



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CAMPUS RUSSAS
GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

MARIA GIOVANNA OLIVEIRA DAS CHAGAS

**PREVISÃO DE DEMANDA COMO ESTRATÉGIA PARA MELHORIA DO
ABASTECIMENTO DE ÁGUA MINERAL: ESTUDO DE CASO EM UMA EMPRESA
DO VAREJO FARMACÊUTICO**

RUSSAS

2026

MARIA GIOVANNA OLIVEIRA DAS CHAGAS

PREVISÃO DE DEMANDA COMO ESTRATÉGIA PARA MELHORIA DO
ABASTECIMENTO DE ÁGUA MINERAL: ESTUDO DE CASO EM UMA EMPRESA
DO VAREJO FARMACÊUTICO

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao Curso de Graduação em Engenharia de Produção do Campus de Russas da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Engenharia de Produção.

Orientador: Prof. Dr. Emerson Rodrigues Sabino.

RUSSAS

2026

MARIA GIOVANNA OLIVEIRA DAS CHAGAS

PREVISÃO DE DEMANDA COMO ESTRATÉGIA PARA MELHORIA DO
ABASTECIMENTO DE ÁGUA MINERAL: ESTUDO DE CASO EM UMA EMPRESA
DO VAREJO FARMACÊUTICO

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao
Curso de Graduação em Engenharia de
Produção do Campus de Russas da
Universidade Federal do Ceará, como requisito
parcial para obtenção do título de Bacharel em
Engenharia de Produção.

Aprovada em: 27/01/2026.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Emerson Rodrigues Sabino (Orientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Francisco Clemeson de Lima Martins
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Lívia Raulino Lima
Universidade Federal do Ceará (UFC)

A Deus e aos meus pais, Liduina e Gildeon.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço a Deus por me conceder saúde, força, sabedoria e perseverança ao longo de toda a minha formação acadêmica, permitindo que eu superasse os desafios e chegasse à realização deste trabalho. Agradeço profundamente aos meus pais pela dedicação, por todo o amor, pelos valores transmitidos e incentivo durante minha formação acadêmica e pessoal. Nada disso seria possível sem a base sólida que sempre me deram. Agradeço muito ao meu orientador, Emerson, pelo suporte, paciência, orientações e disponibilidade durante o desenvolvimento deste trabalho. Sua ajuda foi essencial para o meu crescimento acadêmico. Também agradeço a todos os professores que fizeram parte da minha formação pelo conhecimento, dedicação e contribuições importantes para o meu aprendizado durante o curso. Aos amigos e colegas, agradeço pelo companheirismo e pelas experiências compartilhadas. Por fim, agradeço ao meu namorado pelo incentivo e apoio constante que foram fundamentais para a conclusão deste trabalho.

RESUMO

Este estudo tem como objetivo avaliar a adequação de métodos de previsão de demanda aplicados à comercialização de água mineral em uma rede de lojas farmacêuticas no estado do Ceará, considerando o modelo de fornecimento direto adotado pela empresa. Trata-se de uma pesquisa de natureza aplicada, com abordagem quantitativa, que emprega procedimentos de pesquisa bibliográfica e estudo de caso. A análise foi fundamentada em dados históricos de vendas de água mineral engarrafada, abrangendo o período de janeiro de 2022 a novembro de 2025, com ênfase em lojas representativas do comportamento da demanda. Inicialmente, foi avaliado o desempenho das previsões de demanda considerando o método da média móvel simples, atualmente utilizado pela empresa, cujas limitações incluem elevada reatividade e incapacidade de antecipar variações sazonais, resultando em rupturas e excessos de estoque. Posteriormente, foram aplicados e comparados os métodos de ajustamento sazonal e Holt-Winters, selecionados por sua aptidão em tratar explicitamente componentes de tendência e sazonalidade. O desempenho dos modelos foi avaliado por meio de duas métricas de erros: desvio absoluto médio (MAD) e erro percentual absoluto médio (MAPE), considerando conjuntos de treinamento e validação. Os resultados demonstraram que o método de Holt-Winters apresentou maior acurácia preditiva para ambas as lojas analisadas, evidenciando maior robustez em contextos de elevada variabilidade de consumo. Conclui-se que a substituição do método atual por abordagens mais adequadas para o perfil de demanda das lojas, pode contribuir de forma significativa para o aprimoramento do planejamento da demanda e da gestão de estoques da empresa.

Palavras-chave: gestão de estoques; previsão de demanda; séries temporais; Holt-Winters.

ABSTRACT

This study aims to evaluate the adequacy of demand forecasting methods applied to the commercialization of mineral water in a pharmacy retail chain in the state of Ceará, considering the direct supply model adopted by the company. It is an applied research study with a quantitative approach, employing bibliographic research procedures and a case study. The analysis was based on historical sales data of bottled mineral water, covering the period from January 2022 to November 2025, with emphasis on stores representative of demand behavior. Initially, the performance of demand forecasts using the simple moving average method, currently adopted by the company, was evaluated. Its limitations include high reactivity and the inability to anticipate seasonal variations, resulting in stockouts and excess inventory. Subsequently, seasonal adjustment and Holt–Winters methods were applied and compared, as they are suitable for explicitly addressing trend and seasonality components. Model performance was assessed using two error metrics: Mean Absolute Deviation (MAD) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE), considering both training and validation datasets. The results showed that the Holt–Winters method achieved higher predictive accuracy for both analyzed stores, demonstrating greater robustness in contexts of high consumption variability. It is concluded that replacing the current method with approaches more appropriate to the stores' demand profile can significantly contribute to improving demand planning and inventory management within the company.

Keywords: inventory management; demand forecasting; time series; Holt–Winters.

LISTA DE FIGURAS

| | |
|--|----|
| Figura 1 - Etapas do processo de previsão de demanda | 22 |
| Figura 2 - Etapas adotadas no estudo | 38 |
| Figura 3 - Tendência Linear da Demanda Dessazonalizada nas Lojas A e B | 50 |

LISTA DE GRÁFICOS

| | | |
|------------|---|----|
| Gráfico 1 | - Demanda mensal da loja A | 45 |
| Gráfico 2 | - Demanda mensal por ano para loja A | 45 |
| Gráfico 3 | - Demanda mensal da loja B | 46 |
| Gráfico 4 | - Demanda mensal por ano para loja B | 47 |
| Gráfico 5 | - Previsão de demanda para a loja A usando o método da média móvel | 48 |
| Gráfico 6 | - Previsão de demanda para a loja B usando o método da média móvel | 48 |
| Gráfico 7 | - Previsão de demanda para a loja A usando o método do ajustamento | 50 |
| Gráfico 8 | - Previsão de demanda para a loja B usando o método do ajustamento | 51 |
| Gráfico 9 | - Previsão de demanda para a loja A usando o método de Holt-Winters | 53 |
| Gráfico 10 | - Previsão de demanda para a loja B usando o método de Holt Winters | 54 |
| Gráfico 11 | - Comparação entre os métodos de previsão de demanda para a loja A | 55 |
| Gráfico 12 | - Comparação entre os métodos de previsão de demanda para a loja B | 55 |

LISTA DE TABELAS

| | | |
|----------|--|----|
| Tabela 1 | - Principais técnicas qualitativas para previsão de demanda | 24 |
| Tabela 2 | - Constantes de suavização do Método de Holt-Winters para lojas A e B | 52 |
| Tabela 3 | - Indicadores de erro para a loja A | 56 |
| Tabela 4 | - Indicadores de erro para a loja B | 56 |

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

| | |
|-----------|---|
| CAGR | Taxa de crescimento anual composta |
| EDI | Troca eletrônica de dados |
| IQVIA | Nome de uma empresa global líder na área da saúde |
| INVESTESP | Agência Paulista de Promoção de Investimentos e Competitividade |
| MAD | Desvio Absoluto Médio |
| MAPE | Erro Percentual Absoluto Médio |
| MMS | Média Móvel Simples |
| SKU | Stock Keeping Unit |

LISTA DE SÍMBOLOS

| | |
|----------|------|
| α | Alfa |
| β | Beta |
| γ | Gama |

SUMÁRIO

| | | |
|----------------|---|----|
| 1 | INTRODUÇÃO | 14 |
| 1.1 | Objetivos | 16 |
| <i>1.1.1</i> | <i>Objetivo geral</i> | 16 |
| <i>1.1.2</i> | <i>Objetivos específicos</i> | 16 |
| 1.1 | Justificativa | 16 |
| 1.3 | Estrutura do trabalho | 17 |
| 2 | REFERENCIAL TEÓRICO | 19 |
| 2.1 | Gestão de estoque | 19 |
| 2.2 | Previsão de Demanda | 20 |
| <i>2.2.1</i> | <i>Técnicas Qualitativas</i> | 23 |
| <i>2.2.2</i> | <i>Técnicas Quantitativas</i> | 24 |
| 2.3 | Séries Temporais | 26 |
| <i>2.3.1</i> | <i>Média móvel simples</i> | 26 |
| <i>2.3.2</i> | <i>Média móvel ponderada</i> | 27 |
| <i>2.3.3</i> | <i>Sazonalidade simples</i> | 28 |
| <i>2.3.4</i> | <i>Ajustamento Sazonal</i> | 29 |
| <i>2.3.5</i> | <i>Modelos de Suavização Exponencial</i> | 30 |
| <i>2.3.5.1</i> | <i>Holt-Winters</i> | 31 |
| 2.4 | Conjuntos de treinamento e validação | 34 |
| 2.5 | Medidas de erro de previsão | 34 |
| <i>2.5.1</i> | <i>Erro simples</i> | 34 |
| <i>2.5.2</i> | <i>MAD</i> | 35 |
| <i>2.5.3</i> | <i>MAPE</i> | 35 |
| 3 | METODOLOGIA | 37 |
| 3.1 | Tipo de pesquisa | 37 |
| 3.2 | Estruturação do processo | 38 |
| 3.3 | Caracterização da empresa | 39 |
| 3.4 | Caracterização do objeto de estudo e identificação do problema | 40 |
| 3.5 | Identificação dos perfis de lojas | 41 |
| 3.6 | Seleção da amostra | 42 |
| 3.7 | Escolha dos métodos de previsão de demanda | 43 |

| | | |
|-----|---|----|
| 3.8 | Avaliação do desempenho dos modelos | 44 |
| 4 | ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS | 45 |
| 4.1 | Análise descritiva das séries de demanda | 45 |
| 4.2 | Aplicação do método da média móvel | 47 |
| 4.3 | Aplicação do método do Ajustamento Sazonal | 49 |
| 4.4 | Aplicação do método de Holt-Winters | 51 |
| 4.5 | Análise Comparativa do Desempenho dos Modelos | 54 |
| 5 | CONSIDERAÇÕES FINAIS | 58 |
| | REFERÊNCIAS | 60 |

1 INTRODUÇÃO

Um dos desafios centrais na gestão empresarial é encontrar o equilíbrio adequado na administração de estoques. O excesso de estoque aumenta o capital imobilizado e reduz a rentabilidade, enquanto estoques insuficientes aumentam o risco de ruptura e que prejudicam a confiança do cliente (Krajewski; Ritzman; Malhotra, 2009). Um planejamento inadequado pode comprometer a qualidade, a satisfação do cliente e os custos, além de prejudicar a eficiência operacional do negócio (Tratar, 2015), gerando impactos negativos tanto para as organizações quanto para a sociedade. Dessa forma, a gestão eficiente desse equilíbrio é essencial para o desempenho e a competitividade empresarial.

Nesse contexto, a previsão de demanda surge como uma ferramenta estratégica, permitindo às empresas reduzir tanto o excesso de estoque quanto a perda de vendas por falta de produtos (Mileski Junior, 2007). Segundo Gaither e Frazier (2001), a previsão de demanda consiste em estimar o comportamento futuro de vendas de um produto ou serviço, possibilitando ao gestor antecipar necessidades e planejar ações com maior precisão. Dessa maneira, a previsão pode ser compreendida como um processo de construção da perspectiva mais provável sobre a demanda futura, a partir da análise de dados históricos e do entendimento dos fatores que influenciam o consumo. Petropoulos et al. (2018) destacam que previsões bem elaboradas orientam a tomada de decisões estratégicas, operacionais e de abastecimento, reduzindo incertezas e promovendo maior eficiência na gestão. Nesse contexto, o uso de técnicas de previsão de demanda é particularmente importante em setores com alta competitividade e ampla capilaridade, como o varejo farmacêutico.

No âmbito do mercado farmacêutico brasileiro, o setor se destaca por sua relevância econômica, consolidando-se como um dos principais mercados da América Latina e do mundo. Segundo dados da consultoria IQVIA, empresa global líder no campo da saúde, o Brasil responde por quase 47% do faturamento do mercado farmacêutico na América Latina (Investesp, 2024). Além desse destaque econômico, estudos recentes sobre o comportamento do consumidor brasileiro indicam que as farmácias vêm se consolidando como pontos de varejo de conveniência, com uma parcela significativa dos clientes adquirindo produtos não relacionados a medicamentos durante suas visitas. De acordo com pesquisa realizada pela Neogrid, em parceria com a Opinion Box, empresa especializada em análise de dados e pesquisas de mercado, 61% dos consumidores afirmam adquirir itens de conveniência em farmácias, com destaque para a categoria de snacks e bebidas, mencionada por 24% dos

respondentes, reforçando o papel das farmácias como canais de compra para produtos de consumo imediato e alto giro (Neogrid; Opinion Box, 2025).

Nesse contexto, o mercado de água mineral apresenta trajetória consistente de crescimento, tanto no cenário nacional quanto internacional. De acordo com dados da Beverage Marketing Corporation (2014), empresa internacional especializada em estudos e inteligência de mercado do setor de bebidas, obtidos a partir da análise do consumo dos principais países e de suas respectivas taxas de crescimento anual composto no período de 2009 a 2014, o Brasil ocupa a quinta posição entre os maiores mercados de água engarrafada do mundo. Em complemento, a Grand View Research (2024), empresa internacional especializada em pesquisas e análises de mercado, projeta que o mercado global de água engarrafada deverá registrar uma taxa de crescimento anual composta (CAGR) de aproximadamente 5,9% até 2030, impulsionada pelo aumento da conscientização dos consumidores acerca da importância da hidratação saudável e pela preferência crescente por produtos percebidos como mais naturais e seguros. Esses indicadores reforçam que o mercado brasileiro de água mineral, tanto sem gás quanto com gás, encontra-se em franca expansão, consolidando-se como um segmento estratégico no varejo farmacêutico.

Diante desse cenário, na comercialização de água mineral no varejo farmacêutico, a previsão de demanda é essencial para o adequado planejamento operacional. A água é um item de consumo essencial, diretamente relacionado à promoção da saúde, ao bem-estar e à prevenção de doenças (World Health Organization, 2017). O discurso empresarial da farmácia analisada evidencia a valorização do cuidado com a saúde e com o ser humano, expressa em seu propósito de levar saúde com amor a todos os brasileiros, bem como em pilares culturais como a oferta de soluções completas de saúde, a valorização humana e a sustentabilidade. Nesse contexto, a comercialização de produtos voltados à hidratação materializa esses princípios, tornando a previsão de demanda desse item um componente fundamental para sustentar a proposta de valor da empresa. Entretanto, prever a demanda nesse mercado apresenta desafios, devido à sazonalidade, às variações no comportamento do consumidor e à natureza intermitente das vendas, tornando difícil estimar com precisão os níveis de estoque necessários.

Diante desse cenário, este estudo se concentra na administração de estoques do modelo de fornecimento direto da empresa, fluxo que engloba as categorias de conveniência, como produtos refrigerados, sorvetes e salgadinhos. Os diagnósticos qualitativos feitos com os gestores de unidades mostraram que esse modelo tem pontos críticos, resultando em frequentes rupturas de estoque. Assim, a categoria de água mineral foi escolhida como foco

da análise, pois representa o maior volume de vendas no regime de fornecimento direto e é um item fundamental para a proposta de valor de saúde da empresa, o que requer um alto nível de precisão na previsão de sua demanda.

Portanto, o estudo analisou o comportamento histórico das vendas de água mineral engarrafada de janeiro de 2022 a novembro de 2025. Com base na identificação dos padrões de consumo e nas limitações do modelo atual, sugere-se a implementação de um método de previsão de demanda mais alinhado à realidade operacional das lojas. Essa metodologia visa contribuir para o aprimoramento da gestão de estoques desse item, por meio de estimativas mais precisas que apoiem as decisões estratégicas de planejamento e controle de estoques.

1.1 Objetivos

Esta seção descreve os objetivos que orientam a realização do estudo, classificados em objetivo geral e objetivos específicos.

1.1.1 Objetivo geral

Avaliar a adequação de métodos de previsão de demanda aplicados à comercialização de água mineral em uma rede de lojas farmacêuticas no estado do Ceará.

1.1.2 Objetivos específicos

- Coletar, tratar e organizar os dados históricos de vendas de água mineral;
- Analisar o comportamento da demanda ao longo do período estudado;
- Identificar métodos de previsão de demanda mais adequados;
- Aplicar os métodos de previsão de demanda selecionados;
- Avaliar a adequação dos métodos escolhidos.

1.2 Justificativa

A relevância deste estudo reside, em termos práticos, na necessidade de otimizar a tomada de decisão em redes varejistas que enfrentam desafios na gestão de produtos de categorias essenciais. A proposição de um método de previsão mais preciso impacta diretamente a eficiência operacional da organização, possibilitando a redução dos custos de

manutenção de estoque e, ao mesmo tempo, a mitigação das rupturas. Como consequência, são esperados não apenas ganhos financeiros mensuráveis, mas também o fortalecimento da imagem institucional das unidades, ao assegurar que o compromisso com a saúde seja efetivado por meio da disponibilidade contínua dos produtos.

A principal contribuição teórica deste estudo reside na aplicação de ferramentas de previsão de demanda no setor farmacêutico. A utilização desses métodos neste contexto amplia o escopo de aplicação das técnicas, demonstra sua relevância em diferentes segmentos e contribui para o fortalecimento do arcabouço teórico sobre previsão de demanda.

Assim, o estudo se justifica também ao servir como referência para a implementação de métodos quantitativos em sistemas de reposição de estoque. Ao expor procedimentos detalhados de forma organizada e embasar a análise em um estudo de caso real, o estudo oferece um suporte metodológico que permite a aplicação da teoria estatística na prática gerencial do varejo. A clareza na explicação dos processos e a comparação direta entre os modelos ajudam a implementar melhorias em cenários semelhantes, contribuindo para reduzir a distância entre o rigor acadêmico e as necessidades do mundo dos negócios.

1.3 Estrutura do trabalho

Este trabalho está organizado em cinco capítulos: introdução, referencial teórico, procedimentos metodológicos, resultados e discussões, e, por fim, considerações finais.

O primeiro capítulo, introdução, contextualiza a problemática do estudo ao apresentar a gestão de estoques como um desafio empresarial e a previsão de demanda como ferramenta fundamental para a eficiência desse processo. Em seguida, discute dados recentes do mercado farmacêutico brasileiro, a consolidação das farmácias como pontos de varejo de conveniência e o aumento da comercialização de água mineral engarrafada, impulsionado por mudanças no perfil de consumo voltadas à saudabilidade. Por fim, o capítulo expõe a justificativa do estudo, o objetivo geral e os objetivos específicos a serem alcançados.

O referencial teórico, apresentado no Capítulo 2, reúne os conceitos essenciais que sustentam o desenvolvimento deste estudo, abordando gestão de estoques, padrões de comportamento da demanda, métodos de previsão de demanda e as métricas utilizadas para avaliar o desempenho desses métodos.

O terceiro capítulo apresenta os procedimentos metodológicos, incluindo a classificação da pesquisa, a caracterização da empresa e a identificação do problema. São descritos a segmentação das lojas e os critérios de seleção da amostra. O capítulo também

expõe o delineamento dos métodos de previsão, justificando a escolha desses métodos e a estratégia adotada para a divisão dos dados em conjuntos de treinamento e validação. Por fim, define as métricas de erro utilizadas para avaliar o desempenho dos modelos.

O quarto capítulo apresenta os resultados obtidos com a aplicação dos métodos de previsão de demanda selecionados, incluindo a análise do desempenho de cada método por meio de métricas de erro. Essa abordagem possibilita a comparação dos resultados e a identificação do método que apresenta melhor ajuste ao comportamento da demanda observada.

O capítulo final apresenta as considerações finais, sintetizando as principais conclusões do estudo. Também são evidenciadas as contribuições teóricas e práticas da pesquisa, suas limitações e possíveis direções para investigações futuras.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Neste capítulo são apresentados os conceitos teóricos que fundamentam o estudo.

2.1 Gestão de estoque

De acordo com Moreira (2009), o estoque refere-se a quantidades de bens físicos mantidas de forma improdutiva por determinado período. Ballou (2007) complementa ao definir estoques como a acumulação de matérias-primas, suprimentos, componentes, materiais em processo e produtos acabados, distribuídos ao longo dos diferentes pontos do sistema produtivo e logístico das organizações. Essas acumulações resultam do funcionamento dos canais de produção e distribuição. Sob a ótica gerencial, Viana (2000) enfatiza que, em qualquer empresa, os estoques constituem componentes altamente relevantes, tanto sob os aspectos econômicos e financeiros quanto operacionais, reforçando sua importância central na logística empresarial e na tomada de decisão.

A gestão de estoques no varejo é caracterizada por elevada complexidade devido ao grande volume e à diversidade de produtos comercializados. Nesse contexto, Dias (2005) ressalta a importância do uso de unidades de controle, como o Stock Keeping Unit (SKU), definido como um código identificador atribuído a cada item, que facilita o controle e o manuseio das mercadorias em estoque. O autor observa que estabelecimentos varejistas, como supermercados, operam com milhares de SKUs, o que evidencia a necessidade de sistemas de gestão estruturados (Dias, 2005).

Considerando essa complexidade operacional, Ballou (2007) afirma que o principal objetivo do gerenciamento de estoques é garantir a disponibilidade dos produtos no momento e nas quantidades exigidas pelo mercado. Esse objetivo envolve o desafio de equilibrar o nível de serviço ao cliente com os custos de manutenção dos estoques, pois níveis mais altos de disponibilidade melhoram o atendimento, mas geram custos adicionais de abastecimento e armazenagem (Ballou, 2007).

A manutenção excessiva de estoques acarreta desvantagens relevantes. Sob determinadas abordagens gerenciais, estoques são considerados uma forma de desperdício, pois imobilizam capital que poderia ser alocado em atividades mais produtivas e estratégicas. Ballou (2007) destaca que, embora os estoques concentrem valor financeiro enquanto armazenados, não agregam valor direto aos produtos. Em consonância, Chopra e Meindl (2013) enfatizam que o controle de estoques é fundamental para qualquer empresa, já que o

estoque representa um investimento que deve ser dimensionado racionalmente.

Entre os custos associados à manutenção de estoques, destacam-se os custos dos riscos de estocagem, que, segundo Ballou (2007), incluem deterioração, roubos, danos físicos e obsolescência dos produtos. Slack et al. (2007) observam que políticas de pedidos com quantidades excessivas podem prolongar o tempo de armazenamento dos itens, aumentando o risco de obsolescência, especialmente diante de mudanças nas preferências dos consumidores, além de deterioração, como ocorre com produtos alimentícios. Assim, torna-se evidente a necessidade de uma gestão de estoques eficiente, capaz de equilibrar os níveis de reposição e minimizar os custos dos riscos de estocagem, sem comprometer o serviço ao cliente.

Por outro lado, a indisponibilidade de estoques acarreta custos significativos para as empresas, especialmente quando decisões inadequadas sobre quantidades de reposição resultam em rupturas no abastecimento. Slack et al. (2007) apontam que erros na definição das quantidades de pedido podem causar falta de produtos em estoque, gerando custos relacionados à falha no atendimento ao consumidor. Ballou (2007) destaca o custo de vendas perdidas como um dos principais impactos da falta de estoque, que ocorre quando o cliente, diante da indisponibilidade do item desejado, cancela o pedido. Esse custo vai além da perda imediata do lucro, podendo comprometer compras futuras e a fidelização dos clientes. Produtos com alta substituíbilidade, como pães, gasolina e refrigerantes, são especialmente vulneráveis a esse tipo de perda, pois os consumidores tendem a recorrer facilmente a marcas ou fornecedores concorrentes (Ballou, 2007).

Nesse contexto, Ballou (2007) destaca que decisões sobre a previsão de vendas futuras e a estimativa dos tempos de ressuprimento são fundamentais para a gestão de estoques, pois determinam o momento e a quantidade de reposição dos produtos. Assim, a previsão de demanda adquire caráter estratégico ao fornecer a base para o dimensionamento adequado dos níveis de estoque. Para que essas decisões sejam eficazes, é essencial que estejam fundamentadas em um sistema de controle estruturado. Francischini e Gurgel (2002) ressaltam que o controle de estoques funciona como um fluxo de informações que permite comparar os resultados alcançados com os planejados, apoiando a tomada de decisão e a eficiência da gestão.

2.2 Previsão de Demanda

A previsão de demanda é o processo de projetar a demanda esperada de produtos, componentes ou serviços, com base em dados históricos de vendas, na análise de especialistas

e no uso de técnicas de previsão (Veríssimo et al., 2013). Nesse sentido, trata-se de uma tentativa sistemática de antecipar o que poderá ocorrer em um determinado horizonte de tempo, permitindo às organizações reduzir incertezas e apoiar o processo decisório. Essa antecipação é fundamental para subsidiar decisões relacionadas à aquisição de equipamentos e instalações, ao atendimento da demanda de produtos já existentes e à introdução de novos produtos no mercado (Barbieri; Machline, 2006).

Nesse contexto, a previsão de demanda assume papel fundamental no planejamento organizacional. Conforme destacam Slack et al. (2007), sem previsões as empresas deixam de dispor de informações essenciais para estruturar adequadamente suas ações futuras, limitando-se a reagir a eventos inesperados, em vez de agir de forma preventiva e estratégica. Assim, a previsão contribui para maior previsibilidade operacional e para o alinhamento entre as áreas da empresa.

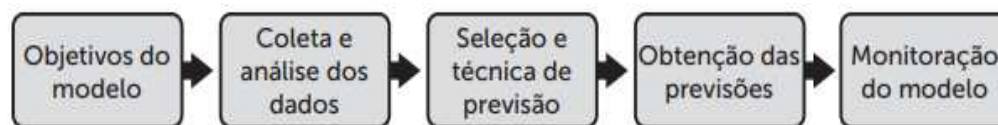
Além disso, um dos principais desafios enfrentados pelos gestores está relacionado à definição das quantidades a serem produzidas ou disponibilizadas ao mercado. Martins e Laugeni (2006) ressaltam que decisões inadequadas nesse sentido podem gerar impactos significativos: a produção excessiva resulta em custos desnecessários de estoque, enquanto a produção insuficiente pode ocasionar custos de não atendimento, desgaste da marca e perda de clientes. Dessa forma, a busca pela redução do erro de previsão torna-se um objetivo central, diretamente associado à estratégia adotada pela empresa.

Conforme destacam Barbieri e Machline (2006), toda previsão de demanda pode ser analisada a partir de quatro dimensões principais:

- (1) A dimensão do produto: refere-se ao nível de desagregação da previsão, podendo ser realizada de forma agregada ou por itens específicos.
- (2) A dimensão espacial: diz respeito à localização geográfica onde a demanda ocorre.
- (3) A dimensão temporal: está associada ao horizonte de previsão, que pode ser de curto, médio ou longo prazo.
- (4) A dimensão do usuário: considera quem utilizará a previsão, uma vez que diferentes níveis hierárquicos demandam distintos graus de agregação das informações, variando desde previsões detalhadas para a gestão de materiais até valores consolidados para a alta administração.

Segundo Tubino (2009), um modelo de previsão de demanda deve seguir etapas bem definidas para que seus resultados sejam satisfatórios. A Figura 1 apresenta as etapas do processo de previsão de demanda.

Figura 1 – Etapas do processo de previsão de demanda



Fonte: Adaptado de Tubino (2009)

O desenvolvimento de um modelo de previsão de demanda inicia-se pela definição clara de seus objetivos, etapa na qual são estabelecidos a finalidade da previsão, os produtos ou famílias de produtos a serem analisados, o nível de detalhamento e acurácia desejados, bem como os recursos disponíveis e o horizonte temporal considerado. Essa delimitação inicial é fundamental, pois orienta todas as decisões metodológicas subsequentes e garante a aderência do modelo às necessidades do processo decisório Tubino (2009).

Posteriormente, efetua-se a coleta e a análise dos dados históricos, com o objetivo de compreender seu comportamento ao longo do tempo e subsidiar a escolha da técnica de previsão mais adequada. Segundo Makridakis et al. (1998), nos casos onde há a disponibilidade de dados estatísticos, o primeiro passo a ser seguido nesta etapa é a inspeção visual das informações através de gráficos. Assim, é possível verificar padrões, sazonalidades e tendências e agrega-los à previsão. Conforme ressaltam Corrêa et al. (2007), a previsão de demanda constitui um processo sistemático que envolve a organização e a análise das informações disponíveis, visando à geração de estimativas consistentes de vendas futuras. A análise dos dados, nesse contexto, representa um processo interpretativo, voltado à atribuição de significado às informações, aprofundando a compreensão dos fenômenos observados Creswell (2014).

A etapa seguinte corresponde à seleção da técnica de previsão, considerada por Tubino (2009) como a mais crítica do modelo, uma vez que depende diretamente das definições realizadas nas fases anteriores. Nesse sentido, Davis (1997) aponta que fatores como a natureza do produto, o horizonte de previsão (curto, médio ou longo prazo), o nível de precisão requerido, o orçamento disponível e o padrão da série de dados devem ser considerados no processo de escolha do método mais adequado.

Após a definição da abordagem e da técnica de previsão, procede-se à estimação dos parâmetros do modelo e à geração das previsões propriamente ditas. Por fim, realiza-se o monitoramento do desempenho do modelo, etapa essencial para verificar sua validade após a aplicação. A análise dos erros entre a demanda prevista e a demanda realizada permite avaliar a eficácia do método adotado, sendo o erro um importante indicador de desempenho do processo de previsão. Conforme destacam Tubino (2009) e Chopra e Meindl (2013), o

acompanhamento sistemático desses erros é fundamental, pois sinaliza a adequação do modelo utilizado e indica a necessidade de ajustes ou mesmo da adoção de um novo método de previsão.

Diante da diversidade de contextos organizacionais e das particularidades de cada mercado, não existe um método único de previsão de demanda capaz de atender a todas as situações. Conforme destaca Lemos (2006), diferentes tipos de negócios demandam abordagens distintas de previsão, o que reforça a necessidade de uma escolha criteriosa do método a ser adotado. Nesse sentido, ao longo do tempo, foram desenvolvidas diversas técnicas de previsão, disponibilizando às empresas um conjunto amplo de métodos que possibilitam a identificação da alternativa mais adequada a cada realidade específica (Makridakis et al., 1998).

De acordo com Makridakis et al. (1998), essas técnicas são, de modo geral, agrupadas em duas grandes categorias: métodos qualitativos, fundamentados em julgamentos, percepções e opiniões de especialistas, e métodos quantitativos, baseados em modelos estatísticos que utilizam dados numéricos disponíveis. Dessa forma, a compreensão das características, aplicações e limitações de cada uma dessas abordagens torna-se essencial, justificando sua análise detalhada nos tópicos subsequentes deste trabalho.

2.2.1 Técnicas Qualitativas

Os métodos qualitativos de previsão de demanda apoiam-se na interpretação e no julgamento humano para antecipar comportamentos futuros do mercado, considerando possíveis impactos de fatores internos e externos às organizações. Essas abordagens utilizam predominantemente informações de natureza subjetiva, provenientes da experiência e do conhecimento dos profissionais envolvidos no processo de previsão, desde que estes apresentem capacidade técnica e analítica para contribuir de forma consistente com a estimativa da demanda futura (Novaes, 2007; Moreira, 2009).

A efetividade da aplicação desses métodos está diretamente relacionada ao grau de conhecimento dos responsáveis pela previsão sobre os produtos ou serviços analisados e sobre o perfil e o comportamento dos consumidores, uma vez que tais elementos influenciam significativamente a construção das estimativas (Sanders; Manrodt, 1994). Por incorporarem aspectos como intuição e julgamento, os métodos qualitativos são mais frequentemente utilizados em decisões estratégicas e em previsões de longo prazo, nas quais os dados históricos tendem a apresentar menor relevância explicativa (Corrêa et al., 2007).

Segundo Costa (2016) as principais técnicas qualitativas são: técnica Delphi, análise de cenários, opiniões de executivos, opinião da força de vendas e analogia histórica, conforme apresentado na Tabela 1.

Tabela 1 – Principais técnicas qualitativas para previsão de demanda

| Técnica | Funcionalidade |
|----------------------------|--|
| Delphi | Técnica de consulta estruturada que utiliza rodadas sucessivas de questionários anônimos com especialistas para convergir opiniões e alcançar um consenso sobre previsões ou tomadas de decisão. |
| Análise de Cenários | Especialistas e gestores utilizam dados internos e externos para projetar cenários (pessimista, moderado e otimista), fundamentando as previsões de demanda e as estratégias de planejamento conforme as variações do mercado. |
| Opinião de executivos | Os executivos das diferentes áreas da empresa opinam sobre a previsão de demanda de seus produtos. |
| Opinião da força de vendas | Baseia-se em informações/estimativas obtidas pela força de vendas diretamente com os clientes/consumidores dos produtos. |
| Analogia histórica | A técnica baseia-se no histórico de vendas de itens semelhantes para projetar a demanda de novos produtos, embora apresente o risco de imprecisão caso a aceitação do mercado destoe do padrão observado anteriormente. |

Fonte: Adaptado de Costa (2016).

2.2.2 Técnicas Quantitativas

As técnicas quantitativas de previsão diferenciam-se das qualitativas por se basearem no uso de modelos matemáticos e estatísticos capazes de representar e analisar o comportamento da demanda ao longo do tempo (Ruschel et al., 2007). Conforme apontado por Furtado (2006), a previsão de demanda por meio de métodos quantitativos pode ser realizada a partir de diferentes modelos, cuja seleção deve considerar as características e o comportamento da série temporal em análise.

Nesse contexto, os métodos quantitativos de previsão são comumente agrupados em duas grandes categorias: aqueles baseados em séries temporais e os métodos causais (Levine, 2012). Essa classificação é corroborada por Makridakis et al. (1998) e Slack et al. (2007), que destacam que os métodos causais partem do pressuposto de que a variável analisada é influenciada por outros fatores passíveis de modelagem, assumindo-se que essas relações se

manterão estáveis ao longo do tempo. Por outro lado, as séries temporais fundamentam-se exclusivamente na análise de dados históricos da própria demanda para realizar as previsões.

Os métodos de previsão fundamentados na análise de séries temporais baseiam-se na utilização de dados históricos da demanda para estimar seu comportamento futuro. De acordo com Lemos (2006), estes métodos partem do pressuposto de que os padrões observados ao longo do tempo tendem a se manter relativamente estáveis e previsíveis. Nesse contexto, existem modelos mais simples, que consideram a demanda como constante, bem como abordagens mais elaboradas, que incorporam componentes como tendência e sazonalidade. Em consonância com essa visão, Bowersox et al. (2006) destacam que as técnicas de séries temporais concentram-se exclusivamente na identificação e na extrapolação de padrões históricos, utilizando métodos estatísticos para projetar o futuro a partir da continuidade desses comportamentos passados. De acordo com Sipper e Bulfin (1997), os métodos fundamentados em séries temporais mostram-se mais adequados quando o objetivo é realizar previsões em horizontes de curto prazo.

Em contraste, os métodos de previsão causais são empregados quando a variável demanda é influenciada por outros fatores explicativos. Segundo Lemos (2006), essas abordagens assumem que as relações de causa e efeito identificadas historicamente permanecerão válidas ao longo do tempo, embora apresentem maior propensão a erros, uma vez que exigem a estimativa prévia das variáveis independentes. Por essa razão, os métodos causais são mais frequentemente aplicados em previsões de médio e longo prazo. Conforme destacam James et al. (2021), essas técnicas utilizam ferramentas estatísticas para modelar a relação entre a demanda, tratada como variável dependente, e fatores internos ou externos à organização, buscando explicar e prever o comportamento da demanda a partir dessas interações.

2.3 Séries Temporais

As previsões baseadas em séries temporais utilizam informações registradas ao longo de intervalos sucessivos de tempo, formando uma sequência histórica que permite a análise do comportamento da demanda (Wanke; Julianelli, 2006). Nessa abordagem, parte-se do pressuposto de que os padrões observados no passado tendem a se repetir, de modo que a demanda futura pode ser estimada a partir da projeção desses valores históricos, sem a consideração explícita de variáveis externas (Tubino, 2009). De acordo com Sipper e Bulfin (1997), essa característica torna os métodos de séries temporais especialmente adequados para

previsões de curto prazo, nas quais a estabilidade dos padrões históricos exerce papel fundamental na estimativa da demanda.

A análise de séries temporais envolve a identificação de componentes que explicam as variações da demanda ao longo do tempo. Conforme Furtado (2006), essas séries podem apresentar um nível médio associado a uma tendência de crescimento ou declínio, além de padrões sazonais e cíclicos, sendo as oscilações que não são explicadas por esses elementos classificadas como aleatórias e geralmente decorrem de influências externas, como fatores econômicos, políticos ou promocionais.

Dessa maneira, o comportamento da demanda ao longo do tempo pode ser decomposto em diferentes componentes: (i) tendência, que representa movimentos persistentes de crescimento ou queda no longo prazo; (ii) sazonalidade, caracterizada por padrões recorrentes de curto prazo que se repetem em intervalos regulares; (iii) ciclo, relacionado a flutuações de maior duração, irregulares e geralmente vinculadas a condições econômicas mais amplas; e (iv) componente aleatório, que corresponde a variações imprevisíveis sem um padrão definido (Hyndman; Athanasopoulos, 2021).

Diversos métodos de previsão baseados em séries temporais são abordados na literatura, dos quais alguns serão apresentados nos tópicos a seguir.

2.3.1 Média móvel simples

Segundo Martins e Laugeni (2006), a média móvel simples é um método de previsão que se baseia na agregação de dados de períodos passados para projetar valores futuros. De acordo com Tubino (2009), a média móvel utiliza dados de um número fixo de períodos, geralmente os mais recentes, substituindo-se o valor mais antigo a cada novo período de previsão. A previsão é obtida por meio da Equação 1.

$$Mm_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Di \quad (1)$$

Em que:

Mm_n = média móvel de n períodos;

Di = demanda do período i ;

n = número de períodos;

i = índice do período ($i = 1, 2, 3, \dots$).

Furtado (2006) destaca que a média móvel é amplamente aplicada no contexto empresarial em razão de sua simplicidade operacional e da reduzida necessidade de dados

históricos. Segundo o autor, esse método mostra-se mais adequado em situações nas quais os efeitos de tendência e sazonalidade são inexistentes ou pouco relevantes, permitindo estimativas rápidas e de fácil compreensão.

De acordo com Makridakis, Wheelwright e Hyndman (1998), a média móvel simples suaviza as variações aleatórias ao calcular a média aritmética das últimas n observações. No entanto, devido à ausência de parâmetros de inclinação ou sazonalidade, sua capacidade preditiva restringe-se ao horizonte de um passo à frente. Ao projetar múltiplos períodos futuros sem atualização da janela de dados, o modelo resulta em uma função de previsão constante (flat forecast). Hyndman e Athanasopoulos (2021) explicam que esse perfil horizontal ocorre porque, em modelos de suavização simples, todas as previsões para qualquer horizonte temporal assumem o mesmo valor, correspondente ao último nível estimado. Na literatura de previsão, a MMS é frequentemente utilizada como modelo de referência (baseline) para avaliar a eficácia de métodos mais complexos. O uso de um modelo de referência é fundamental para quantificar o ganho de acurácia, permitindo verificar se a inclusão de tendência ou sazonalidade em modelos mais sofisticados resulta, de fato, em uma redução significativa do erro de previsão em comparação a uma estimativa simplificada (Hyndman; Athanasopoulos, 2021).

2.3.2 Média móvel ponderada

De acordo com Peinado e Graeml (2007), a média móvel ponderada é uma variação da média móvel simples, indicada para séries de demanda que não apresentam tendência ou sazonalidade. O autor apresenta o cálculo do método por meio da Equação 2, apresentada a seguir.

$$P_j = (D_1 * PE_1) + (D_2 * PE_2) + (D_3 * PE_3) + \dots + (D_n * PE_n) \quad (2)$$

sendo $PE_1 + PE_2 + PE_3 + \dots + PE_n = 1$

onde:

P_j = previsão do período j ;

PE_1 = peso atribuído ao período i ;

D_i = demanda do período i .

Tubino (2009) aponta como limitação dos modelos baseados em médias móveis o fato

de esse método gerar previsões válidas apenas para o período imediatamente seguinte ao conjunto de dados analisados. Para horizontes de previsão mais longos, o valor estimado tende a se repetir, uma vez que o método se baseia no cálculo de uma demanda média, não incorporando variações futuras, tendências ou mudanças estruturais no comportamento da demanda.

2.3.3 Sazonalidade simples

De acordo com Tubino (2009), a sazonalidade corresponde a variações regulares e recorrentes da demanda ao longo do tempo, caracterizadas por oscilações sistemáticas em períodos específicos. Para quantificar esse comportamento, calcula-se o índice de sazonalidade (IS), que expressa o quanto a demanda de determinado período se desvia da média geral da série ou da tendência estimada, quando esta existir. Conforme Tubino (2009), esse índice é obtido pela razão entre a demanda observada em cada período sazonal e o valor médio ou tendencial correspondente, podendo ser representado em forma percentual.

Conforme proposto por Tubino (2009), na sazonalidade simples, a previsão é realizada a partir do cálculo do índice de sazonalidade de cada período da série histórica, o qual é posteriormente aplicado sobre a demanda média correspondente. Esse índice é obtido pela razão entre a demanda observada no período e o valor da média móvel centrada nesse mesmo intervalo. Segundo Peinado e Graeml (2007), a média móvel centrada para periodicidade ímpar pode ser expressa pela Equação 3.

$$\bar{D}_t = \frac{\sum_{i=t-[p/2]}^{t+[p/2]} D_i/p}{p} \quad (3)$$

Em que:

\bar{D}_t = demanda dessazonalizada;

p = número de períodos no ciclo de sazonalidade;

D_i = demanda do período i.

Já para os casos em que a periodicidade é par, temos a Equação 4 como cálculo para a média móvel centrada.

$$\bar{D}_t = \left[D_{t-(p/2)} + \sum_{i=t+1-(p/2)}^{t-1+(p/2)} 2 D_i + D_{t+(p/2)} \right] / 2p \quad (4)$$

Sendo D_t a demanda real do período t . O cálculo dos índices de sazonalidade (IS_t) é realizado aplicando a Equação 5.

$$IS_t = \frac{D_t}{\bar{D}_t} \quad (5)$$

Quando há disponibilidade de dados históricos suficientes, são calculados múltiplos índices de sazonalidade para cada período do ciclo, a partir dos quais se obtém um valor médio representativo. Uma vez determinados os índices sazonais correspondentes a cada período da série, a previsão da demanda com sazonalidade simples (P_t) é realizada pela aplicação do índice do período a ser projetado sobre o valor médio estimado da demanda (Tubino, 2009).

$$P_t = \bar{D}_t + \bar{D}_t \cdot (IS_t - 1) \quad (6)$$

2.3.4 Ajustamento Sazonal

Quando a demanda apresenta simultaneamente componentes de sazonalidade e tendência, torna-se necessário incorporá-los de forma conjunta ao modelo de previsão (Tubino, 2009). O primeiro passo consiste na dessazonalização da série histórica, realizada por meio da média móvel centrada, conforme Equações 3 ou 4, de acordo com a periodicidade da série.

Após a dessazonalização, aplica-se a regressão linear sobre os dados ajustados, com o objetivo de estimar o nível (L) e a tendência (T) da série. O nível corresponde à demanda não sazonal no primeiro período ($t=0$), enquanto a tendência indica a taxa de crescimento das vendas ao longo do tempo. A equação da curva da regressão linear, expressa na Equação 7, portanto, fornece uma representação quantitativa do comportamento da demanda dessazonalizada (Chopra; Meindl, 2013). Conforme destaca Peinado e Graeml (2007), a etapa da dessazonalização da série histórica é fundamental, pois a série original apresenta comportamento não linear, então caso a regressão linear seja aplicada diretamente aos dados

originais, os resultados obtidos para nível e tendência tendem a ser imprecisos, podendo gerar previsões enviesadas.

$$\bar{D}_t = L + T \cdot t \quad (7)$$

A determinação das componentes da demanda é realizada por meio da aplicação de regressão linear simples entre a demanda dessazonalizada (\bar{D}_t) e os respectivos períodos da série. A partir dos parâmetros de nível (L) e tendência (T) obtidos, os fatores sazonais (IS_t) de cada período são calculados conforme Equação 5. Finalmente, a demanda prevista para os períodos futuros da série histórica (P_{t+n}) é calculada combinando-se a previsão dessazonalizada de cada período (t+n) com o correspondente fator sazonal, conforme demonstrado a seguir. (Chopra; Meindl, 2013)

$$P_{t+n} = \bar{D}_{t+n} \cdot IS_{t+n} \quad (8)$$

2.3.5 Modelos de Suavização Exponencial

Os modelos de previsão tradicionais assumem que os componentes de nível, tendência e sazonalidade permanecem constantes ao longo do tempo, sendo os índices calculados uma única vez e aplicados às projeções futuras. Por essa razão, são classificados como modelos estáticos de previsão (Peinado; Graeml, 2007). No entanto, o autor destaca que, na prática, esses parâmetros podem variar em função de mudanças no comportamento da demanda.

Diante dessa limitação, Peinado e Graeml (2007) destacam a relevância do uso de fatores de suavização, os quais permitem atribuir maior peso às observações mais recentes. Nesse contexto, os modelos dinâmicos de previsão diferenciam-se por promoverem a atualização contínua das estimativas de nível, tendência e sazonalidade a cada nova observação da demanda, tornando o modelo mais aderente à realidade operacional.

Os modelos de suavização exponencial são técnicas de previsão que atribuem maior peso às observações mais recentes de uma série temporal, reduzindo gradualmente a influência dos valores mais antigos (Samohyl et al., 2008). Essa propriedade favorece a aplicação simples e o baixo custo do método, fatores que explicam sua ampla adoção em

organizações, mesmo quando existem alternativas mais sofisticadas (Makridakis et al., 1998). Segundo Jacobs (2011), a suavização exponencial apresenta uma das melhores relações custo-benefício entre os métodos de extrapolação. Os principais modelos incluem a suavização exponencial simples, o modelo de Holt e o modelo de Holt-Winters, nas versões sazonal aditiva e multiplicativa.

O modelo de Holt-Winters tem se consolidado como uma abordagem dinâmica, prática e amplamente utilizada para previsão em organizações cujos produtos apresentam variabilidade nos componentes de nível, tendência e sazonalidade (Peinado; Graeml, 2007).

2.3.5.1 Holt-Winters

O método de Holt-Winters destaca-se por sua capacidade de lidar simultaneamente com componentes de tendência e sazonalidade presentes nas séries temporais, possibilitando a decomposição da série e a modelagem específica de cada um desses elementos no processo de previsão (Chatfield, 2000). Essa característica confere ao método uma alta flexibilidade e consistência, o que o torna amplamente aplicável em diferentes setores, como varejo, manufatura e serviços, conforme apontam Hyndman e Athanasopoulos (2021). Além disso, de acordo com Hanke, Reitsch e Wichern (2001), o método de Holt-Winters é especialmente adequado para dados sazonais, dispensando a necessidade de torná-los estacionários e apresentando bom desempenho em previsões de curto prazo.

Os modelos de suavização exponencial podem ser classificados em duas abordagens principais: aditiva e multiplicativa. Na aditiva, as oscilações sazonais apresentam magnitude aproximadamente constante ao longo do tempo, mantendo estável a diferença entre os níveis máximos e mínimos de demanda entre as estações. Já na abordagem multiplicativa, a intensidade da sazonalidade varia conforme o nível da série, aumentando ou reduzindo-se ao longo do tempo, de acordo com o comportamento da demanda (Lawton, 1998). Diante das características da série analisada e visando maior adequação ao estudo, opta-se pela apresentação do modelo multiplicativo.

De acordo com Chopra e Meindl (2013), o modelo multiplicativo de suavização exponencial estabelece equações específicas para estimar previsões em períodos futuros e atualizar os componentes da demanda, como nível, tendência e sazonalidade. Essas componentes são determinadas pelas seguintes equações:

$$F_{t+n} = (L_t + nT_t)S_{t+n} \quad (9)$$

$$L_{t+1} = \alpha \frac{D_{t+1}}{S_{t+1}} + (1 - \alpha)(L_t + T_t) \quad (10)$$

$$T_{t+1} = \beta(L_{t+1} - L_t) + (1 - \beta)T_t \quad (11)$$

$$S_{t+p+1} = \gamma \frac{D_{t+1}}{L_{t+1}} + (1 - \gamma)S_{t+1} \quad (12)$$

Onde:

L = coeficiente de nível do período

T = coeficiente de tendência do período

S = nível de sazonalidade do período

t = período atual

D_t = demanda observada no período t

α , β e γ = coeficientes de suavização exponencial ($0 \leq \alpha, \beta, \gamma \leq 1$)

Tanto no modelo de Holt-Winters aditivo quanto no multiplicativo, os parâmetros de suavização do nível (α), da tendência (β) e da sazonalidade (γ), com valores entre 0 e 1, são ajustados de forma a reduzir ao máximo o erro das previsões geradas (Chopra; Meindl, 2013). Ao estimar os parâmetros de suavização (α , β e γ), sua interpretação está associada ao peso concedido às observações mais recentes da série temporal. Valores desses parâmetros mais próximos de 1 indicam que o padrão da demanda sofre alterações frequentes, enquanto valores mais próximos de 0 refletem um comportamento mais estável ao longo do período analisado (Samohyl et al., 2008).

O coeficiente α controla a suavização do nível da série temporal, representando a média ajustada dos valores observados. Quando $\alpha = 0$, o nível não é atualizado com novos dados e permanece constante ao longo do tempo, fazendo com que o modelo utilize apenas a média histórica como estimativa. O coeficiente β está associado à suavização da tendência, influenciando a taxa de crescimento ou declínio da série. Quando $\beta = 0$, a tendência deixa de ser atualizada, implicando a manutenção da tendência inicial ou a sua desconsideração. Por fim, o coeficiente γ regula a suavização da componente sazonal da série temporal. Quando $\gamma = 0$, a sazonalidade não é ajustada com base nos dados mais recentes, levando o modelo a assumir a ausência de variações sazonais ou a permanência de um padrão sazonal constante

ao longo do tempo (Hyndman; Athanasopoulos, 2021).

A determinação dos parâmetros de suavização pode ser realizada com o auxílio de ferramentas computacionais, como o recurso Solver do Microsoft Excel, amplamente empregado em estudos e aplicações práticas, conforme apontado por Chopra e Meindl (2013).

O método de Winter requer valores iniciais para nível (L_0), tendência (T_0) e sazonalidade (S_0). Peinado e Graeml (2007) recomendam que esses parâmetros sejam estimados por meio do método da regressão linear depois do ajustamento sazonal, valores calculados pelas estimativas encontradas com a aplicação do método da sazonalidade com tendência. Assim, o procedimento inicia-se com a determinação dos valores iniciais dos coeficientes de nível e de tendência e, posteriormente, com a estimação dos coeficientes sazonais correspondentes a cada período do ciclo. Para a obtenção desses coeficientes, inicialmente, é realizada a dessazonalização da demanda. O procedimento adotado, baseia-se no método da média móvel centrada. Nesse método, a escolha da fórmula a ser utilizada depende da periodicidade da série temporal: quando a periodicidade é ímpar, aplica-se a Equação 3 e quando é par, utiliza-se a Equação 4.

Com a série dessazonalizada, é a partir da regressão linear que os coeficientes L_0 e T_0 são determinados. Por meio da equação da curva da regressão linear encontrada é realizado uma segunda versão da demanda dessazonalizada. Por fim, os fatores de sazonalidade são encontrados pelo quociente da demanda real e da demanda dessazonalizada. Quando há dados suficientes, calculam-se vários índices para cada período e obtém-se um valor médio (Peinado; Graeml, 2007).

2.4 Conjuntos de treinamento e validação

A avaliação da acurácia de métodos de previsão deve ser realizada com base em previsões aplicadas a dados que não foram utilizados no ajuste do modelo. Conforme destacam Hyndman e Athanasopoulos (2021), o comportamento dos resíduos obtidos no conjunto de treinamento não representa, de forma confiável, a magnitude dos erros reais de previsão. Dessa forma, a capacidade preditiva de um modelo só pode ser adequadamente avaliada a partir de seu desempenho em dados novos.

Nesse contexto, para a modelagem de séries temporais é feita a divisão do conjunto de dados disponível em duas partes distintas: o conjunto de treinamento e o conjunto de validação. O conjunto de treinamento é utilizado para a estimação dos parâmetros do método

de previsão, enquanto o conjunto de validação é reservado exclusivamente para a avaliação da acurácia das previsões geradas (Hyndman; Athanasopoulos, 2021). Como os dados de teste não participam do processo de ajuste do modelo, eles fornecem uma estimativa mais realista do desempenho esperado em aplicações futuras.

A definição do tamanho do conjunto de validação depende de fatores como a extensão da série histórica e o horizonte de previsão de interesse. De acordo com Hyndman e Athanasopoulos (2021), uma prática comum consiste em reservar aproximadamente 20% da amostra para o conjunto de validação, embora esse percentual possa variar.

2.5 Medidas de erro de previsão

Chopra e Meindl (2013) ressaltam que as previsões de demanda estão inevitavelmente sujeitas a imprecisões, o que torna necessário considerar, além do valor estimado, medidas que permitam avaliar o erro associado às previsões. O erro de previsão, portanto, expressa o grau de proximidade entre o valor estimado pelo modelo e o nível real de demanda observado, constituindo um elemento inerente ao processo de previsão e um indicador relevante da qualidade do método empregado, conforme discutido por Ballou (2007). Dessa forma, o acompanhamento desse componente aleatório torna-se essencial, uma vez que o erro de previsão fornece subsídios para a avaliação da precisão e da confiabilidade dos modelos utilizados.

Tubino (2009) acrescenta que, após a escolha da técnica de previsão e a implementação do modelo, torna-se necessário avaliar continuamente o comportamento das previsões em relação aos dados observados. Para que o modelo permaneça adequado ao longo do tempo, é fundamental acompanhar seu desempenho por meio da análise dos erros de previsão, os quais expressam a diferença entre a demanda efetivamente registrada e aquela estimada pelo modelo em cada período analisado (Tubino, 2009).

Sob essa perspectiva, as métricas de erro assumem papel central no aperfeiçoamento do processo de previsão. Conforme apontam Samohyl et al. (2008), embora desvios entre valores previstos e realizados sejam inevitáveis, a análise sistemática dessas diferenças possibilita identificar falhas, ajustar o modelo e, conseqüentemente, melhorar a qualidade das previsões futuras.

2.5.1 Erro simples

Segundo Peinado e Graeml (2007), o erro simples de previsão é a diferença entre a demanda real e a demanda prevista e é dado pela Equação 13.

$$E_t = D_t - P_t \quad (13)$$

Em que:

E_t = erro simples de previsão no período t;

D_t = demanda observada no período t;

P_t = previsão para o período t.

2.5.2 MAD

O desvio absoluto médio (Mean Absolute Deviation – MAD) consiste em uma métrica amplamente empregada para avaliar a precisão das previsões, sendo utilizada na comparação da eficácia de diferentes modelos de previsão de demanda. O MAD é obtido por meio da média dos valores absolutos das diferenças entre as previsões realizadas e os valores efetivamente observados, permitindo uma interpretação direta da magnitude dos erros de previsão. De acordo com Tubino (2009) a fórmula para o cálculo do valor do MAD é dada pela Equação 14.

$$MAD = \frac{\sum |D_{real} - D_{prevista}|}{n} \quad (14)$$

Onde:

D_{real} = demanda ocorrida no período;

$D_{prevista}$ = demanda prevista no período;

n = número de períodos.

2.5.3 MAPE

O erro percentual absoluto médio (Mean Absolute Percentage Error – MAPE) mensura o grau de acurácia das previsões por meio de percentuais, sendo útil para a comparação do desempenho preditivo em diferentes contextos de aplicação. Esse método é

uma das poucas medidas de erro que trazem significado simples, o que facilita a interpretação por parte dos analistas (Makridakis, 1993). Segundo Makridakis, Wheelwright e Hyndman (1998), a equação para calcular o MAPE é:

$$MAPE = \frac{\sum \left| \frac{D_{real} - D_{prevista}}{D_{real}} \right|}{n} \times 100 \quad (15)$$

3 METODOLOGIA

Este capítulo descreve os métodos e as abordagens do estudo, classificando-o de acordo com o objetivo, a natureza dos resultados, a abordagem e os procedimentos técnicos, além da metodologia utilizada para implementar o modelo de previsão de demanda.

3.1 Tipo de pesquisa

Existem diferentes formas de classificar uma pesquisa. Segundo Prodanov e Freitas (2013), as classificações mais comuns consideram a natureza do estudo, seus objetivos, os procedimentos técnicos adotados e a abordagem metodológica. Nesse sentido, a pesquisa possui natureza aplicada, pois está orientada à proposição de soluções para problemas reais, fundamentadas em referenciais teóricos. De acordo com Ganga (2011), a pesquisa aplicada caracteriza-se pela produção de conhecimentos voltados à aplicação prática e à solução de problemas específicos. Essa concepção está alinhada aos objetivos deste trabalho, uma vez que a pesquisa visa aplicar métodos de previsão de demanda em um contexto real, avaliando o desempenho dos modelos e propondo aprimoramentos ao processo decisório da empresa estudada.

Quanto à abordagem, enquadra-se como quantitativa, pois ao longo do desenvolvimento da pesquisa, foram empregadas técnicas estatísticas e métodos de modelagem matemática com o objetivo de obter resultados mensuráveis, fundamentais para a validação dos modelos de previsão de demanda (Gil, 2017). Em consonância com a definição apresentada por Gil (2017), Creswell (2014) acrescenta que a pesquisa quantitativa é um tipo de estudo que procura explicar fenômenos por meio da coleta de dados numéricos, que são analisados utilizando métodos matemáticos, principalmente estatísticos.

Em relação aos procedimentos técnicos adotados, trata-se de uma pesquisa bibliográfica e estudo de caso, pois a fundamentação proveio de pesquisa bibliográfica, elaborada com base em fontes publicadas, tais como livros, revistas e artigos (Prodanov; Freitas, 2013) e envolve a análise aprofundada de um contexto específico associado ao fenômeno de interesse (Malhotra; Dash, 2016). Quanto aos objetivos, a pesquisa caracteriza-se como descritiva e analítica, pois busca descrever o comportamento da demanda ao longo do tempo e analisar os resultados obtidos a partir da aplicação dos métodos de previsão, permitindo a interpretação crítica do desempenho dos modelos utilizados, conforme

a classificação proposta por Gil (2017).

3.2 Estruturação do processo

A fim de sistematizar e esclarecer a condução do estudo, a Figura 2 apresenta o fluxo das etapas seguidas na pesquisa. O fluxograma resume a sequência lógica das atividades realizadas, desde a definição do objetivo da previsão até a sugestão do método mais apropriado, proporcionando uma visão abrangente do processo metodológico empregado.

Figura 2 – Etapas adotadas no estudo



Fonte: Elaborado pelo autora (2026).

Primeiramente, estabeleceu-se o propósito da previsão de demanda e selecionou-se a categoria de água mineral como objeto de estudo, levando em conta sua representatividade nas vendas e seu alinhamento com a proposta de valor da empresa. Além disso, foram

estabelecidos os perfis das lojas analisadas. Em seguida, os dados históricos de vendas foram coletados, extraídos do banco de dados corporativo da empresa e, posteriormente, importados para o Microsoft Excel. Nesta fase, foram realizados procedimentos de tratamento, organização e validação dos dados, além da elaboração de gráficos, visando identificar padrões de comportamento da demanda, como tendências, sazonalidade e variações ao longo do tempo.

A fase de modelagem na previsão de demanda foi executada utilizando métodos quantitativos baseados em séries temporais. O método de ajuste sazonal foi implementado utilizando a ferramenta de regressão linear do Excel, ao passo que os parâmetros do modelo Holt-Winters foram ajustados com o auxílio da ferramenta Solver, com o objetivo de reduzir ao máximo os erros de previsão. Por fim, as previsões produzidas foram analisadas utilizando métricas de acurácia, o que permitiu comparar os métodos estudados e identificar o mais adequado para a realidade operacional das lojas.

3.3 Caracterização da empresa

O estudo de caso foi realizado em uma empresa de atuação nacional, seu portfólio é composto por medicamentos, produtos de higiene, cuidados pessoais e itens de conveniência. Atualmente, a empresa opera uma rede com mais de 1600 lojas distribuídas em todas as unidades federativas do país, mantendo uma estratégia contínua de crescimento, refletida na abertura de novas unidades ao longo do ano de 2025.

O abastecimento dos produtos nas lojas ocorre por meio de diferentes modelos operacionais. De forma predominante, o fluxo é realizado via centros de distribuição, nos quais a empresa adquire os produtos de fornecedores ou distribuidores, que posteriormente são direcionados às unidades conforme a necessidade. Paralelamente, existem situações em que o abastecimento ocorre diretamente do fornecedor para a loja, sem a intermediação dos centros de distribuição. Esse último, por se tratar de uma operação relativamente nova na empresa, apresenta menor nível de estruturação quando comparados ao fluxo via centros de distribuição, o que é evidenciado por um maior nível de ruptura de estoque, caracterizada pela indisponibilidade do produto no ponto de venda antes da chegada do pedido de reposição dos itens abastecidos por esta via.

No modelo de fornecimento direto, o processo de realização dos pedidos pode ocorrer de duas formas. A primeira ocorre por meio da atuação do representante do fornecedor, que realiza visitas periódicas às lojas e coleta o pedido diretamente com o gerente da unidade.

Nesse contexto, a definição dos volumes solicitados é feita com base na experiência prática e na percepção tanto do representante quanto do gerente da loja, sem o apoio direto de métodos quantitativos de previsão de demanda, uma vez que o gerente da loja não dispõe de dados históricos de vendas dos itens.

A segunda forma, é por meio de um processo centralizado na matriz, utilizando a troca eletrônica de dados (EDI), no qual o pedido é transmitido diretamente ao fornecedor, que realiza a entrega nas lojas. Esse modelo de abastecimento é adotado sobretudo para os produtos refrigerados, pertencentes à categoria de conveniência da empresa. Entre as subcategorias atendidas por esse modelo destacam-se água mineral, refrigerantes, isotônicos, energéticos e sucos.

Nessa segunda forma, a definição dos volumes a serem solicitados aos fornecedores é realizada com base no método da média móvel mensal, considerando as vendas observadas nos três meses imediatamente anteriores, sob a premissa de que o volume de vendas do mês subsequente tende a se aproximar da média observada nesse período. Como os pedidos são realizados semanalmente, evitando comprometer o espaço limitado de subestoque das lojas, a partir da demanda mensal estimada, o valor é dividido por quatro, de modo a se obter uma previsão média semanal. Adicionalmente, a empresa disponibiliza em um sistema integrado, a opção dos gerentes das lojas informarem a quantidade de estoque que desejam manter para uma semana de operação.

Portanto, a organização adota um modelo de ressuprimento baseado em uma estratégia híbrida, que procura combinar o método quantitativo da MMS com a visão intuitiva dos gestores das unidades. Os resultados e limitações dessa análise estão descritos na seção 4 deste estudo.

3.4 Caracterização do objeto de estudo e identificação do problema

A problemática deste estudo foi caracterizada por meio de uma abordagem qualitativa, que empregou observação participante e entrevistas informais e não estruturadas com gestores de algumas unidades. Verificou-se que, apesar de o fluxo de abastecimento via centros de distribuição apresentar elevado grau de consolidação, o modelo de fornecimento direto evidencia uma fragilidade crítica. Este modelo abrange categorias de conveniência, como refrigerados, sorvetes e salgadinhos, que possuem dinâmicas de consumo distintas dos medicamentos e itens de higiene pessoal.

Entre as categorias que compõem este modelo, a Água Mineral foi selecionada como o

objeto central desta pesquisa. Essa categoria compõe uma família de produtos com múltiplas apresentações, variando entre versões com e sem gás, e volumes de 350 ml a 2 litros, com diferenças conforme o estado e o engarrafador regional. Assim, este estudo analisa o comportamento de demanda da categoria “Água Mineral” de forma agregada.

A escolha da água mineral baseia-se em sua importância volumétrica e em seu papel estratégico. Diferentemente dos demais itens de conveniência, geralmente adquiridos por impulso, a água mineral é considerada um produto essencial. A ausência desse item nas gôndolas compromete diretamente a proposta de valor da empresa, que consiste na oferta de soluções completas de saúde. Dessa forma, a falha no abastecimento de água mineral resulta não apenas em prejuízo financeiro imediato, mas também em danos à imagem institucional e ao compromisso com o cuidado à saúde humana.

Os relatos coletados indicaram que, em períodos de grande variação no volume de vendas, ocorrem frequentemente gargalos operacionais decorrentes da insuficiência de água nos estoques. Essa limitação foi especialmente destacada nos relatos das unidades situadas em regiões com elevada variabilidade no fluxo de público. A análise do processo revelou que, apesar de haver um sistema para ajuste manual do ressuprimento, sua implementação requer um esforço operacional significativo. A inserção manual de códigos e quantidades para cada SKU resulta em conflito de prioridades, pois as tarefas administrativas de gestão de estoque competem com as atividades principais da loja, como atendimento ao cliente e conversão de vendas.

As observações de campo indicam que a simplicidade operacional do modelo atual não compensa suas limitações de acurácia. Portanto, propõe-se a avaliação crítica do método vigente de previsão de demanda e o teste de modelos de previsão mais adequados às características da demanda da empresa.

3.5 Identificação dos perfis de lojas

A partir de uma análise criteriosa do perfil das lojas da empresa, identificou-se a existência de dois grandes grupos com comportamentos de venda distintos ao longo do ano. Assim, as lojas analisadas foram classificadas em dois grupos, diferenciados por sua localização geográfica que influencia diretamente o fluxo de clientes e, conseqüentemente, a dinâmica de vendas. Do total de 1.682 lojas ativas distribuídas em todo o território nacional, 1.565 unidades compõem o Grupo A, formado por lojas localizadas em ruas e grandes avenidas, caracterizadas por fluxo constante de clientes. O Grupo B é composto por 117 lojas,

localizadas em shopping centers, regiões litorâneas e aeroportos, ambientes com dinâmica de consumo distinta.

Embora o Grupo B represente uma parcela reduzida do total de lojas, sua participação no volume total de vendas em unidades é significativa, correspondendo a aproximadamente 20% das vendas, enquanto o Grupo A, com maior número de unidades, concentra cerca de 80% das vendas. Esse resultado evidencia que, apesar da menor representatividade em quantidade de lojas, o Grupo B exerce impacto relevante no desempenho global de vendas, o que justifica sua análise de forma separada.

Observou-se, ainda, que os dois grupos apresentam perfis de demanda distintos. O Grupo A caracteriza-se por baixa variabilidade de vendas ao longo do ano, sem a ocorrência de picos e vales acentuados, apresentando aumento mais expressivo apenas no mês de dezembro, período em que se observa crescimento generalizado do mercado. Em contraste, o Grupo B apresenta elevada variabilidade da demanda, com picos e vales mais pronunciados concentrados em períodos específicos do ano, fortemente influenciados por fatores sazonais associados à localização das lojas.

Dessa forma, foi selecionada uma loja representativa de cada grupo para a aplicação e comparação dos métodos de previsão de demanda. A opção por analisar uma loja por grupo, em vez de trabalhar com os dados de forma agregada, justifica-se pelo fato de que a agregação poderia mascarar os padrões específicos de variabilidade e sazonalidade característicos de cada perfil, comprometendo a avaliação do desempenho dos métodos.

3.6 Seleção da amostra

Para a aplicação e comparação dos métodos, selecionou-se uma loja representativa de cada perfil definido. A delimitação da amostra concentrou-se inicialmente na região Nordeste, que detém 62% das unidades ativas da rede, e especificamente em Fortaleza, município com a maior densidade operacional (18% das lojas da região). Das 185 unidades da capital, foram excluídas aquelas sem histórico contínuo de vendas desde 2022, garantindo a consistência das séries temporais. A amostra final totalizou 158 lojas aptas, das quais foram extraídas as unidades representativas para o estudo de caso.

As lojas aptas foram classificadas conforme os perfis identificados, resultando em 144 unidades no Grupo A e 14 no Grupo B. Para representar esses perfis, selecionaram-se duas unidades em Fortaleza: a Loja A, situada em uma avenida de bairro popular e caracterizada por vendas estáveis, e a Loja B, localizada em região litorânea com elevada sazonalidade

decorrente do fluxo turístico. A análise compreendeu o intervalo de janeiro de 2022 a novembro de 2025, totalizando 47 observações mensais em cada unidade.

A opção por trabalhar com uma amostra composta por apenas duas lojas justifica-se pelo fato de que o foco do estudo não reside na representatividade estatística do conjunto total de unidades, mas sim na realização de uma análise comparativa aprofundada entre dois perfis de comportamento de vendas claramente distintos. Ao selecionar uma das lojas com comportamentos de vendas diferentes, é possível analisar com precisão como diferentes padrões de demanda influenciam o desempenho dos métodos de previsão, permitindo avaliar sua eficácia em cenários contrastantes.

3.7 Escolha dos métodos de previsão de demanda

O primeiro método aplicado foi a Média Móvel Simples ($n=3$). Apesar da literatura não recomendar seu uso para séries com tendência e sazonalidade, sua inclusão é fundamental, pois representa o método atualmente empregado pela empresa e serve como linha de base para a comparação de desempenho.

Considerando a complexidade da demanda nas lojas A e B, caracterizada por componentes sazonais e de tendência, foram selecionadas duas técnicas robustas: o ajustamento sazonal e o Holt-Winters Multiplicativo. O Ajustamento Sazonal foi utilizado para isolar os componentes da série e possibilitar a extração da tendência por meio de regressão linear nos dados dessazonalizados. O método de Holt-Winters foi selecionado devido à sua capacidade de realizar suavizamento exponencial triplo, ajustando dinamicamente o nível, a tendência e a sazonalidade. A variante multiplicativa foi escolhida porque a análise exploratória indicou que a amplitude da sazonalidade varia proporcionalmente ao nível da demanda, característica observada em cenários de crescimento ou retração cíclica.

Conforme sugerido por Hyndman e Athanasopoulos (2021), a série histórica foi segmentada em dois conjuntos distintos, um destinado ao treinamento do modelo e outro à sua validação. O conjunto de treinamento, que inclui os dados históricos iniciais (Períodos 1 a 36), foi empregado para calibrar os modelos. Isso possibilitou a identificação dos índices sazonais, o cálculo das equações de tendência e a otimização das constantes de suavização (α , β e γ) por meio do algoritmo Solver, implementado no Microsoft Excel.

Em seguida, para avaliar a capacidade de generalização dos métodos em um contexto real de aplicação, realizou-se a fase de validação. Nesta etapa, os modelos ajustados durante o

treinamento foram avaliados com base nos dados observados de janeiro a novembro de 2025 (Períodos 37 a 47), caracterizando um teste de desempenho fora da amostra. Essa abordagem de validação é essencial para garantir que o método escolhido tenha eficácia técnica para prever períodos futuros que ainda não foram processados pelo modelo. Isso proporciona a segurança necessária para o planejamento de suprimentos da rede.

É importante ressaltar que o método da MMS foi preservada no conjunto de validação para atuar como baseline (modelo de referência). Embora tenha limitações em projeções de múltiplos períodos, sua incorporação na etapa de validação é essencial do ponto de vista metodológico para confirmar a eficácia dos modelos de Ajustamento Sazonal e Holt-Winters. Conforme argumentam Hyndman e Athanasopoulos (2021) a eficácia de qualquer modelo de previsão deve ser avaliada em comparação com métodos simples, se técnicas mais sofisticadas não superarem esse padrão básico, sua utilização não é justificável. Dessa forma, a MMS estabelece o nível mínimo de acurácia esperado.

3.8 Avaliação do desempenho dos modelos

Segundo Krajewski et al. (2009), as medidas de erro de previsão são essenciais tanto para comparar e escolher os métodos mais apropriados para produtos ou serviços quanto para ajudar os gestores a estabelecer os parâmetros usados nos modelos de previsão. Nesse cenário, a análise do desempenho dos modelos utilizados nesta pesquisa se baseia na avaliação quantitativa de sua acurácia. O Erro Médio Absoluto (MAD) e o Erro Percentual Médio Absoluto (MAPE) são as métricas principais usadas para isso. O MAD é utilizado para medir a magnitude do erro em unidades físicas, o que facilita a compreensão do efeito das falhas de previsão no volume de estoque. Adicionalmente, o MAPE é empregado para medir a precisão relativa em termos percentuais, o que torna mais fácil comparar o desempenho dos métodos nas duas unidades de estudo, independentemente do volume de vendas de cada uma.

O processo de avaliação envolve a comparação entre a demanda real histórica e os valores estimados pelos modelos de Média Móvel, Ajustamento Sazonal e Holt-Winters Multiplicativo. Para garantir um planejamento de suprimentos mais eficaz, o critério de seleção adotado é a minimização consistente de ambas as métricas de erro.

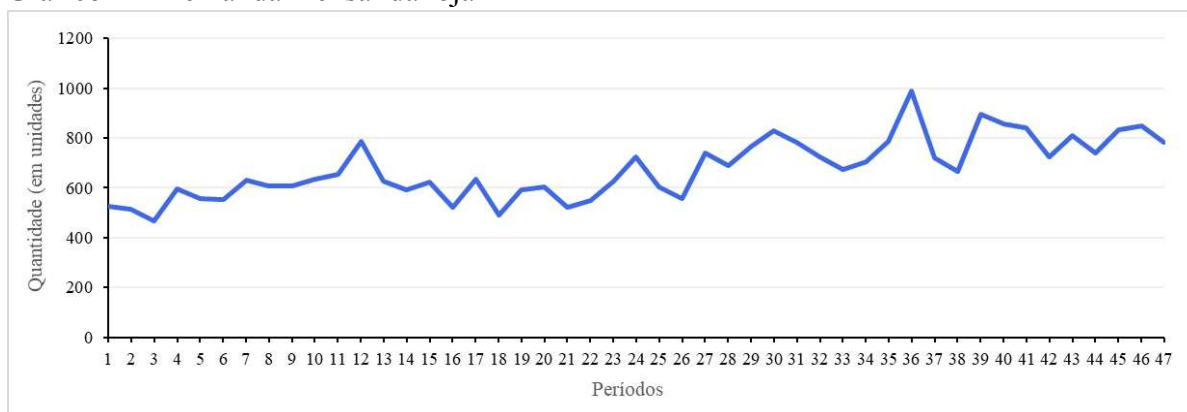
4 ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Nesta seção são discutidos os resultados provenientes da aplicação realizada no presente estudo, enfatizando-se a análise crítica e a interpretação dos dados.

4.1 Análise descritiva das séries de demanda

Em uma primeira análise, os dados de vendas mensais das duas lojas são representados graficamente para que possam ser identificadas características da série temporal, como tendência, sazonalidade ou outliers.

Gráfico 1 – Demanda mensal da loja A



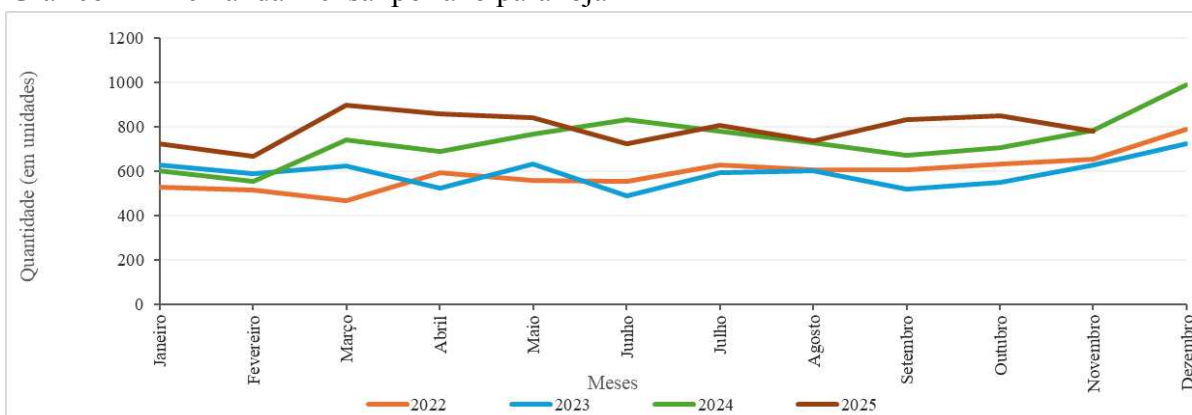
Fonte: Elaborado pelo autora (2026).

O Gráfico 1 mostra a demanda mensal da loja A no intervalo de janeiro de 2022 a novembro de 2025, é possível observar uma tendência de aumento, com os valores passando de aproximadamente 500 para cerca de 800 unidades, dentro dos 47 períodos considerados, o que indica que, de modo geral, a demanda da loja A está crescendo ao longo do tempo. Observam-se picos e vales recorrentes na demanda real, o que pode indicar a presença de sazonalidade nos dados. Para verificar se esses padrões se repetem em períodos específicos do ano, o Gráfico 2 apresenta a demanda real distribuída por ano, com as séries sobrepostas para fins de comparação.

O Gráfico 2 evidencia padrões consistentes ao longo dos meses, marcados por níveis de demanda relativamente mais baixos no início do ano, seguidos por um aumento gradual nos meses seguintes e pela ocorrência de picos mais significativos no final do ano, particularmente em novembro e dezembro. A recorrência desse comportamento em vários anos indica uma sazonalidade anual na demanda, o que sugere que fatores sazonais têm um

impacto sistemático no volume demandado.

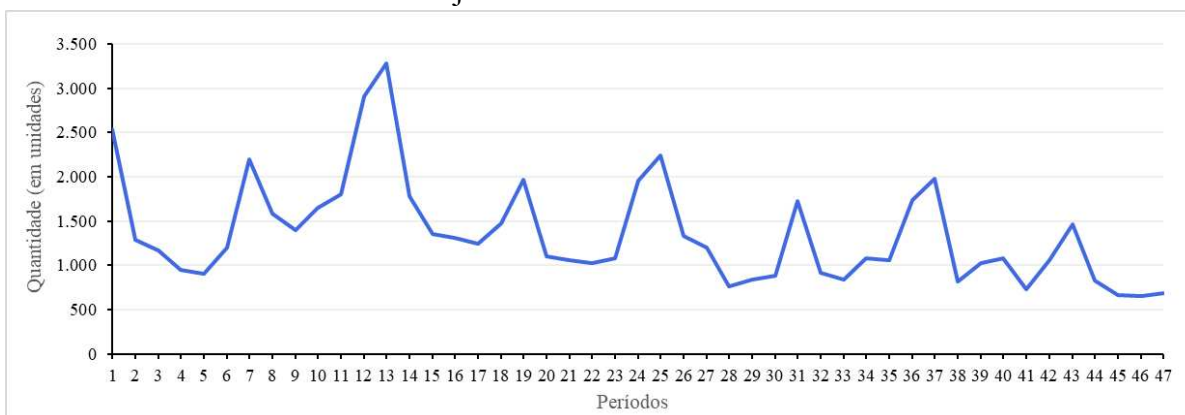
Gráfico 2 – Demanda mensal por ano para loja A



Fonte: Elaborado pelo autora (2026).

A análise subsequente, focada na demanda da Loja B, demonstra um declínio acentuado conforme ilustrado no Gráfico 3. A demanda real, que inicia em 2.500 unidades e diminui para cerca de 500, revela uma redução gradual e contínua no volume de vendas durante o período analisado.

Gráfico 3 – Demanda mensal da loja B



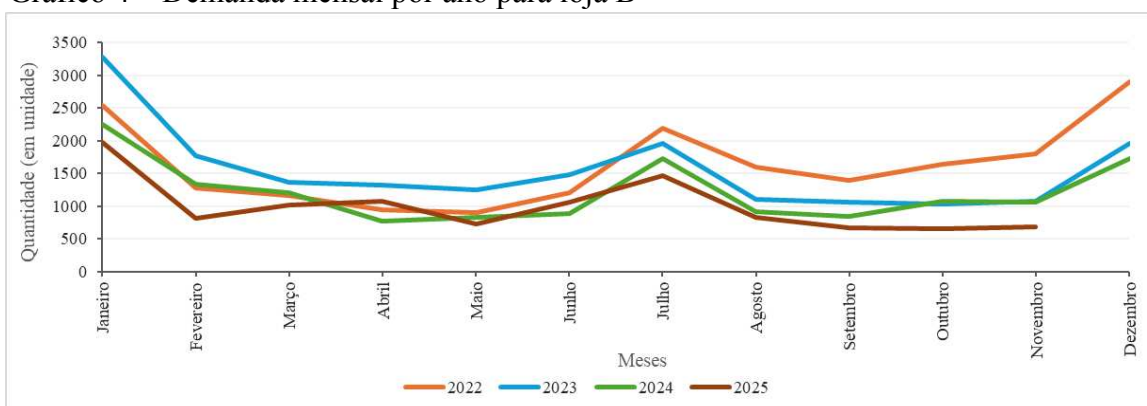
Fonte: Elaborado pelo autora (2026).

Além da tendência, nota-se uma sazonalidade acentuada, com picos de demanda seguidos por quedas bruscas. Esses picos acontecem em intervalos bastante regulares, sinalizando períodos de alta concentração de consumo, ao passo que os vales indicam momentos de baixa atividade. A partir do gráfico 4, fica evidente os picos de demanda em janeiro, julho e dezembro de maneira consistente.

O comportamento observado para a loja B é típico de uma loja situada em uma área com demanda variável, como uma região costeira. Em áreas litorâneas, o fluxo de clientes

costuma ser bastante afetado por elementos sazonais, como férias, condições meteorológicas e períodos de alta temporada turística. Nesses períodos, a demanda aumenta consideravelmente, enquanto fora da temporada há uma queda significativa. Isso explica a alternância intensa entre picos e vales ao longo da série.

Gráfico 4 – Demanda mensal por ano para loja B



Fonte: Elaborado pelo autora (2026).

Por outro lado, o comportamento da demanda na loja A, localizada em uma avenida movimentada, exibe um padrão de demanda comparativamente mais estável, com variações sazonais menos acentuadas e menor volatilidade. Nesse tipo de localização, o fluxo de clientes tende a ser mais estável ao longo do ano, mostrando-se menos afetado por fatores sazonais extremos.

Nos tópicos seguintes, serão aplicados os métodos de previsão selecionados para este estudo. Ressalta-se que os dados observados referentes ao ano de 2025 compõem o conjunto de validação e, portanto, não são utilizados na construção dos modelos de previsão, sendo empregados exclusivamente para avaliar o desempenho dos modelos frente a dados não observados.

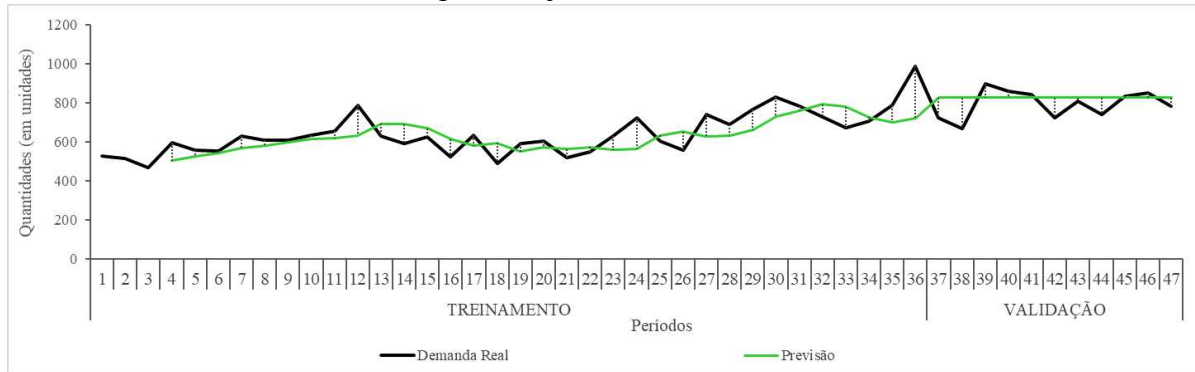
4.2 Aplicação do método da média móvel

Inicialmente foi realizada a aplicação do método da Média Móvel Simples (MMS). Para isso, utilizou-se a Equação 1, considerando $n = 3$, uma vez que esse é o valor atualmente adotado pela empresa estudada. Os Gráficos 5 e 6 apresentam os resultados das previsões obtidas por meio desse método, permitindo a comparação entre os valores previstos e a demanda observada.

A aplicação do método de MMS em uma loja localizada em uma avenida (Gráfico 5)

mostra que a linha de previsão (verde) apresenta atraso em relação à demanda real (preta). O modelo, ao calcular a média aritmética de períodos passados, suaviza as flutuações e demora a responder a novos patamares de consumo.

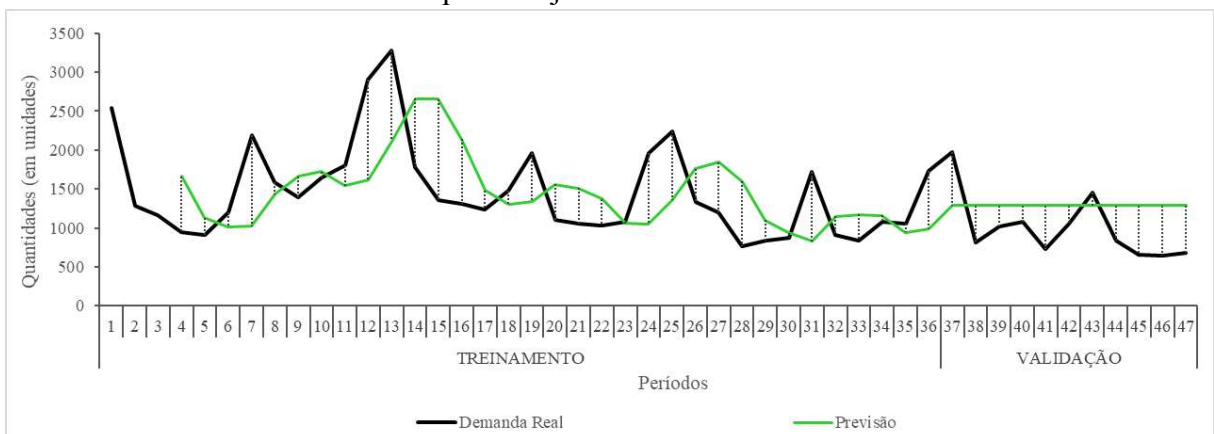
Gráfico 5 – Previsão de demanda para a loja A usando o método da média móvel



Fonte: Elaborado pelo autora (2026).

O gráfico mostra que esse método não antecipa os picos sazonais que ocorrem ciclicamente, como nos períodos 12, 24 e 36. O modelo minimiza os efeitos das variações sazonais, resultando em previsões que subestimam a demanda nos períodos de alta e a superestimam nos períodos de baixa. Para o conjunto de validação, a previsão apresenta um comportamento de reta constante. Após o período de treinamento, o modelo projeta a última média calculada como estimativa constante para todos os períodos futuros.

Gráfico 6 – Previsão de demanda para a loja B usando o método da média móvel



Fonte: Elaborado pelo autora (2026).

Considerando o desempenho da Média Móvel Simples para a unidade situada em região litorânea (Gráfico 6) o método mantém sua característica de atraso na resposta. Observa-se que a previsão (linha verde) adota uma postura reativa, ajustando-se apenas após a

alteração da demanda (linha preta). Esse comportamento fica bem evidente entre os períodos 12 e 15, quando o modelo não antecipa o pico de vendas, resultando em subestimação significativa, seguida de superestimação quando a demanda diminui. Isso ocorre porque, após o término de um pico sazonal, o valor elevado da demanda continua influenciando a média aritmética, fazendo com que o modelo projete uma demanda alta para períodos onde o consumo real já retornou ao patamar mínimo, resultando em um risco elevado de excesso de estoque. No conjunto de validação, como na Loja A, a previsão resulta em uma reta horizontal. No entanto, na Loja B, o erro é mais evidente, pois a reta não reflete a flutuação significativa da série.

4.3 Aplicação do método do Ajustamento Sazonal

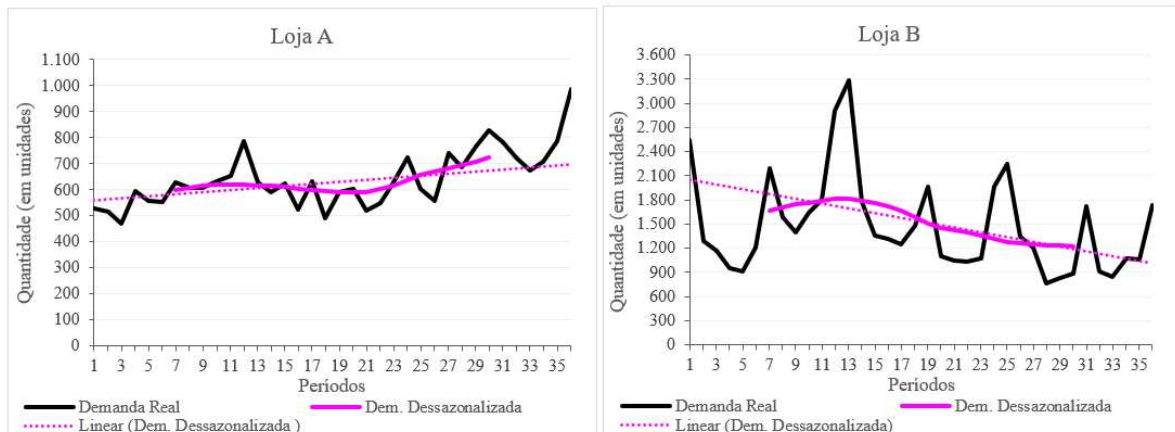
Para a aplicação do método do ajustamento sazonal, primeiramente, a demanda de cada período (t) foi dessazonalizada considerando um ciclo sazonal (p) de doze meses, por meio da técnica da Média Móvel Centrada (Equação 4). A partir dos dados dessazonalizados, foi aplicada a técnica de regressão linear para determinar as equações que descrevem o comportamento da demanda em termos de nível e tendência. Corroborando a conclusão previamente obtida a partir da análise visual dos gráficos de demanda, a Equação 16 indica a presença de uma tendência de crescimento para a Loja A, com um aumento médio de aproximadamente 3,92 unidades por período. E a Loja B apresenta, conforme a Equação 17, uma inclinação negativa de -29,47, o que evidencia uma tendência de redução no volume base de vendas ao longo do período analisado.

$$\bar{D}_t = 3,9191 \cdot t + 556,03 \quad (16)$$

$$\bar{D}_t = -29,472 \cdot t + 2076,5 \quad (17)$$

A Figura 3 apresenta visualmente o ajuste, demonstrando que a reta de regressão suaviza as flutuações e indica a tendência real do mercado para ambas as unidades. No lado esquerdo da figura é apresentado o gráfico referente à Loja A, enquanto no lado direito encontra-se o gráfico correspondente à Loja B.

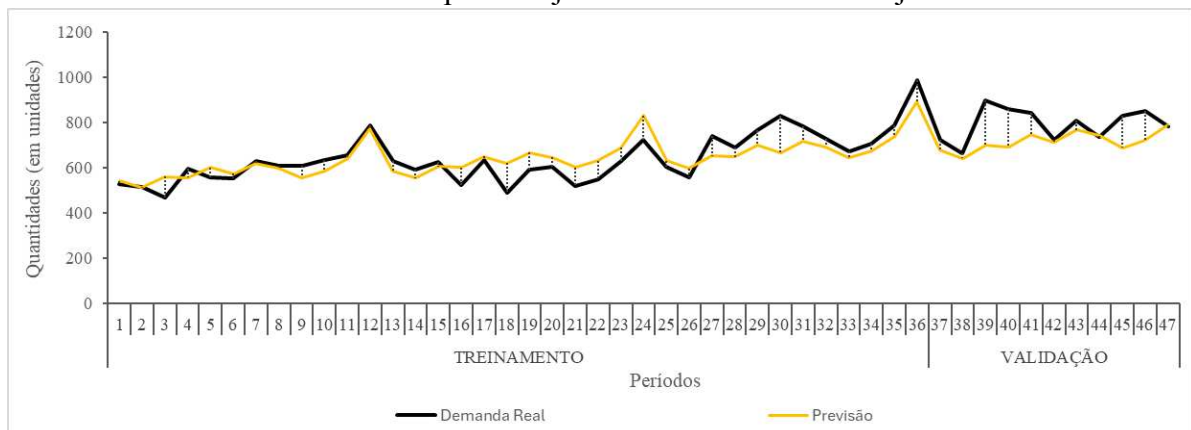
Figura 3 – Tendência Linear da Demanda Dessazonalizada nas Lojas A e B



Fonte: Elaborado pelo autora (2026).

Os componentes sazonais são definidos usando a Equação 5 e calculando a média dos múltiplos índices de sazonalidade para cada período do ciclo. Em seguida, foi utilizado a Equação 6 para gerar as previsões para os períodos, o resultado pode ser observado no Gráfico 7 para a loja A e no Gráfico 8 para a loja B.

Gráfico 7 – Previsão de demanda para a loja A usando o método do ajustamento sazonal

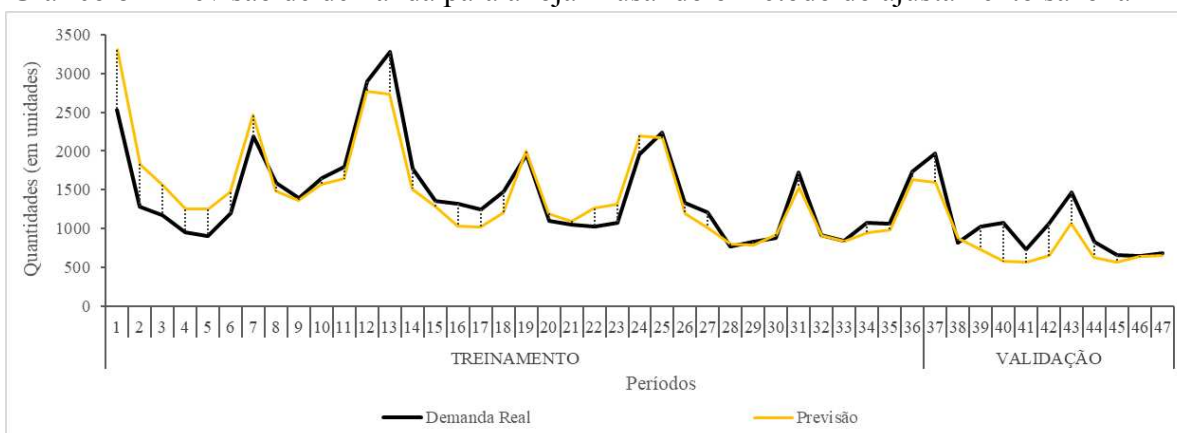


Fonte: Elaborado pelo autora (2026).

A análise visual do conjunto treinamento evidencia a aderência do modelo de ajustamento sazonal à demanda real de ambas as unidades, superando as limitações de atraso do método de média móvel. Na Loja A, a linha de previsão (amarela) se mantém próxima dos dados reais ao longo de quase todo o horizonte temporal. Na Loja B, o modelo reproduz as variações mais acentuadas da série, captando a magnitude das vendas nos períodos de alta sazonalidade. A observação de que a previsão agora antecipa o comportamento do mercado, em vez de apenas reagir a ele, sugere, de forma preliminar, uma redução substancial nos

indicadores de erro.

Gráfico 8 – Previsão de demanda para a loja B usando o método do ajustamento sazonal



Fonte: Elaborado pelo autora (2026).

No conjunto de validação da Loja B, o método apresentou comportamento de subestimação da demanda, mesmo diante de uma trajetória decrescente da série real. Embora a previsão acompanhe a tendência de queda, ela permanece inferior aos valores observados, indicando que a tendência negativa estimada na regressão foi mais acentuada do que a redução efetivamente verificada nos dados de validação. Do ponto de vista operacional, esse desempenho implica risco de ruptura de estoque, uma vez que as quantidades previstas se mostram inferiores ao consumo real no período analisado.

4.4 Aplicação do método de Holt-Winters

A implementação do método de Holt-Winters Multiplicativo iniciou-se com a definição dos valores iniciais para os componentes de nível, tendência e sazonalidade. Conforme recomendado por Chopra e Meindl (2013) e Peinado e Graeml (2007), as estimativas iniciais foram extraídas dos resultados do método do ajustamento sazonal previamente aplicado, assegurando que o modelo partisse de uma base estatística ajustada à série histórica. A evolução dinâmica desses componentes foi controlada pelos parâmetros de suavização exponencial α (nível), β (tendência) e γ (sazonalidade), conforme estabelecido nas Equações 10, 11 e 12. Para maximizar a acurácia das projeções no conjunto de treinamento, foi utilizada a ferramenta Solver (Microsoft Excel) para executar um algoritmo de otimização não linear, buscando a combinação dos coeficientes que minimizam o MAPE (Mean Absolute Percentage Error). As constantes de suavização obtidas estão apresentadas na Tabela 2.

Os resultados da otimização paramétrica, apresentados na Tabela 2, para a loja A indica uma estrutura de procura caracterizada pela estabilidade e pelo predomínio do histórico de vendas em relação às oscilações pontuais. O coeficiente de nível $\alpha = 0,460$ sugere um equilíbrio na ponderação dos dados, indicando que o modelo confere uma relevância moderada tanto às observações mais recentes quanto à série histórica acumulada para estabelecer o nível atual da demanda.

Tabela 2 – Constantes de suavização do Método de Holt-Winters para lojas A e B

| Constantes | Loja A | Loja B |
|-------------------|--------|--------|
| Alfa (α) | 0,460 | 0,761 |
| Beta (β) | 0,000 | 0,000 |
| Gama (γ) | 0,000 | 0,000 |

Fonte: Elaborado pela autora (2026).

Em relação ao componente de tendência, os valores nulos de β para ambas as lojas indicam que a inclinação da série apresenta elevada estabilidade ao longo do tempo. Conforme destacado por Peinado e Graeml (2007) na literatura, a convergência para valores mínimos de β sugere ausência de alterações significativas na trajetória de crescimento ou declínio da demanda durante o período analisado. Isso indica que a tendência inicial projetada é suficiente para descrever o comportamento de longo prazo, sem necessidade de ajustes dinâmicos.

Para ambas as lojas, o coeficiente de sazonalidade (γ) assumiu valor igual a zero. De acordo com Peinado e Graeml (2007), a atribuição do valor mínimo a esse parâmetro pelo Solver indica que os padrões sazonais não se intensificam nem se atenuam ao longo do tempo, com magnitude constante a cada ciclo de doze meses. Assim, os resultados sugerem que, no período analisado, não foram identificadas variações significativas nos componentes de tendência e sazonalidade da demanda, permanecendo constantes os coeficientes associados a esses fatores. Assim, conclui-se que a eficácia do método de Holt-Winters para estas lojas reside na calibração precisa do nível (α), enquanto preserva a estrutura de tendência e sazonalidade previamente modelada, garantindo um equilíbrio entre a reatividade de curto prazo e a estabilidade dos padrões históricos.

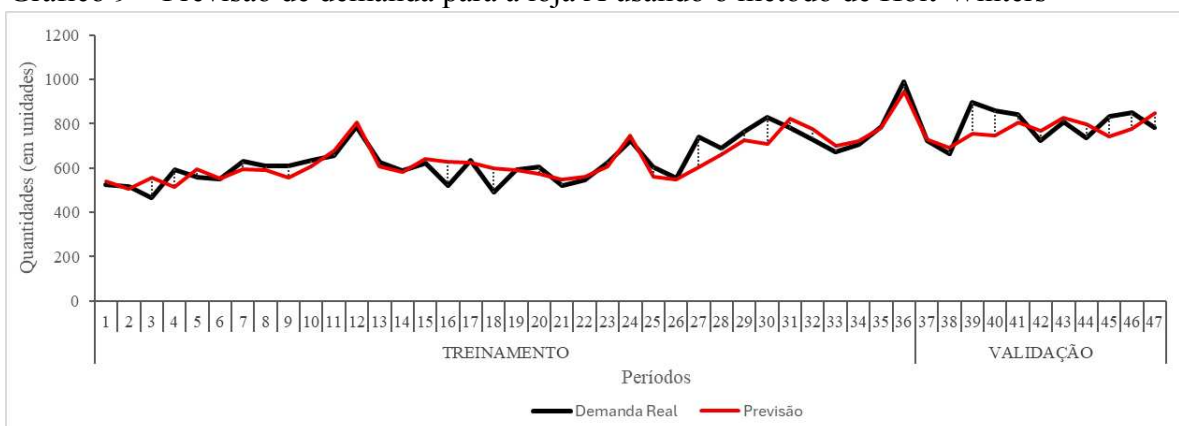
É importante ressaltar que, a obtenção de um coeficiente de sazonalidade nulo para ambas as unidades não indica ausência de variações cíclicas, mas sim estabilidade do padrão sazonal ao longo do tempo. No modelo de Holt-Winters, o parâmetro γ é responsável por

atualizar os índices sazonais a cada novo período. Portanto, um valor igual a zero demonstra que os componentes sazonais calculados previamente na fase de ajustamento permanecem constantes e se repetem com a mesma intensidade a cada ciclo de doze meses. Esse resultado confirma que a sazonalidade nessas lojas, embora intensa, como na unidade de praia, é previsível e estrutural, não apresentando variações em sua forma ou magnitude que exijam ajustes dinâmicos pelo modelo.

Ressalta-se ainda que, mesmo que a análise visual da demanda real na Loja B pareça mostrar uma redução nos picos sazonais ao longo do tempo, nos modelos multiplicativos, os componentes sazonais são percentuais em relação ao nível da série. Por isso, a impressão de picos menores acontece porque a demanda base está caindo, e não porque o comportamento sazonal dos consumidores mudou. Assim, o Solver concluiu que manter os índices sazonais estáveis gera o melhor ajuste estatístico, tratando as variações de tamanho como mudanças de nível e tendência, e não como alterações no padrão anual.

As quantidades de vendas previstas pelo método de Holt-Winters são apresentadas nos Gráficos 9 e 10, tendo sido obtidas a partir da aplicação da Equação 9. A análise dos gráficos revela que o método de Holt-Winters Multiplicativo apresentou uma notável habilidade de ajuste às séries temporais de ambas as unidades. Para a Loja A, no Gráfico 9, a trajetória da previsão (linha vermelha) demonstrou uma postura mais estável, baseada no parâmetro de suavização de nível moderado ($\alpha = 0,460$).

Gráfico 9 – Previsão de demanda para a loja A usando o método de Holt-Winters

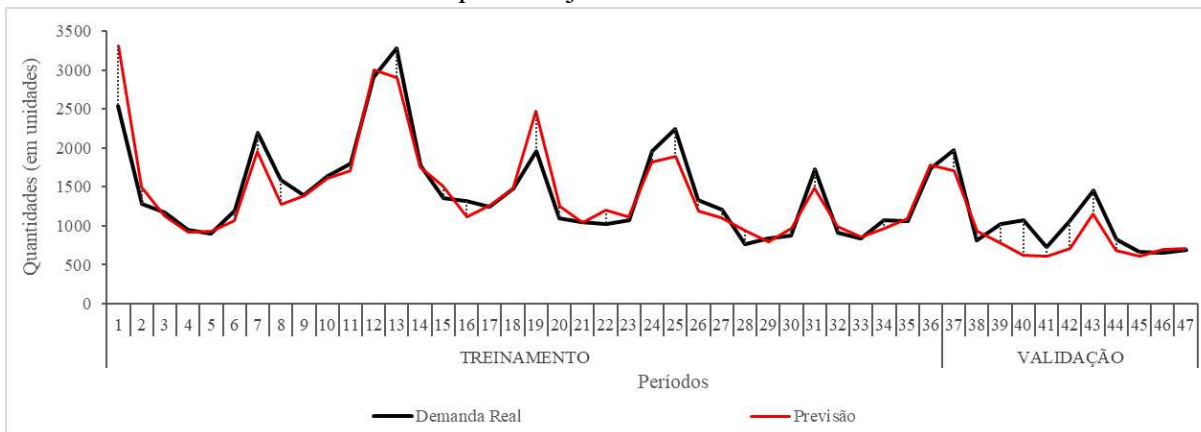


Fonte: Elaborado pelo autora (2026).

Na Loja B, a eficácia do modelo multiplicativo foi demonstrada pela precisão em reproduzir picos sazonais acentuados, evidenciado pelo Gráfico 10. A manutenção de um coeficiente de sazonalidade nulo, juntamente com um α de 0,761, confirmou que o padrão

cíclico de 60% acima da média em períodos como janeiro e dezembro é estruturalmente estável, cabendo ao modelo apenas o ajuste contínuo do nível das vendas.

Gráfico 10 – Previsão de demanda para a loja B usando o método de Holt Winters



Fonte: Elaborado pelo autora (2026).

As previsões geradas pelo Holt-Winters eliminaram o atraso temporal típico da média móvel simples e aprimoraram a precisão do método do ajustamento sazonal, posicionando este método como o mais promissor em termos de acurácia. Esta percepção será validada a seguir por meio da comparação das métricas de erro MAD e MAPE.

4.5 Análise Comparativa do Desempenho dos Modelos

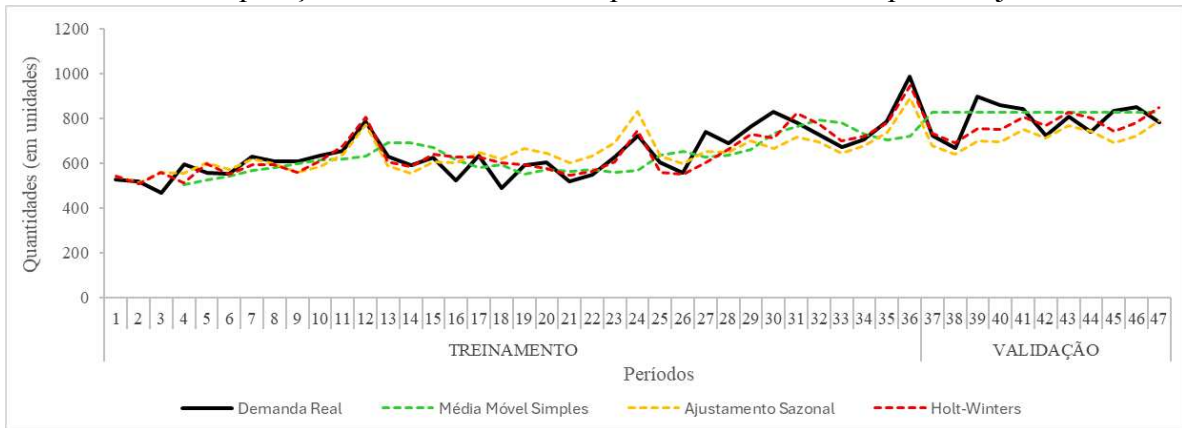
A análise visual dos Gráficos 11 e 12 permite identificar a aderência de cada método frente ao comportamento real da demanda nas unidades selecionadas. Além disso, a partir da análise conjunta dos desses gráficos, é possível identificar aspectos relevantes sobre o desempenho dos métodos que não são plenamente capturados na visualização isolada de cada um deles.

Os gráficos mostram que os métodos de ajustamento sazonal e de Holt-Winters começam no mesmo ponto. Essa convergência inicial ocorre porque os parâmetros de inicialização aplicados ao modelo de Holt-Winters foram derivados dos resultados obtidos previamente no método de ajustamento sazonal. No entanto, em períodos posteriores, nota-se uma diferença significativa na rapidez com que cada técnica se adapta.

O método de ajustamento sazonal apresenta maior rigidez no primeiro ciclo da série devido à dependência de índices sazonais calculados de forma estática. Em contraste, o modelo de Holt-Winters demonstra capacidade de resposta superior, pois o coeficiente de

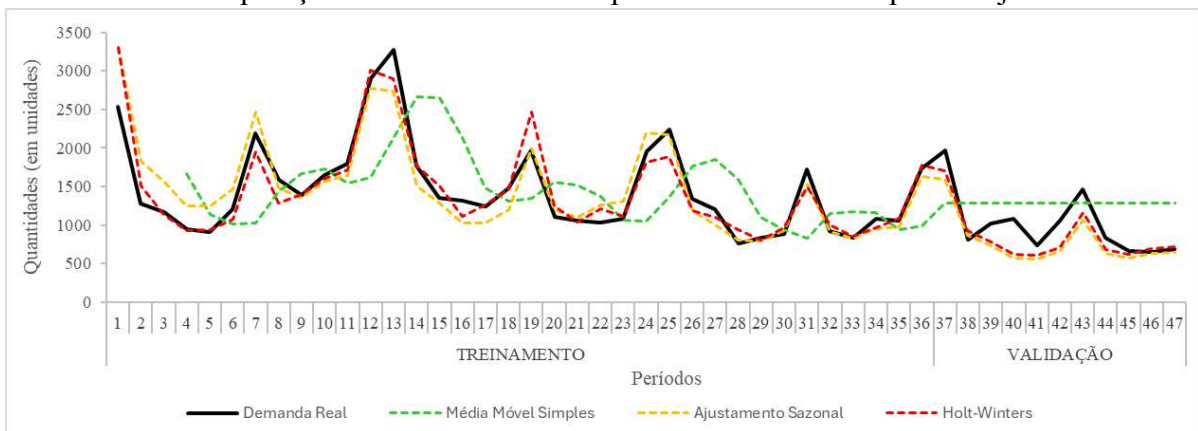
suavização alfa, permite ajustes mais ágeis às variações imediatas da demanda desde o início da aplicação. Essa característica de ajuste dinâmico possibilita ao modelo de Winters reduzir o erro residual de forma mais rápida em comparação ao ajustamento sazonal, que tende a demorar mais para alinhar sua curva ao comportamento real.

Gráfico 11 – Comparação entre os métodos de previsão de demanda para a loja A



Fonte: Elaborado pelo autora (2026).

Gráfico 12 – Comparação entre os métodos de previsão de demanda para a loja B



Fonte: Elaborado pelo autora (2026).

O Gráfico 12 mostra que ambos os modelos geralmente subestimam a demanda real, particularmente durante os picos registrados nos períodos 37 e 43. No entanto, o método de Holt-Winters demonstra maior sensibilidade às mudanças, permanecendo constantemente mais alinhado aos valores reais de venda em comparação com o Ajustamento Sazonal.

Após a aplicação individual das técnicas de previsão e a análise qualitativa de suas trajetórias, realiza-se a avaliação comparativa do desempenho dos modelos. O objetivo desta etapa é mensurar a precisão de cada método por meio da comparação entre a demanda real observada e os valores estimados. Para essa validação, são utilizados o Erro Médio Absoluto

(MAD) e o Erro Percentual Médio Absoluto (MAPE) como critérios.

A Tabela 3 apresenta os indicadores de erro obtidos para a loja A. Observa-se variações significativas de desempenho entre os métodos analisados. No conjunto de treinamento, o método de Holt-Winters exibiu os menores valores de MAD (37) e MAPE (5,99%), sugerindo uma maior conformidade com os dados históricos e uma melhor habilidade para captar o comportamento da série temporal.

Tabela 3 – Indicadores de erro para a loja A

| Métodos | Treinamento | | Validação | |
|---------------------|-------------|--------|-----------|-------|
| | MAD | MAPE | MAD | MAPE |
| Media Móvel Simples | 71 | 10,52% | 60 | 8,13% |
| Ajustamento Sazonal | 52 | 8,20% | 78 | 9,34% |
| Holt-Winters | 37 | 5,99% | 61 | 7,51% |

Fonte: Elaborado pelo autora (2026).

O Ajustamento Sazonal teve um desempenho intermediário, ao passo que a Média Móvel Simples apresentou os maiores erros, demonstrando sua incapacidade de lidar com padrões sazonais e variações estruturais. No conjunto de validação, houve um aumento geral dos erros, como esperado devido à avaliação fora da amostra. Mesmo assim, o Holt-Winters apresentou um desempenho superior em relação ao MAPE (7,51%), indicando maior robustez preditiva. Isso sugere que os modelos que incorporam explicitamente a tendência e a sazonalidade geram previsões mais consistentes e confiáveis.

Tabela 4 – Indicadores de erro para a loja B

| Métodos | Treinamento | | Validação | |
|---------------------|-------------|--------|-----------|--------|
| | MAD | MAPE | MAD | MAPE |
| Media Móvel Simples | 523 | 35,92% | 448 | 53,21% |
| Ajustamento Sazonal | 195 | 13,58% | 233 | 21,61% |
| Holt-Winters | 145 | 9,18% | 194 | 18,34% |

Fonte: Elaborado pelo autora (2026).

A análise dos indicadores de erro para a Loja B, a partir da Tabela 4, indica um cenário de elevada complexidade preditiva, característico de séries temporais com alta volatilidade e sazonalidade acentuada. Os resultados das métricas demonstram a eficácia dos

modelos e confirma que o ajuste dinâmico é o melhor para atender à demanda litorânea. O método da média móvel, atualmente utilizado, mostrou-se inadequado para a complexidade desta unidade, apresentando um MAPE de 35,92% no conjunto de treinamento, esse resultado reflete diretamente a limitação do modelo em prever os picos de verão e em seguir a acentuada tendência de queda nas vendas, resultando em um desvio médio absoluto de 523 unidades por período no conjunto de treinamento.

A aplicação do ajustamento sazonal reduziu o MAPE para 13,58% para os dados de treinamento e 21,61% para os dados de validação. Esse resultado indica que isolar a intensa sazonalidade registrada em janeiro e dezembro, é um passo essencial para estabilizar as projeções nesta loja. O método Holt-Winters destacou-se como o modelo mais eficiente, apresentando um MAPE de 9,18% na fase de treinamento e 18,34% na validação, representando o menor erro relativo entre todas as técnicas avaliadas. Para uma loja que enfrenta variações de estoque tão significativas entre as estações, essa precisão oferece uma oportunidade direta para diminuir gastos com produtos parados e perdas devido à falta de itens nos meses de alta demanda.

Na fase de validação, os resultados mostraram que o modelo de Holt-Winters superou a Média Móvel Simples, apresentando erros significativamente menores para as duas lojas. Assim, a redução do erro justifica a substituição do método simplificado, comprovando que um modelo mais sofisticado que incorpora componentes de tendência e sazonalidade melhora a acurácia das previsões. Ao diminuir consideravelmente o erro e ajustar as projeções à volatilidade real das vendas, a empresa ganha um suporte para a tomada de decisões na administração de estoques. Essa maior precisão nas previsões possibilita a otimização dos níveis de estoque de segurança, reduzindo ao mesmo tempo o risco de faltas durante períodos de alta sazonalidade e evitando a imobilização desnecessária de capital em períodos de baixa demanda. Assim, a adoção do modelo mais apropriado é uma vantagem estratégica, garantindo a disponibilidade de produtos e a estabilidade financeira da cadeia de suprimentos.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A análise dos dados mostra que o modelo de ressurgimento usado pela empresa tem fragilidades estruturais devido ao uso de métodos de previsão reativos. A utilização da média móvel simples como referência quantitativa para a definição dos pedidos revela-se inadequada para as lojas representativas analisadas neste estudo, as quais apresentam influência da sazonalidade em seus padrões de demanda, ainda que em intensidades distintas.

A utilização desse método demonstrou, de maneira consistente, a presença de um efeito de defasagem em relação à demanda real. Durante os períodos de aumento nas vendas, observa-se que o método tende a subestimar as demandas de reposição, o que resulta em faltas de estoque. Nos períodos subsequentes aos picos de consumo, a MMS passa a superestimar a demanda, mantendo volumes de pedido elevados mesmo em cenários de retração, o que leva a níveis excessivos e desnecessários de estoque.

Os impactos desse modelo vão além da gestão de estoque, afetando diretamente a saúde financeira e a proposta de valor da empresa. A ocorrência de rupturas em itens essenciais, como a água mineral, caracteriza o que Ballou (2007) denomina custos de vendas perdidas. Esses custos não se restringem ao lucro da transação não realizada, mas também comprometem a fidelização do cliente e a imagem da marca, sobretudo em organizações cujo propósito está relacionado à oferta de soluções completas de saúde e bem-estar.

Por outro lado, o excesso de estoque resultante da reatividade do modelo impõe restrições logísticas significativas. A superlotação dos subestoques, que são espaços fisicamente limitados nas unidades, aumenta os custos de manutenção e o risco de obsolescência. Esse problema é ainda mais crítico para a água mineral em embalagens PET com gás, cujo shelf-life reduzido de aproximadamente seis meses demanda alta precisão nas previsões. A chegada do produto às lojas com prazo de validade já parcialmente consumido, aliada ao excesso de suprimento em períodos de baixa demanda, intensifica as perdas por vencimento e contraria as diretrizes de sustentabilidade e eficiência operacional estabelecidas pela companhia. Assim, ficou demonstrado que a simplicidade da MMS não compensa sua incapacidade de antecipar picos sazonais, resultando em rupturas de estoque que afetam diretamente a proposta de valor da empresa no que tange à oferta de soluções completas de saúde e bem-estar.

Com o objetivo de mitigar as limitações preditivas do modelo atualmente utilizado pela empresa, foram avaliados os métodos de ajustamento sazonal e Holt-Winters, selecionados por sua capacidade de decompor séries temporais e tratar explicitamente

componentes de tendência e variação periódica não capturadas pela média móvel simples. Os resultados demonstraram que, para ambas as lojas analisadas, o método de Holt-Winters apresentou os menores valores de erro tanto no conjunto de treinamento quanto no conjunto de validação, conforme indicado pelas métricas MAD e MAPE. Embora o método de ajustamento sazonal tenha sido eficaz na identificação da tendência, sua natureza menos dinâmica limitou o acompanhamento das flutuações mais intensas, especialmente na Loja B. Em contrapartida, o modelo de Holt-Winters destacou-se por incorporar mecanismos de suavização e ajuste dinâmico da demanda, resultando em maior precisão preditiva. Dessa forma, os resultados confirmam o atingimento do objetivo proposto, ao possibilitar a análise do comportamento da demanda e a identificação da técnica mais adequada ao contexto estudado, configurando o Holt-Winters como a alternativa mais consistente para apoiar o planejamento da demanda em ambientes com elevada variabilidade de consumo.

Apesar dos resultados obtidos, este estudo apresenta algumas limitações que devem ser consideradas. A análise focou no contexto geográfico de Fortaleza, o que, apesar de refletir adequadamente a realidade em estudo, pode não considerar características específicas de áreas com condições climáticas e padrões de consumo diferentes. Ademais, o modelo de previsão se baseia unicamente em séries temporais históricas, sem considerar variáveis exógenas, como informações meteorológicas em tempo real ou calendários de eventos locais. Como direcionamento para pesquisas futuras, recomenda-se a ampliação do escopo geográfico, bem como o desenvolvimento de um protótipo de integração sistêmica que incorpore o algoritmo de Holt-Winters ao sistema de pedidos da empresa, reduzindo a dependência de intervenções manuais. Adicionalmente, sugere-se a exploração de modelos multivariados que considerem fatores externos, como temperatura e feriados móveis, especialmente em lojas com maior sensibilidade à sazonalidade, visando o aumento da acurácia preditiva.

REFERÊNCIAS

- BALLOU, Ronald H. **Gerenciamento da cadeia de suprimentos/logística empresarial**. 5. ed. Porto Alegre: Bookman, 2007.
- BARBIERI, José Carlos; MACHLINE, Claude. **Logística hospitalar: teoria e prática**. São Paulo: Saraiva, 2006.
- BEVERAGE MARKETING CORPORATION. **Bottled water statistics and information 2014**. In: *Bottled Water Report*, v. July/August 2015. United States: BottledWater.org, 2015. Disponível em: https://bottledwater.org/wp-content/uploads/2020/03/BWR-JulyAug-2015-Issue_BMC_2014-Bottled-Water-Statistics-Article.pdf. Acesso em: 29 dez. 2025.
- BOWERSOX, D. J.; COOPER, M. B.; CLOSS, D. J. **Gestão logística de cadeias de suprimentos**. Porto Alegre: Bookman, 2006.
- CHATFIELD, C. **Time-series forecasting**. Boca Raton: CRC Press, 2000.
- CHOPRA, Sunil; MEINDL, Peter. **Supply chain management: strategy, planning, and operation**. 5. ed. Upper Saddle River, NJ: Pearson Education, 2013.
- CORRÊA, Henrique L.; GIANESI, Irineu G. N.; CAON, Mauro. **Planejamento, programação e controle da produção: MRP II / ERP: conceitos, uso e implantação**. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2007.
- COSTA, Júlio César da. **Planejamento, programação e controle da produção**. Londrina: Editora e Distribuidora Educacional S.A., 2016.
- CRESWELL, John W. **Investigação qualitativa e projeto de pesquisa: escolhendo entre cinco abordagens**. 3. ed. Porto Alegre: Penso, 2014.
- DAVIS, M. M.; AQUILANO, N. J.; CHASE, R. B. **Fundamentos da administração da produção**. 3. ed. Porto Alegre: Bookman, 1997.
- DIAS, Marco Aurélio P. **Administração de materiais: uma abordagem logística**. São Paulo: Atlas, 2005.
- FRANCISCHINI, P. G.; GURGEL, F. do A. **Administração de materiais e do patrimônio**. São Paulo: Thomson Pioneira, 2002.
- FURTADO, Maurício Rocha. **Aplicação de um modelo de previsão da demanda total nos credenciados Belgo Pronto**. 2006. 32 f. Monografia (Curso de Engenharia de Produção) – Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, 2006. Disponível em: https://www2.ufjf.br/engenhariadeproducao/wp-content/uploads/sites/322/2011/05/mauricioro_chafurtado.pdf. Acesso em: 1 dez. 2025.

GAITHER, N.; FRAIZER, G. **Administração da Produção e Operações**. 8. ed. São Paulo: Pioneira, 2001.

GANGA, G. M. D. **Metodologia científica e trabalho de conclusão de curso (TCC): um guia prático de conteúdo e forma**. São Carlos: SEad UFSCar, 2011.

GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 6. ed. Rio de Janeiro: Atlas, 2017.

GRAND VIEW RESEARCH. **Bottled water market size, share & trends analysis report**. San Francisco, 2024. Disponível em: <https://www.grandviewresearch.com/industry-analysis/bottled-water-market> . Acesso em: 29 dez. 2025.

HANKE, J. E.; REITSCH, A. G.; WICHERN, D. W. **Business forecasting**. 7. ed. New Jersey: Prentice Hall, 2001.

HYNDMAN, R. J.; ATHANASOPOULOS, G. **Forecasting: principles and practice**. 3. ed. Melbourne: OTexts, 2021.

INVESTSP. **Brasil soma 47 % do mercado farmacêutico na América Latina**. 17 maio 2024. Disponível em: <https://investsp.org.br/brasil-soma-47-do-mercado-farmacaceutico-na-america-latina/> . Acesso em: 29 dez. 2025.

JACOBS, W. **Modelos de suavização exponencial, ARIMA e redes neurais artificiais: um estudo comparativo para a previsão de demanda de produtos**. 2011. Dissertação (Mestrado) – Universidade do Vale do Taquari, Lajeado, 2011. Disponível em: <http://www.univates.br/bdu/bitstream/10737/254/1/WilliamJacobs.pdf> . Acesso em: 20 set. 2016.

JAMES, G. et al. **An introduction to statistical learning: with applications in R**. 2. ed. New York: Springer, 2021.

KRAJEWSKI, Lee J.; RITZMAN, Larry P.; MALHOTRA, Manoj K. **Administração de produção e operações**. 8. ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2009.

LAWTON, R. **How should additive Holt–Winters estimates be corrected?** International Journal of Forecasting, v. 14, p. 393–403, 1998.

LEMOS, F. O. **Metodologia para seleção de métodos de previsão de demanda**. 2006. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2006. Disponível em: <http://www.lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/5949/000522463.pdf?sequence=1> . Acesso em: 12 nov. 2025.

LEVINE, David M. et al. **Estatística: teoria e aplicações usando Microsoft® Excel em português**. 6. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2012.

MAKRIDAKIS, S. **Accuracy measures: theoretical and practical concerns**. International Journal of Forecasting, v. 9, n. 4, p. 527–529, 1993.

- MAKRIDAKIS, S.; WHEELWRIGHT, S. C.; HYNDMAN, R. J. **Forecasting: methods and applications**. 3. ed. New York: John Wiley & Sons, 1998.
- MALHOTRA, N. K.; DASH, S. **Marketing research: an applied orientation**. 7. ed. Boston: Pearson, 2016.
- MARTINS, Petrônio Garcia; LAUGENI, Fernando Piero. **Administração da produção**. 2. ed. rev., aum. e atual. São Paulo: Saraiva, 2006.
- MILESKI JUNIOR, A. **Análise de métodos de previsão de demanda baseados em séries temporais em uma empresa no setor de perfumes e cosméticos**. 2007. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Curitiba, 2007.
- MOREIRA, D. A. **Administração da produção e operações**. 2. ed. São Paulo: Cengage Learning, 2009.
- NEOGRID; OPINION BOX. **Consumo em tempos de inflação e reprecificação: farmácias ampliam atuação como varejo de conveniência**. 2025. Disponível em: <https://viva.com.br/dinheiro/farmacias-ampliam-atuacao-como-varejo-de-conveniencia-aponta-pesquisa.html> . Acesso em: 29 dez. 2025.
- NOVAES, Antônio Galvão. **Logística e gerenciamento da cadeia de distribuição**. 3. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2007.
- PEINADO, Jurandir; GRAEML, Alexandre Reis. **Administração da produção: operações industriais e de serviços**. Curitiba: UnicenP, 2007.
- PETROPOULOS, F.; KOURENTZES, N.; NIKOLOPOULOS, K.; SIEMSEN, E. **Judgmental selection of forecasting models**. *Journal of Operations Management*, [S. l.], v. 60, p. 34-46, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jom.2018.05.005>
- PRODANOV, C. C.; FREITAS, E. C. **Metodologia do trabalho científico: métodos e técnicas de pesquisa e do trabalho acadêmico**. 2. ed. Novo Hamburgo: Feevale, 2013. E-book. Disponível em: <https://www.feevale.br/Comum/midias/0163c988-1f5d-496f-b118-a6e009a7a2f9/E-book%20Metodologia%20do%20Trabalho%20Cientifico.pdf> . Acesso em: 30 nov. 2025.
- RUSCHEL, L. P.; WERNER, L.; LEMOS, F. O. **Previsão de demanda de novos produtos: aplicação integrada de métodos quantitativo e qualitativo**. In: ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 27., 2007, Foz do Iguaçu. Anais... Foz do Iguaçu: ABEPRO, 2007. p. 1–10.
- SANDERS, N. R.; MANRODT, K. B. **Forecasting practices in US corporations: survey results**. *Interfaces*, v. 24, n. 2, p. 92–101, mar. 1994.
- SAMOHYL, Robert Wayne; SOUZA, Gueibi Peres; MIRANDA, Rodrigo Gabriel de. **Métodos simplificados de previsão empresarial**. Rio de Janeiro: Ciência Moderna, 2008. 181 p.

SIPPER, D.; BULFIN JR., R. L. **Production planning, control and integration**. New York: McGraw-Hill, 1997.

SLACK, N.; CHAMBERS, S.; HARLAND, C.; HARRISON, A.; JOHNSTON, R. **Administração da produção**. 2. ed. São Paulo: Atlas, 2007.

TRATAR, L. F. **Forecasting method for noisy demand**. *International Journal of Production Economics*, v. 161, p. 64–73, 2015.

TUBINO, Dalvio Ferrari. **Planejamento e controle da produção: teoria e prática**. 2. ed. São Paulo: Atlas, 2009.

VERÍSSIMO, A. J. et al. **Métodos estatísticos de suavização exponencial Holt-Winters para previsão de demanda em uma empresa do setor metal mecânico**. *Revista Gestão Industrial*, v. 8, n. 4, 2013.

VIANA, J. J. **Administração de materiais: um enfoque prático**. São Paulo: Atlas, 2000.

WANKE, P.; JULIANELLI, L. **Previsão de vendas**. 1. ed. São Paulo: Atlas, 2006.

WORLD HEALTH ORGANIZATION. **Guidelines on drinking-water quality**. 4. ed. Geneva: WHO, 2017.