série temporal. Dessa forma, proporciona-se uma previsibilidade maior no apoio para a tomada de decisões.

### 3.1.4 Quanto aos procedimentos técnicos

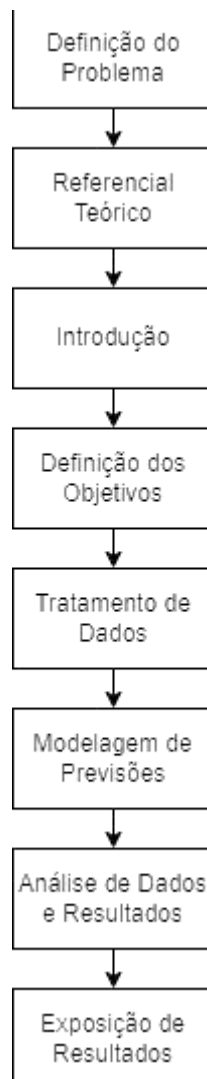
O trabalho, quanto aos procedimentos técnicos, pode ser considerado como um estudo de caso, pois se utiliza de elementos reais, como, por exemplo, o volume de demanda sobre um serviço, a fim de determinar uma previsão para a demanda deste.

Ademais, os dados tratados neste trabalho fazem parte de um cenário real e podem sofrer influências externas. Bem como, tem em seu contexto um formato individual e único.

## 3.2 Procedimento da Pesquisa

Os procedimentos de pesquisa se deram como na Figura 5:

**Figura 5 - Procedimentos de pesquisa**



**Fonte: Autoria Própria (2022)**

Na primeira fase, abordou-se acerca do tema e suas problemáticas. Para tanto, a pesquisa se deu com a consulta de livros, teses, e artigos científicos, a fim de conceituar e fundamentar o tema a ser explorado. Estas ocorreram de acordo com as palavras-chave, os títulos e os resumos que descrevem o tema.

Passou-se então para a introdução, no qual foram definidos os objetivos a que deveriam ser alcançados ao final da pesquisa.

Na sequência, ocorreu o tratamento dos dados, definição de limites de controle para retirada de valores fora da curva normal, e então os dados foram considerados prontos para a aplicação dos modelos ARIMA e Holt-Winters. Ao modelo de ARIMA, ainda se fez necessário a aplicação do teste de Dickey-Fuller para verificação da estacionariedade da série temporal.

Utilizou-se então, os dados tratados em cada um dos modelos de estudo e, uma vez feita as modelagens e previsões, foi realizada a comparação dos erros médio, médio quadrado, absoluto médio, percentual médio e percentual médio absoluto de cada um dos modelos, com o intuito de definir qual o melhor resultado para utilização, uma vez que os valores de erros apresentados definirão qual dos dois exemplos tem melhor qualidade de previsão e, portanto é o mais assertivo.

Depois de terminadas as fases anteriores, foram escritas as conclusões gerais. Bem como, foi redigida acerca da descrição de como, e os objetivos que foram alcançados.

### **3.3 Estudo de caso**

O estudo baseou-se em dados observados acerca da demanda pelo serviço de suporte de uma empresa de tecnologia, que oferece uma plataforma para serviços jurídicos. O suporte oferecido faz parte do pós-venda, e busca orientar os clientes que solicitam ajuda para operar a plataforma. A empresa se encontra em São Paulo e está em operação desde 2010. Atualmente, a companhia possui 200 funcionários, sendo esses, 10 no setor estudado, e conta com uma base de aproximadamente 10.000 clientes.

A companhia tem como sua principal atividade o oferecimento de uma plataforma onde os seus clientes podem realizar o envio de documentos para assinatura e gerenciamento desses. Os clientes contratam o serviço com o objetivo

de garantir que possam realizar online a consagração jurídica dos negócios realizados de forma eficiente e segura.

O contexto em que se inseriu o estudo ocorre especificamente na realidade vivida pelo departamento de suporte da empresa. O escopo da área se dá em atender os clientes que por algum motivo estejam com dificuldades na operação da plataforma. Nesse caso, quando o cliente se encontra com problemas em realizar as ações pretendidas na plataforma, o mesmo procura a empresa via e-mail oferecido para o atendimento. O e-mail é respondido por um operador, que após investigar as causas do problema apresentado pelo cliente, oferece a orientação, ou seguir com os procedimentos internos necessários para sanar a questão apresentada.

Os números utilizados representam a quantidade de e-mails recebidos durante cada semana, compreendendo o período entre janeiro de 2019 a dezembro de 2021. Foi considerada como referência para o eixo X a data das sextas-feiras de cada semana, que é quando se encerra o período de atendimento referente àquele ciclo. Contudo, importante ressaltar que a primeira e a última semana utilizada na pesquisa não estão completas, ou seja, não compreendem a totalidade de dias úteis da semana, para que a demanda considerada fosse apenas do referido mês – janeiro de 2019 e dezembro de 2021.

Em primeiro lugar, foram coletados 98 pontos para a realização da avaliação. A partir deste material, foram realizados testes de limite superior e inferior, com o objetivo de validar estatisticamente os números a serem estudados. Os dados foram coletados diretamente da ferramenta em que a equipe que trabalha no departamento de suporte faz o gerenciamento dos tickets. A ferramenta agrega todas as mensagens recebidas vindas dos clientes, assim como todo o trabalho que é feito pelos operadores para solucionar a questão apresentada. Dessa forma, os números representados aqui traduzem a demanda por suporte na empresa.

#### **4 RESULTADOS**

Ao observar a série, foi possível identificar tendências além da de crescimento que esta apresenta durante o tempo. Bem como, foram detectados picos de sazonalidade, observados comumente no mês de julho e, ao mesmo tempo, foi possível constatar nos meses de dezembro a queda da demanda

Os picos de demanda se justificam por dois principais fatores. Sendo estes: o aumento da procura por suporte por parte dos clientes do setor de educação, em consequência do período de matrículas, e a concentração de campanhas promocionais para outros segmentos. Ainda, a elevação do número de novos clientes aderindo à plataforma influencia diretamente no aumento da quantidade de solicitações enviadas ao suporte.

Por outro lado, em dezembro, tem-se um menor número de clientes finalizando o processo de contratação, em decorrência das festas de fim ano e das férias. Implicando, assim, em um déficit de novos clientes e, também, na diminuição da demanda por suporte.

Como citado anteriormente, foram coletadas 98 amostras semanais que se apresentam conforme a Figura 6.

**Figura 6 - Comportamento das 98 amostras coletadas**

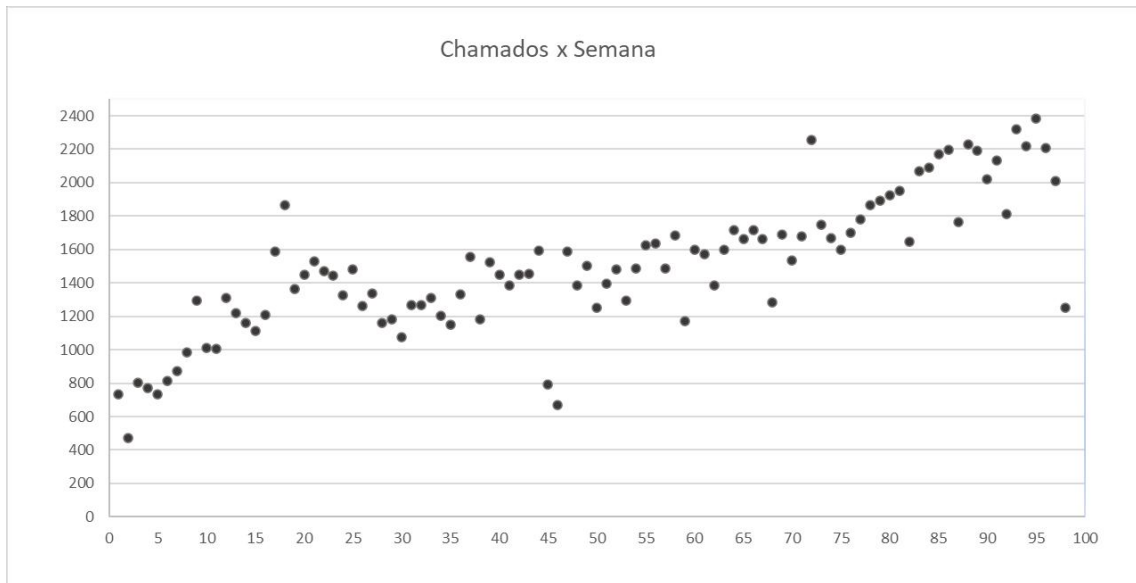
Semana	Chamados	Semana	Chamados	Semana	Chamados
1	736	34	1205	67	1661
2	470	35	1149	68	1286
3	805	36	1332	69	1688
4	770	37	1554	70	1533
5	735	38	1184	71	1678
6	813	39	1525	72	2255
7	872	40	1448	73	1747
8	987	41	1383	74	1670
9	1296	42	1448	75	1597
10	1013	43	1453	76	1703
11	1004	44	1592	77	1781
12	1309	45	790	78	1868
13	1219	46	669	79	1891
14	1162	47	1590	80	1926
15	1113	48	1387	81	1950
16	1207	49	1504	82	1647
17	1586	50	1250	83	2067
18	1868	51	1396	84	2088
19	1364	52	1482	85	2168
20	1451	53	1294	86	2199
21	1531	54	1487	87	1763
22	1471	55	1626	88	2228
23	1442	56	1635	89	2191
24	1328	57	1487	90	2020
25	1479	58	1682	91	2134
26	1263	59	1172	92	1813
27	1338	60	1597	93	2321
28	1159	61	1571	94	2218
29	1180	62	1385	95	2383
30	1075	63	1601	96	2206
31	1266	64	1715	97	2009
32	1268	65	1661	98	1254
33	1308	66	1719		

**Fonte: Autoria própria (2022)**

Na base, vemos que em alguns momentos, semana contra semana, temos variações grandes, e para que a visualização inicial dessas variações ficasse mais visível, a base foi transformada em um gráfico de dispersão temporal, no qual é possível observar o desempenho apresentado no Gráfico 1.



Gráfico 1 - Gráfico de dispersão temporal

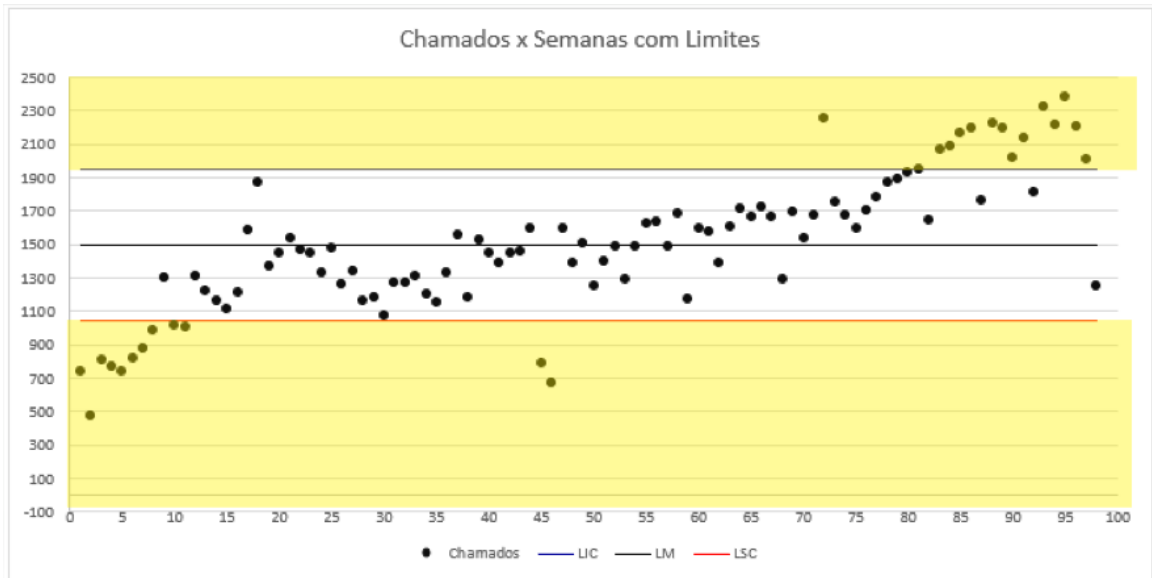


Fonte: Autoria própria (2022)

Analisando o gráfico, pode-se observar que a série tem um comportamento geral de crescimento, com variações entre pontos em momentos suaves, em momentos mais drásticas, o que dificulta a previsão sem antes tratar esses dados.

Para gerar maior confiabilidade na série temporal, utilizou-se o método de definição de Limite Inferior de Controle (LIC) e o Limite Superior de Controle (LSC). De forma que, conforme ilustrado no Gráfico 2, fosse possível identificar as amostras que são *outliers* e não devem ser consideradas para o estudo. Os valores de LIC e LSC calculados são iguais a 1046,23 e 1949,77, respectivamente. Os limites de controle aplicados a série completa de 98 amostras estão ilustrados no Gráfico 2.

Gráfico 2 - Gráfico com amostras outliers



Fonte: Autoria própria (2022)

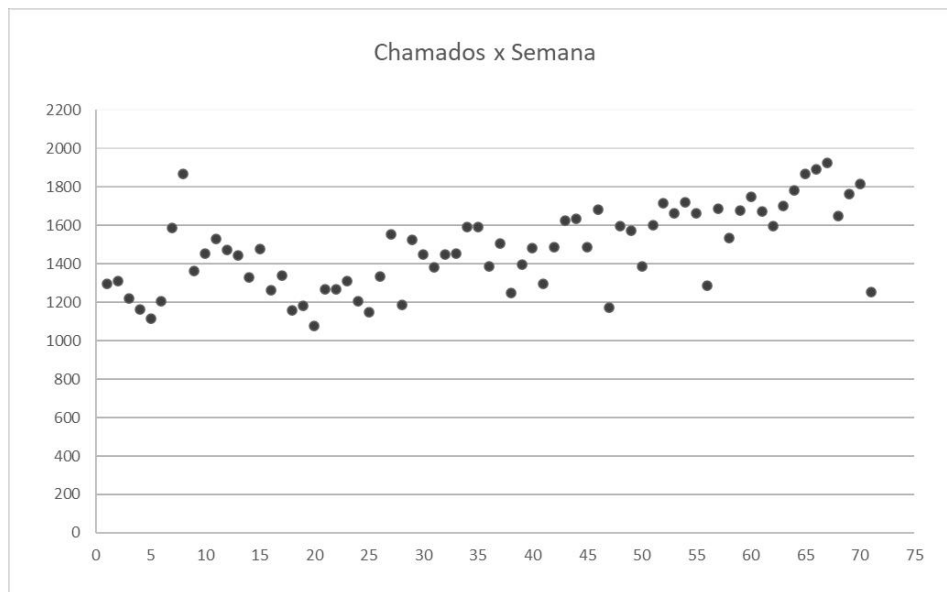
Após definidos os limites inferiores e superiores de controle, foram retiradas da série de dados um total de 27 amostras. Sendo 12 por estarem abaixo do Limite Inferior de Controle e 15 por estarem acima do Limite Superior de Controle, os limites, como o próprio nome diz, limitam o campo em que os dados podem se distribuir de forma que se fiquem o mais próximo possível de uma série de comportamento em distribuição normal. Contemplando ao total 71 amostras na base de dados analisada, a Figura 7 ilustra este cenário.

Figura 7 - Base de dados com 71 amostras

Semana	Chamados	Semana	Chamados	Semana	Chamados
1	1296	25	1149	49	1571
2	1309	26	1332	50	1385
3	1219	27	1554	51	1601
4	1162	28	1184	52	1715
5	1113	29	1525	53	1661
6	1207	30	1448	54	1719
7	1586	31	1383	55	1661
8	1868	32	1448	56	1286
9	1364	33	1453	57	1688
10	1451	34	1592	58	1533
11	1531	35	1590	59	1678
12	1471	36	1387	60	1747
13	1442	37	1504	61	1670
14	1328	38	1250	62	1597
15	1479	39	1396	63	1703
16	1263	40	1482	64	1781
17	1338	41	1294	65	1868
18	1159	42	1487	66	1891
19	1180	43	1626	67	1926
20	1075	44	1635	68	1647
21	1266	45	1487	69	1763
22	1268	46	1682	70	1813
23	1308	47	1172	71	1254
24	1205	48	1597		

Fonte: Autoria própria (2022).

Com a nova base formada, já não é mais visto os picos e vales com grandes diferenças entre amostras de uma semana para outra. Com o mesmo intuito de criação do Gráfico 1, após as 71 amostras selecionadas, plotou-se o Gráfico 3 de dispersão temporal para comparação.

**Gráfico 3 - Gráfico de dispersão temporal com 71 amostras**

**Fonte: Autoria própria (2022)**

Fazendo a comparação do Gráfico 1 com o Gráfico 3, é possível constatar que ainda temos uma base de dados com comportamento crescente, também se nota que no novo gráfico os dados estão mais próximos de uma linha média, sem os outliers que dificultariam a previsão da demanda por serem pontos fora da curva normal, anomalias do processo.

Para o método de Holt Winters, foi utilizado o suplemento do Microsoft Excel Solver, minimizou-se as o Erro Médio Quadrado para as constantes de suavização alfa ( $\alpha$ ), beta ( $\beta$ ) e gama ( $\gamma$ ), que têm o objetivo de controlar o peso relativo ao nível, a tendência e a sazonalidade da série em questão.

**Tabela 1 – Constantes de suavização**

$\alpha$	0,345639933
$\beta$	0
$\gamma$	1
MSE	8,36304E-27
L	2

**Fonte: Autoria própria (2022)**

Observa-se, nos valores dos coeficientes de suavização que resultaram no valor mínimo do Erro Médio Quadrado que, dentre eles, o da sazonalidade ( $\gamma$ ) se mostra como o que tem maior impacto no caso, pois atinge o número máximo da variação entre 0 e 1. Pode-se notar que, o coeficiente relativo ao nível da série ( $\alpha$ ), também impacta o resultado final da previsão, porém com um valor muito menos expressivo do que o da sazonalidade. Por fim, o coeficiente relativo à tendência ( $\beta$ ),

sem impacto nessa série, pois se mostra zerado trazendo como informação que a tendência não é fator decisivo para a previsão de demanda dessa série.

Com os coeficientes e MSE definidos, construiu-se a tabela de *Holt Winters* multiplicativo, a fim de que fosse possível realizar a previsão da demanda, conforme demonstrado na Tabela 2. Esta compreende a quantidade de chamados das últimas 10 semanas, o Nível da série em cada uma das semanas, a tendência, sazonalidade, a previsão para aquele dado momento, o erro, caso existente para a previsão de cada semana bem como as 8 semanas de previsão resultante da série.

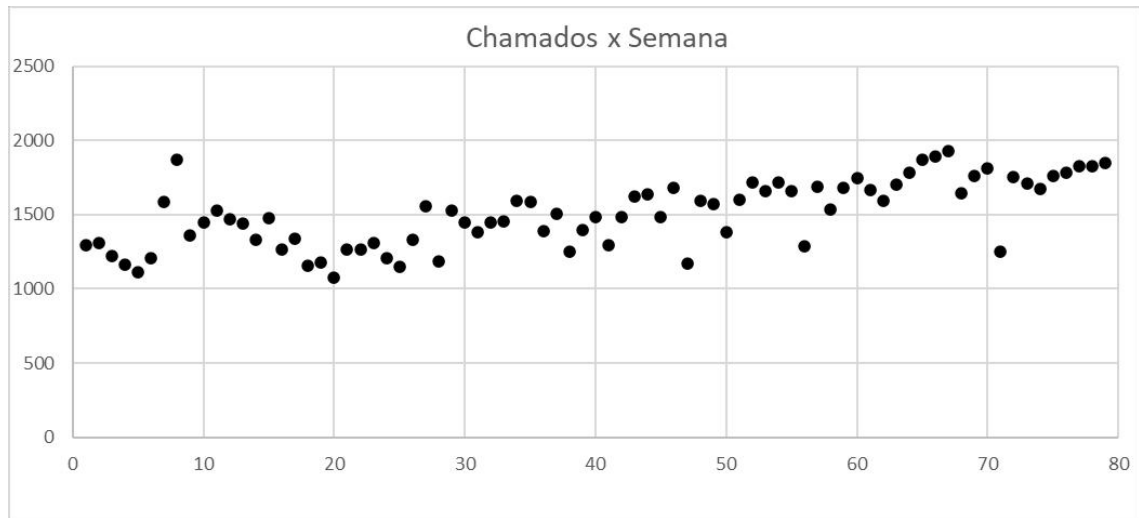
**Tabela 2 - Resultados da previsão da demanda**

Semana	Chamados	L(t)	B(t)	S(t)	F(t+m)	Erro
62	1597	1633,77	0,00	0,98	1597,00	0
63	1703	1658,66	0,00	1,03	1703,00	2,27374E-13
64	1781	1715,12	0,00	1,04	1781,00	0
65	1868	1751,15	0,00	1,07	1868,00	0
66	1891	1775,31	0,00	1,07	1891,00	0
67	1926	1785,75	0,00	1,08	1926,00	2,27374E-13
68	1647	1702,96	0,00	0,97	1647,00	0
69	1763	1679,34	0,00	1,05	1763,00	0
70	1813	1746,83	0,00	1,04	1813,00	0
71	1254	1555,92	0,00	0,81	1254,00	0
72	1756				1755,78	
73	1713				1712,32	
74	1677				1676,52	
75	1761				1760,97	
76	1781				1781,00	
77	1830				1829,56	
78	1827				1826,89	
79	1850				1849,82	

Fonte: Autoria própria (2022)

A base de 71 amostras que restaram após a aplicação dos limites superiores e inferiores de controle em conjunto com os 8 pontos de previsão abordados pelo método de Holt Winters formam o Gráfico 4.

Gráfico 4 - Gráfico Chamados x Semana com 71 amostras



Fonte: Autoria própria (2022)

Analisando o Gráfico 4, comparando-o com o Gráfico 3, pode-se notar visualmente que o padrão de distribuição das amostras se mantém em crescimento conforme se era esperado, todos os novos pontos estão dentro dos limites de controle antes estabelecidos, e estão dispostos em sequência muito parecida com o ciclo de 8 amostras anteriores.

Após consideradas as 71 amostras e a realização da previsão através do modelo de Holt Winters, foram calculados os erros mostrados na Tabela 3, com o intuito de quantificar a qualidade da previsão do modelo, bem como, realizar a comparação com método ARIMA posteriormente no estudo.

Tabela 3 – Erros Holt-Winters

Erro Médio	3,52E-14
Erro Médio Quadrado	8,36E-27
Erro Absoluto Médio	8,01E-27
Erro Percentual Médio	-3,20E-13
Erro Percentual Médio Absoluto	2,15E-15

Fonte: Autoria própria (2022)

Em relação ao modelo autorregressivo ARIMA, é possível observar os seguintes comportamentos quanto à previsão.

Para que fosse possível a utilização do modelo autorregressivo ARIMA, foi necessário verificar a estacionariedade da série, para isso, foi utilizado o teste de raiz unitária de Dickey-Fuller.

Com isso, foi constatado que a série não se encontrava estacionária, pois essa apresentava valores de p (p-value), que representa o índice mínimo aceitável de confiabilidade, acima de 0.05, tornando, assim, os coeficientes não significativos:

- Teste com constante: p-valor 0,17.
- Com constante e tendência: p-valor 0,09.

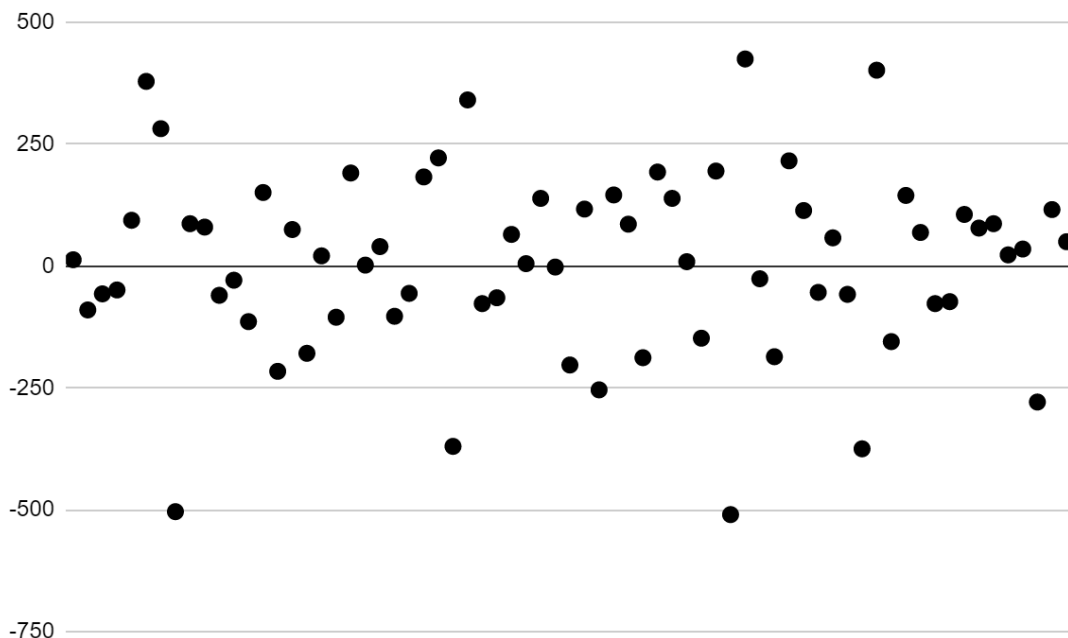
Dessa forma, foi necessário aplicar a diferenciação nos valores da série, onde são subtraídos valores de seus subseqüentes ( $X_{t-1} - X_t$ ), com o objetivo de trazer estabilidade para a série, até que essa se tornasse estacionária.

Após a primeira diferenciação, foi utilizado novamente o teste de Dickey-Fuller para verificar a estabilidade da série. Os valores encontrados para os coeficientes foram:

- Teste com constante: p-valor 2,199e-15.
- Com constante e tendência: p-valor 7,016e-15.

Agora com a série diferenciada, os coeficientes se mostraram significativos, com valores que estão abaixo de 0.05. O comportamento da série após a diferenciação pode ser visto no Gráfico 5.

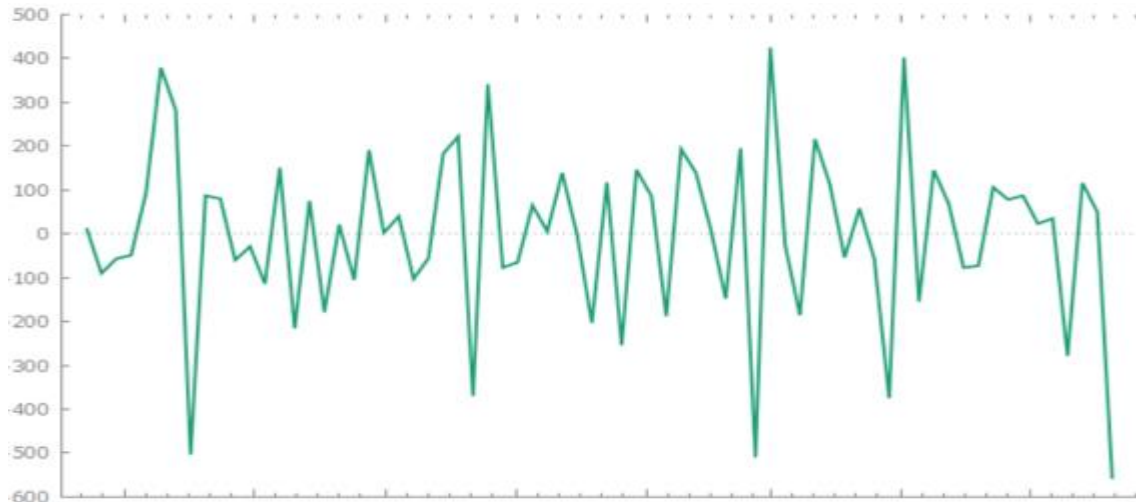
**Gráfico 5 - Gráfico de dispersão da série estacionária**



**Fonte: Autoria própria (2022)**

Ainda para um melhor entendimento do comportamento da série, podemos plotar também, diferentemente do gráfico de dispersão, uma visualização em linha como no Gráfico 6, para que possamos entender melhor a área de atuação dos dados.

**Gráfico 6 - Gráfico em linha da série estacionária**



Fonte: Autoria própria (2022)

Uma vez que a série de dados se encontrava pronta para a realização da previsão, foram testadas todas as variáveis permitidas pelo *software* de análises Gretl, que foi utilizado para a elaboração do trabalho. Os valores admitidos pelo *software* variaram de 0 a 4 para os componentes de autorregressão (AR) e médias moveis (MA), e, de 0 a 2 para o componente filtro de integração(I).

No Anexo 1 estão contidos todos os resultados encontrados para as variações dos componentes que integram a análise. Para a escolha das variáveis que representariam os melhores valores para a previsão, foi selecionado o que apresentava o menor valor de p (p-value), ou seja, o que continha os coeficientes de maior significância, culminando assim em uma previsão com maior confiabilidade dentro do intervalo de confiança considerado.

Os valores que apresentaram a melhor representatividade para os componentes foram AR = 2, I = 0, e MA = 0, como pode ser observado na Tabela 4 com o uso dos coeficientes gerados.

**Tabela 4 – Resultados do ARIMA**

AR	I	MA	Variáveis	Coefficiente	Erro	padrão-z	p-valor
2	0	0	const	1467,18	60,7646	24,15	8,37E-129
			$\phi$ 1	0,402217	0,118667	3,389	0,0007
			$\phi$ 2	0,277832	0,121729	2,282	0,0225

Fonte: Autoria própria (2022)



Na sequência, a Tabela 5 mostra o comportamento das 10 últimas amostras e as 8 semanas de previsão extraídas pelo método ARIMA.

**Tabela 2 - Comportamento das 10 últimas amostras**

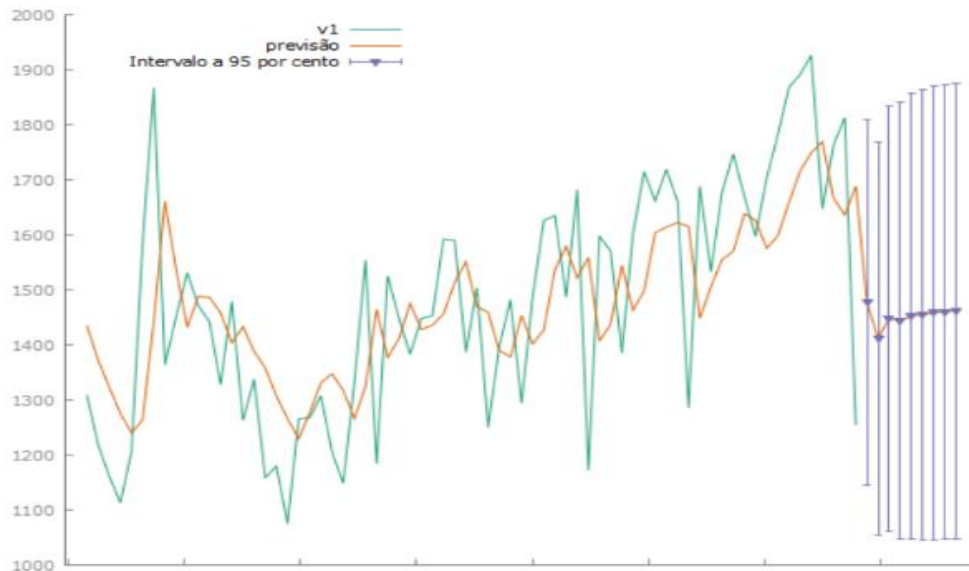
Semana	Chamados	Previsão	Erro Padrão	Intervalo 95%
62	1597	1626,50		
63	1703	1575,75		
64	1781	1598,10		
65	1868	1658,92		
66	1891	1715,59		
67	1926	1749,01		
68	1647	1769,48		
69	1763	1666,98		
70	1813	1636,12		
71	1254	1688,46		
72		1477,51	169,014	1146,25 - 1808,78
73		1412,11	182,173	1055,05 - 1769,16
74		1447,90	196,743	1062,29 - 1833,51
75		1444,12	202,698	1046,84 - 1841,40
76		1452,55	206,657	1047,51 - 1857,59
77		1454,89	208,787	1045,67 - 1864,10
78		1458,17	210,066	1046,45 - 1869,89
79		1460,14	210,800	1046,98 - 1873,30

**Fonte: Autoria própria (2022)**

A base de dados adicionada aos 8 pontos de previsão através do método de ARIMA formam o Gráfico 7.

No Gráfico 7, podemos observar os comportamentos da série, da previsão traçada com base nos estudos, além da adição dos 8 pontos e verticalmente os limites de atuação do intervalo de 95% que foi determinado como o aceitável.

Com os dados da previsão realizada pelo método ARIMA, os valores para a demanda esperados podem ser considerados estáveis quando comparados aos números observados nas últimas semanas em que os dados foram coletados.

**Gráfico 7 - Base de dados adicionada aos 8 pontos de previsão**

Fonte: Autoria própria (2022)

Ademais, os erros apresentados e as demais estatísticas de avaliação da previsão utilizando-se das observações retiradas do *software* ficaram definidas como médio, médio quadrado, absoluto médio, percentual médio e percentual médio absoluto, apresentado na Tabela 6.

**Tabela 6 – Erros ARIMA**

Erro Médio	3,42
Erro Médio Quadrado	169,01
Erro Absoluto Médio	139,28
Erro Percentual Médio	-1,13
Erro Percentual Médio Absoluto	9,69

Fonte: Autoria própria (2022)

#### 4.1 Comparação entre modelos

A Figura 8, mostra uma comparação entre os modelos perante aos valores dos erros médio, médio quadrado, absoluto médio, percentual médio e percentual médio absoluto, os quais são responsáveis por mostrar a qualidade das previsões obtidas.

**Figura 8 - Comparação dos resultados dos erros**

	ARIMA	Holt-Winters
Erro Médio	3,42	3,52E-14
Erro Médio Quadrado	169,01	8,36E-27
Erro Absoluto Médio	139,28	8,01E-27
Erro Percentual Médio	-1,13	-3,20E-13
Erro Percentual Médio Absoluto	9,69	2,15E-15

**Fonte: Autoria própria (2022)**

Analisando os erros de cada modelo, observa-se que o modelo de Holt Winters se mostra superior em qualidade perante o método ARIMA, os valores de erro do primeiro são menores significativamente em relação ao segundo, tendo como diferença no menor dos casos de 13 ordens de grandeza, com isso atingimos o objetivo de comparação entre modelos de previsão de demanda.

Mesmo que ambos os métodos indicaram que haveria um aumento da demanda se comparado as últimas observações, no ARIMA esse aumento se manteve em patamares estáveis após o primeiro ponto de previsão. Já o Holt-Winters indica um crescimento gradual na demanda, o que se assemelha a série histórica quando comparado a momentos equivalentes.

## 5 CONCLUSÃO

Realizado o estudo de caso da empresa, atingiu-se o objetivo geral de realizar a previsão de demanda dos chamados solicitados através de modelos de suavização exponencial. Bem como os objetivos específicos, dentre estes, o principal consiste em definir um modelo com maior qualidade de resultados.

A escassez de material voltado para a área de demanda no setor de tecnologia foi uma dificuldade encontrada ao se realizar a escolha dos métodos mais adequados a serem utilizados para o estudo do caso.

A definição dos limites de controle foi um dos pontos cruciais de tratamento dos dados. De modo que, nesta etapa foram eliminados os pontos que não correspondiam à normalidade da série temporal e, assim, obteve-se uma base de dados mais confiável para a realização das previsões futuras.

Com o auxílio do *software* e das ferramentas de planilhas, foi realizada a previsão pelos dois métodos escolhidos e, posteriormente, calculados os erros que definem a qualidade e a confiabilidade dos modelos para a série de dados temporal resultante.

Com a análise dos erros médio, médio quadrado, absoluto médio, percentual médio e percentual médio absoluto gerou-se, por meio dos dados pré-existentes e do método ARIMA e Holt Winters, as previsões de demandas. De modo, considerou-se o Erro Médio Quadrado como principal nos valores de 169,01 e 8,36304E-27, respectivamente.

Portanto, conclui-se que, o método de Holt Winters é o com maior qualidade e que resulta em uma melhor previsão para o futuro da empresa, tendo em vista que os erros se mostram com menor valor.

Ainda, os resultados do estudo foram apresentados a empresa, para que usufrua dos conhecimentos adquiridos e possa ter um planejamento de suporte aos seus clientes melhor e mais eficiente nas semanas seguintes. Isso se mostra possível, uma vez que, o método é de contínua atualização e adicionando os dados semana contra semana a previsão melhora e se molda conforme a necessidade.

Por fim, para trabalhos futuros a recomendação é de que se utilize dos métodos para outras vertentes do setor de tecnologia, combinando os modelos quantitativos a um modelo qualitativo, se possível, agregando assim para a comunidade acadêmica mais fontes na área.

## REFERÊNCIAS

- ABES. **Mercado brasileiro de software**: panorama e tendências 2022. Disponível em: <https://abessoftware.com.br/dados-do-setor/>. Acesso em: 02 dez 2021.
- ALBUQUERQUE, Jean Carlos da Silva; SERRA, Cláudio Mauro Vieira. Utilização de modelos de holt-winters para a previsão de séries temporais de consumo de refrigerantes no Brasil. In: **Encontro Nacional De Engenharia De Produção ENEGEP**, 2006, Fortaleza. **Anais...** Fortaleza: Abepro, 2006. p. 1 - 5. Disponível em: [http://www.abepro.org.br/biblioteca/enegep2006\\_tr460317\\_7576.pdf](http://www.abepro.org.br/biblioteca/enegep2006_tr460317_7576.pdf). Acesso em: 22 nov. 2021.
- AZEVEDO, Paulo Furquim de. **Comercialização de Produtos Agroindustriais**. São Paulo: Atlas, 1997.
- DAU, Gabriel. Mercado tecnológico nacional apresentou crescimento de 118% nos últimos dez anos. **Jornal Contábil**. 2021. Disponível em: <https://www.jornalcontabil.com.br/mercado-tecnologico-nacional-apresentou-crescimento-de-118-nos-ultimos-dez-anos/>. Acesso em: 02 dez 2021.
- FAVA, Vera Lucia. **Metodologia de Box-Jenkins para Modelos Univariados**: Manual de Econometria. Editora Atlas, São Paulo, 2000.
- FERNANDES, Flavio Cesar Faria; FILHO, Moacir Godinho. **Planejamento e Controle da Produção**: dos fundamentos ao essencial. São Paulo: Atlas, 2010.
- FERNANDES, Lara. **Sazonalidade**: o que é, significado, conceito, definição em uma empresa. Disponível em: <https://editalconcursosbrasil.com.br/blog/sazonalidade/>. Acesso em 03 dez. 2021.
- FULLER, Wayne A. **Introduction to statistical time series**. Nova York: John Wiles & Sons, 1996.
- HONAISSER, E. H. R.; SAUAIA, A. C. A. **Desenvolvimento e aplicação de um modelo para previsão de demanda em jogos de empresas**. RAC-Eletrônica, v. 2, n. 3, p. 470-485, 2008.
- JACOBS, W. **Modelos de Suavização Exponencial, ARIMA e Redes Neurais Artificiais**: Um estudo comparativo para a previsão de demanda de produtos. Trabalho de Conclusão de Curso – Centro Universitário UNIVATES, Lajeado, Rio Grande do Sul. 2011. Disponível em: <https://www.univates.br/bdu/bitstream/10737/254/1/WilliamJacobs.pdf>. Acesso em: 24 nov. 2021.
- LEMOS, F. O. **Metodologia para seleção de métodos de previsão de demanda**. Dissertação (Pós-Graduação em Engenharia de Produção) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, RS. 2006. Disponível em: <http://www.lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/5949/000522463.pdf?sequence=1>. Acesso em: 24 nov. 2021.

MANCUZO, F. **Análise e previsão de demanda**: Estudo de caso em uma empresa distribuidora de rolamentos. Dissertação (Pós-Graduação em Engenharia de Produção) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, RS. 2003. Disponível em: <http://www.producao.ufrgs.br/arquivos/publicacoes/Fernando%20Mancuzo.pdf>. Acesso em: 23 nov. 2021

MARGARIDO, Mario Antônio; ANEFALOS, Lilian Cristina. **Testes de Raiz Unitária e o Software SAS**. São Paulo, 1999. Disponível em: [chrome-extension://efaidnbnmnibpcjpcglclefindmkaj/http://www.iea.sp.gov.br/ftpiea/rea/tomo2\\_99/artigo2.pdf](chrome-extension://efaidnbnmnibpcjpcglclefindmkaj/http://www.iea.sp.gov.br/ftpiea/rea/tomo2_99/artigo2.pdf). Acesso em: 29 mai. 2022.

MARTINS, P. G.; LAUGENI, F. P. **Administração da produção**. São Paulo: Saraiva, 1999.

MATIAS-PEREIRA, José. **Manual de metodologia da pesquisa científica**. São Paulo: Atlas. 2012.

MILESKI, A. Jr. **Análise de métodos de previsão de demanda baseados em séries temporais em uma empresa do setor de perfumes e cosméticos**. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção e Sistemas) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas – Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Curitiba, PR. 2007. Disponível em: <http://livros01.livrosgratis.com.br/cp068332.pdf>. Acesso em: 23 nov. 2021.

MIRANDA, Cristina Vidigal Cabral de. **Previsão de Dados de Alta Frequência para Carga Elétrica Usando Holt-Winters com Dois Ciclos**. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2007.

MOTA, Keila Cristina Nicolau. **Marketing turístico: promovendo uma atividade sazonal**. São Paulo: Atlas, 2001.

Montgomery, Douglas C.; Runger, George C. **Estatística Aplicada e Probabilidade para Engenheiros**, 4ª Edição p. 397, 2009.

PELLEGRINI, Fernando Rezende. **Metodologia para Implementação de Sistemas de Previsão de Demanda**. 2000

PENTEADO, Karoline. **Métricas de avaliação para séries temporais**. 2021. Disponível em: <https://www.alura.com.br/artigos/metricas-de-avaliacao-para-series-temporais#:~:text=O%20erro%20quadr%C3%A1tico%20m%C3%A9dio%2C%20MSE,desses%20erros%20quadr%C3%A1ticos%20%C3%A9%20calculada>. Acesso em: 24 jun. 2022

PINDYCK, Robert S.; RUBINFELD, Daniel L. **Microeconomia**. São Paulo: Makron Books, 1994.

QUEIROZ, A. A.; CAVALHEIRO, D. C. Método de previsão de demanda e detecção de sazonalidade para o planejamento da produção de indústrias de alimentos. In: **Encontro Nacional De Engenharia De Produção**, 23., 2003, Minas Gerais. Anais. Enegep, Minas Gerais, 2003. Disponível em: [https://abepro.org.br/biblioteca/enegep2003\\_tr0101\\_0801.pdf](https://abepro.org.br/biblioteca/enegep2003_tr0101_0801.pdf). Acesso em 15 out. 2021.

SAMOHYL, Robert Wayne; SOUZA, Gueibi Peres; MIRANDA, Rodrigo Gabriel de. **Métodos simplificados de previsão empresarial**. Rio de Janeiro: Ciência Moderna, 2008.

SANTOS, G. Q. V.; MARQUES, J. A. Jr.; BERNARDO, Y. N. S. Previsão de demanda: revisão bibliográfica e análise acadêmica atual. **XXXV Encontro Nacional de Engenharia de Produção**. Fortaleza, CE. 2015. Disponível em: [http://www.abepro.org.br/biblioteca/TN\\_STO\\_206\\_221\\_27520.pdf](http://www.abepro.org.br/biblioteca/TN_STO_206_221_27520.pdf). Acesso em: 24 nov. 2021.

SLACK, Nigel; *et al.* **Administração da Produção**. São Paulo: Atlas, 1997.

SOARES, Rute Cristina Meurer; NETO, José Luiz de Castro; CUNHA, Paulo Roberto da; HAUSSMANN, Darclê Costa Silva; HAIDER, Luiz Felipe. Agronegócio: influências da produção sazonal. **XI Congresso Brasileiro de Custos**. 2004. Disponível em: [file:///C:/Users/debor/Downloads/cbc,+XICongresso\\_artigo\\_0166%20\(1\).pdf](file:///C:/Users/debor/Downloads/cbc,+XICongresso_artigo_0166%20(1).pdf). Acesso em: 23 nov. 2021.

SUHERMI, N; SUHARTONO; PRASTYO, D. D; ALI, B. Roll motion prediction using a hybrid deep learning and ARIMA model. **Procedia Computer Science**, Volume 144, p. 251-258, 2018.

TUBINO, Dalvio Ferrari. **Planejamento e controle da produção: teoria e prática**. São Paulo: Atlas, 2007.

WALLIS, K. F.; THOMAS, J. J. Seasonal variation in regression analysis. **Journal of the Royal Statistical Society**, Ser. A, v. 134, n. 1, 1971, p. 57-72.

WERNER, Liane. **Um modelo composto para realizar previsão de demanda através da integração da combinação de previsões e do ajuste baseado na opinião**. Tese (Doutorado) - Curso de Engenharia de Produção, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, RS. 2004.

## Apêndice 1 – Tabela de erros do ARIMA



Tabela 7 - Tabela de erros

ARIMA			Resultados				
Ar	I	MA	Variáveis	Coefficiente	Erro	padrão-z	p-valor
1	0	0	const	1470,19	47,5672	30,91	9,43E-210
			$\varphi$ 1	0,566728	0,0982771	5,767	8,09E-09
1	1	0	const	2,12088	15,0432	0,141	0,8879
			$\varphi$ 1	-0,444492	0,114808	-3,872	0,0001
1	1	1	const	6,32032	1,34036	4,715	2,41E-06
			$\varphi$ 1	0,293985	0,124009	2,371	0,0178
			$\theta$ 1	-1	0,0531013	-18,83	4,13E-79
0	1	1	const	5,42612	5,92646	0,9156	0,3599
			$\theta$ 1	-0,72259	0,155453	-4,648	3,35E-06
0	0	1	const	1474,76	31,9553	46,15	0
			$\theta$	0,425683	0,0950608	4,478	7,53E-06
2	0	0	const	1467,18	60,7646	24,15	8,37E-129
			$\varphi$ 1	0,402217	0,118667	3,389	0,0007
			$\varphi$ 2	0,277832	0,121729	2,282	0,0225
2	1	0	const	3,70908	11,072	0,335	0,7376
			$\varphi$ 1	-0,582389	0,123239	-4,726	2,29E-06
			$\varphi$ 2	-0,305014	0,12186	-2,503	0,0123
2	1	1	const	6,21747	1,53888	4,04	5,34E-05
			$\varphi$ 1	0,250923	0,128403	1,954	0,0507
			$\varphi$ 2	0,149572	0,127915	1,169	0,2423
			$\theta$ 1	-1	0,0456313	-21,91	1,88E-106
2	2	1	const	-0,259872	0,576748	-0,4506	0,6523
			$\varphi$ 1	-0,570129	0,124588	-4,576	4,74E-06
			$\varphi$ 2	-0,293509	0,123211	-2,382	0,0172
			$\theta$ 1	-1	0,0421138	-23,75	1,23E-124
2	2	2	const	0,163959	0,148356	1,105	0,2691
			$\varphi$ 1	0,253293	0,137723	1,839	0,0659
			$\varphi$ 2	0,14629	0,136166	1,074	0,2827
			$\theta$ 1	-1,99782	0,00486173	-410,9	0
			$\theta$ 2	0,999982	0,00474576	210,7	0
3	0	0	const	1464,31	72,5759	20,18	1,58E-90
			$\varphi$ 1	0,341796	0,12237	2,793	0,0052
			$\varphi$ 2	0,198842	0,129093	1,54	0,1235

			$\varphi$ 3	0,203916	0,125292	1,628	0,1036
3	1	0	const	3,82144	10,828	0,3529	0,7241
			$\varphi$ 1	-0,589581	0,128817	-4,577	4,72E-06
			$\varphi$ 2	-0,319307	0,14285	-2,235	0,0254
			$\varphi$ 3	-0,0243945	0,127295	-0,1916	0,848
3	1	1	const	6,16446	1,71897	3,586	0,0003
			$\varphi$ 1	0,233164	0,129118	1,806	0,0709
			$\varphi$ 2	0,117823	0,131116	0,8986	0,3689
			$\varphi$ 3	0,130876	0,127743	1,025	0,3056
			$\theta$ 1	-1	0,0420147	-23,8	3,24E-125
3	2	1	const	-0,258939	0,57112	-0,4534	0,6503
			$\varphi$ 1	-0,573326	0,130687	-4,387	1,15E-05
			$\varphi$ 2	-0,299746	0,145345	-2,062	0,0392
			$\varphi$ 3	-0,0104394	0,129182	-0,08081	0,9356
			$\theta$ 1	-1	0,0422139	-23,69	4,70E-124
3	2	2	const	-0,260582	0,581793	-0,4479	0,6542
			$\varphi$ 1	-1,54799	0,125242	-12,36	4,31E-35
			$\varphi$ 2	-0,840546	0,21042	-3,995	6,48E-05
			$\varphi$ 3	-0,263494	0,127232	-2,071	0,0384
			$\theta$ 1	-7,24E-07	0,135823	-5,33E-06	1
			$\theta$ 2	-0,999999	0,135825	-7,362	1,81E-13
3	2	3	const	-0,292086	0,655784	-0,4454	0,656
			$\varphi$ 1	-1,60723	0,422246	-3,806	0,0001
			$\varphi$ 2	-1,3151	0,450092	-2,922	0,0035
			$\varphi$ 3	-0,404712	0,201577	-2,008	0,0447
			$\theta$ 1	0,0953204	0,453667	0,2101	0,8336
			$\theta$ 2	-0,525522	0,291814	-1,801	0,0717
			$\theta$ 3	-0,569798	0,349848	-1,629	0,1034
4	0	0	const	1465,78	68,3422	21,45	4,80E-102
			$\varphi$ 1	0,355252	0,12471	2,849	0,0044
			$\varphi$ 2	0,355252	0,12471	2,849	0,0044
			$\varphi$ 3	0,224945	0,13126	1,714	0,0866
			$\varphi$ 4	-0,0668685	0,127918	-0,5227	0,6012
4	1	0	const	4,60156	9,38617	0,4902	0,624
			$\varphi$ 1	-0,601763	0,127985	-4,702	2,58E-06
			$\varphi$ 2	-0,36704	0,148107	-2,478	0,0132
			$\varphi$ 3	-0,109958	0,147035	-0,7478	0,4546
			$\varphi$ 4	-0,143628	0,126916	-1,132	0,2578

4	2	0	const	-1,7165	6,2076	-0,2765	0,7822
			$\varphi$ 1	-1,21646	0,123734	-9,831	8,26E-23
			$\varphi$ 2	-1,02905	0,186	-5,533	3,16E-08
			$\varphi$ 3	-0,54701	0,18876	-2,898	0,0038
			$\varphi$ 4	-0,21888	0,126397	-1,732	0,0833
4	2	1	const	-0,22885	0,503251	-0,4547	0,6493
			$\varphi$ 1	-0,58641	0,129785	-4,518	6,23E-06
			$\varphi$ 2	-0,345211	0,150892	-2,288	0,0221
			$\varphi$ 3	-0,0891154	0,149829	-0,5948	0,552
			$\varphi$ 4	-0,128603	0,128649	-0,9996	0,3175
			$\theta$ 1	-1	0,0433176	-23,09	6,51E-118
4	2	2	const	-0,257294	0,561284	-0,4584	0,6467
			$\varphi$ 1	-1,55769	0,129314	-12,05	2,04E-33
			$\varphi$ 2	-0,872961	0,237841	-3,67	0,0002
			$\varphi$ 3	-0,321768	0,237527	-1,355	0,1755
			$\varphi$ 4	-0,0381086	0,131313	-0,2902	0,7717
			$\theta$ 1	-8,60E-07	0,175921	-4,89E-06	1
			$\theta$ 2	-0,999998	0,175919	-5,684	1,31E-08
4	2	3	const	-0,287537	0,553209	-0,5198	0,6032
			$\varphi$ 1	-1,04603	0,156098	-6,701	2,07E-11
			$\varphi$ 2	-1,45447	0,155377	-9,361	7,91E-21
			$\varphi$ 3	-0,665742	0,171425	-3,884	0,0001
			$\varphi$ 4	-0,37949	0,132169	-2,871	0,0041
			$\theta$ 1	-0,500168	0,134233	-3,726	0,0002
			$\theta$ 2	0,500167	0,159623	3,133	0,0017
			$\theta$ 3	-0,999998	0,139253	-7,181	6,91E-13
4	2	4	const	0,16288	0,144933	1,124	0,2611
			$\varphi$ 1	-0,346364	0,144446	-2,398	0,0165
			$\varphi$ 2	-0,558556	0,148642	-3,758	0,0002
			$\varphi$ 3	0,364002	0,152955	2,38	0,0173
			$\varphi$ 4	0,0215427	0,140374	0,1535	0,878
			$\theta$ 1	-1,38034	0,0693264	-19,91	3,29E-88
			$\theta$ 2	0,750011	0,0950999	7,887	3,11E-15
			$\theta$ 3	-1,34778	0,0861046	-15,65	3,18E-55
			$\theta$ 4	0,983699	0,074754	13,16	1,51E-39

Fonte: Autoria própria (2022)