PROJETO DE GRADUAÇÃO

ANÁLISE E PREVISÃO DE DEMANDA EM UMA VAREJISTA DE MATERIAL PARA TATUAGEM

Por,
Gabriel Santos Alves

Brasília, 09 de Junho de 2025.

UNIVERSIDADE DE BRASILIA

FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

UNIVERSIDADE DE BRASILIA
Faculdade de Tecnologia
Departamento de Engenharia de Produção

PROJETO DE GRADUAÇÃO

ANÁLISE E PREVISÃO DE DEMANDA EM UMA VAREJISTA DE MATERIAL PARA TATUAGEM

Por,

Gabriel Santos Alves

Relatório submetido como requisito parcial para obtenção do
grau de Engenheira de Produção

Banca Examinadora

Prof. Dr. Sérgio Ronaldo Granemann, UnB/EPR (Orientador)

Julgamento:_____ Assinatura:_____

Prof. Dr. Clóvis Neumann, UnB/EPR

Julgamento:_____ Assinatura:_____

Brasília-DF, 09 de Junho de 2025.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, por ter me dado sabedoria e força para enfrentar essa graduação paralela a uma rotina de empreendedor, sem ele eu teria desistido. Agradeço aos meus pais, que por meio da valorização à educação me fizeram chegar onde cheguei. Especificamente à rigidez que foi me passada pelo meu pai e ao apoio de minha mãe. Em sequência agradeço à minha noiva, e futura esposa, que está ao meu lado lutando todas as batalhas dia após dia. Agradeço ao meu orientador, Sérgio, pela compreensão e empatia que um aluno empreendedor precisa. Por fim, agradeço a Universidade de Brasília (UnB), incluindo todos os professores e funcionários que a fazem existir

RESUMO

O presente trabalho propõe o desenvolvimento de um modelo de previsão de demanda para a loja Santuario Supply, especializada na comercialização de materiais para tatuagem. A partir do histórico de vendas registrado no sistema de gestão da empresa nos últimos três anos, foram aplicados métodos quantitativos para identificar padrões de consumo e sazonalidades, com o objetivo de otimizar a gestão de estoques e reduzir custos operacionais. A pesquisa considerou os desafios relacionados à diversidade do portfólio, com mais de 400 itens, e à logística complexa, devido aos diferentes tempos de entrega de mais de 30 fornecedores. Além de aplicar e comparar métodos como Regressão Linear, Média Simples e Holt Linear, o estudo propôs a criação de árvores de decisão específicas por categoria de produto, com base em variáveis estatísticas extraídas das séries temporais (como coeficiente de determinação, desvio padrão e inclinação da tendência). Essas árvores foram validadas por meio de execução manual paralela, que comprovou sua eficácia ao apresentar resultados muito próximos aos obtidos com a análise individualizada dos dados. Essa abordagem permitiu automatizar a escolha do melhor método preditivo, mantendo um alto nível de acurácia e padronizando o processo decisório, o que torna o modelo mais fácil de aplicar e replicar. Os resultados obtidos mostraram que, mesmo com a simplificação para apenas dois métodos — Média Simples e Linear —, foi possível manter margens de erro muito baixas em todas as categorias. A estrutura desenvolvida se mostra altamente replicável e aplicável a outros contextos de varejo, oferecendo uma solução prática e escalável para previsão de demanda em ambientes de alta rotatividade de portfólio.

Palavras-chave: Previsão de Demanda; Gestão de estoques; Regressão Linear; Média Simples; Varejo de alto giro; Automatização.

ABSTRACT

This study proposes the development of a demand forecasting model for Santuario Supply, a retail store specializing in tattoo supplies. Using three years of historical sales data recorded in the company's management system, **quantitative methods** were applied to identify consumption patterns and seasonality, aiming to optimize inventory management and reduce operational costs. The research addressed challenges related to a highly diverse portfolio of over 400 items and a complex supply chain with more than 30 suppliers, each with different delivery lead times. In addition to applying and comparing forecasting techniques such as Linear Regression, Simple Average, and Holt Linear, the study introduced **decision trees tailored to each product category**, based on statistical variables extracted from time series data (such as R^2, standard deviation, and trend slope). These trees were **validated through parallel manual execution**, which yielded similar results while significantly simplifying and standardizing the model selection process. As a result, the proposed method not only maintained high accuracy but also improved the model's scalability and replicability. The findings indicate that reducing the number of methods to just two — Simple Average and Linear Regression — was sufficient to explain most demand patterns across categories. The developed structure proves to be a practical and scalable solution for retail environments with dynamic portfolios.

Keywords: Demand Forecasting; Inventory Management; Linear Regression; Simple Average; High-Turnover Retail; Automation.

LISTA DE FÓRMULAS

Fórmula 1 – 15
Fórmula 2 –.....15
Fórmula 3 – 15
Fórmula 4 – 15
Fórmula 5 – 16
Fórmula 6 – 16
Fórmula 7 –.....18
Fórmula 8 – 19
Fórmula 9 – 19
Fórmula 10 – 19
Fórmula 11 – 21
Fórmula 12 – 21
Fórmula 13 – 21
Fórmula 14 – 21

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Aplicação dos 4 métodos nos 202 produtos.....19
Tabela 2 –Comparação do previsto em cada método em relação ao ocorrido em 2024.....20
Tabela 3 – Produto X Melhor método.....21
Tabela 4 – Categoria X Produto X Melhor método.....22
Tabela 5 – Erro por categoria.....23
Tabela 6 – Erro Absoluto ignorando marcas, considerando apenas quantidades da mesma categoria.....24
Tabela 7 – Aplicação do método para 6 meses.....25
Tabela 8 – Erro por produto para previsão de 6 meses.....26
Tabela 9 – Produto X Melhor método para 6 meses.....28
Tabela 10 – Nova tabela de erros totais por categoria.....29
Tabela 11 – Novo Erro Absoluto ignorando marcas, considerando apenas quantidades da mesma categoria.....30
Tabela 12 –Resultados após Árvore de Decisão.....38

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Fluxograma de passos.....18
Figura 2 – Árvore de decisão – “Agulha”.....36
Figura 3 – Árvore de decisão – “Cartucho”.....37
Figura 4 – Árvore de decisão – “Diversos”.....34
Figura 5 – Árvore de decisão – “Tintas”.....35
Figura 6 – Árvore de decisão – “Biqueiras”.....36

SUMÁRIO

1. **INTRODUÇÃO**.....1
   1.1 Contexto Geral.....1
   1.2 Contexto Específico.....1
   1.3 Justificativa.....2
   1.4 Objetivos.....3
      1.4.1 Objetivo Geral.....3
      1.4.2 Objetivos Específicos.....3
   1.5 Limitações da pesquisa.....3
   1.6 Metodologia 4
   1.7 Estrutura do Trabalho 5

2. **REFERENCIAL TEÓRICO**.....6
   2.1 Previsão de Demanda.....6
      2.1.1 Modelos Qualitativos.....7
      2.1.2 Modelos Quantitativos.....7
   2.2. Métodos.....7
      2.2.1 Modelos Causais.....7
      2.2.2 Séries Temporais.....8
      2.2.2.1 Médias Móveis.....11
      2.2.2.2 Método Holt Linear (Suavização Exponencial com Tendência).....13
   2.3 Árvores de Decisão na Previsão de Demanda.....15
3. **DIAGNÓSTICO E APLICAÇÃO DOS MODELOS**.....17
   3.1 Diagnóstico da Situação Atual 17
   3.2 Aplicação dos Modelos de Previsão de Demanda.....17
   3.3 Avaliação Comparativa dos Modelos de Previsão.....19
   3.4 Identificação do Melhor Método por Produto.....20
   3.5 Consolidação dos Resultados e Análise por Categoria.....22
   3.6 Análise de Erros por Categoria Agregada.....23
   3.7 Reavaliação Estratégica: Limitações do Horizonte e Foco por Categoria.....24
   3.8 Reaplicação dos Modelos com Horizonte de 6 Meses.....25
   3.9 Classificação do Melhor Método por Produto no Horizonte de 6 Meses.....27
   3.10 Consolidação dos Resultados para o Horizonte de 6 Meses.....28
4. **ÁRVORES DE DECISÃO E CONSOLIDAÇÃO FINAL**.....31
   4.1 Análise por categoria e validação cruzada.....31
   4.2 Aplicação da Árvore de Decisão ao Conjunto Completo e Validação Final.....37

5. **CONSIDERAÇÕES FINAIS – CONCLUSÃO** 39

REFERÊNCIAS.....41

APÊNDICE A.....44

APÊNDICE B.....51

1. INTRODUÇÃO

1.1 Contexto Geral

A previsão de demanda é uma ferramenta estratégica essencial para o planejamento e gestão das cadeias de suprimentos, garantindo que os níveis de estoque estejam alinhados às necessidades do mercado. Segundo Chopra e Meindl (2019), prever a demanda com precisão permite às empresas reduzir custos, melhorar a eficiência operacional e oferecer um serviço de maior qualidade aos clientes. Ballou (2001) complementa ao afirmar que as previsões são indispensáveis para evitar rupturas de estoque e excessos que geram custos elevados de armazenagem.

Em setores relacionados à saúde, como materiais médicos e descartáveis, a previsão de demanda tem implicações ainda mais críticas. Produtos como cartuchos estéreis e agulhas necessitam de conformidade rigorosa com normas sanitárias, incluindo regulamentações da Agência Nacional de Vigilância Sanitária (Anvisa). De acordo com a Anvisa (2020), a má gestão desses produtos pode comprometer a segurança e a saúde dos usuários, destacando a importância de sistemas logísticos robustos para assegurar a qualidade e disponibilidade no mercado.

Além disso, a crescente competitividade no mercado exige que as empresas adotem práticas de gestão que integrem dados históricos, análises preditivas e variáveis qualitativas para lidar com cenários dinâmicos e de alta variabilidade (MOREIRA, 2014). A combinação de previsões eficazes com uma gestão rigorosa de estoques é essencial para alcançar eficiência operacional e garantir a satisfação dos clientes.

1.2 Contexto Específico

No caso da Santuario Supply, uma loja especializada em materiais para tatuagem, a previsão de demanda assume um papel central. A loja comercializa mais de 400 itens, incluindo máquinas, cartuchos, tintas e materiais descartáveis, todos diretamente relacionados à saúde e segurança dos usuários. Devido à natureza do setor, esses produtos precisam ser estéreis, de alta qualidade e devidamente registrados na Anvisa, como especificado pela RDC nº 55/2013 (ANVISA, 2013). Garantir a conformidade com essas regulamentações é vital para atender às exigências do mercado e proteger os consumidores.

Além disso, a loja trabalha com mais de 30 fornecedores, cada um com tempos distintos de entrega e processamento, o que torna o planejamento logístico mais complexo. Segundo Slack et al. (2018), a gestão de fornecedores em ambientes de múltiplos *lead times* exige uma abordagem integrada que leve em consideração a previsão de demanda, os prazos de entrega e os custos de aquisição.

Outro desafio enfrentado pela Santuario Supply é a variação de demanda sazonal, comum no mercado de tatuagem, além da introdução constante de novos produtos que precisam ser integrados ao portfólio. Uma previsão de demanda eficiente pode garantir a disponibilidade de itens essenciais, reduzindo desperdícios e evitando rupturas de estoque, ao mesmo tempo em que assegura a conformidade regulatória e a satisfação dos clientes. Assim, o desenvolvimento de métodos de previsão robustos é estratégico não apenas para a viabilidade financeira da empresa, mas também para o fortalecimento de sua posição no mercado.

1.3 Justificativa

A previsão de demanda é um tema amplamente discutido na literatura, com diferentes abordagens e métodos aplicados dependendo do contexto e das características específicas de cada setor. Métodos qualitativos, como o julgamento por especialistas (Petropoulos et al., 2018) e o método Delphi (Dalkey e Helmer, 1963; Green e Armstrong, 2015), têm se mostrado eficazes em situações de alta incerteza, enquanto técnicas quantitativas, como médias móveis (Makridakis et al., 1998) e modelos ARIMA (Box et al., 1994), são amplamente utilizadas para lidar com dados históricos estruturados.

No entanto, há uma lacuna significativa na aplicação integrada desses métodos em nichos específicos, como o mercado de materiais para tatuagem. Estudos anteriores, como os de Fortsch e Khapalova (2016) e Syntetos et al. (2015), destacam a importância de adaptar os métodos às características específicas dos produtos e à sazonalidade inerente ao mercado. Apesar disso, poucos estudos abordam a criação de regras gerais baseadas em indicadores estatísticos que possam guiar a escolha do melhor método de previsão para diferentes categorias de produtos.

Além disso, o mercado de materiais para tatuagem apresenta particularidades que tornam a gestão de estoques e a previsão de demanda ainda mais desafiadoras. Produtos como cartuchos e agulhas, regulamentados pela ANVISA (2013), requerem conformidade rigorosa com padrões de qualidade e esterilidade, enquanto a sazonalidade e a introdução frequente de novos itens adicionam complexidade ao planejamento logístico (Slack et al., 2018).

Portanto, o presente estudo busca preencher essa lacuna ao propor um modelo que combina métodos qualitativos e quantitativos, integrando técnicas de clusterização para agrupar produtos com padrões de demanda similares. Este trabalho não apenas contribui para a literatura existente, mas também oferece uma solução prática para empresas de nicho, como revendas de materiais descartáveis para biossegurança, promovendo eficiência operacional e competitividade no mercado.

O intento deste estudo é então de buscar respostas para a seguinte questão: Qual seria o modelo mais adequado para fazer previsão de demanda de produtos para o mercado de materiais para tatuagem, considerando as particularidades do setor e os diferentes padrões de demanda?

1.4 Objetivo

1.4.1 Objetivo Geral

Desenvolver um modelo de previsão de demanda para os produtos de saúde, utilizando métodos baseados em séries históricas de vendas registradas em sistemas do tipo gestão.

1.4.2 Objetivos Específicos

- Avaliar os principais métodos de previsão de demanda, considerando suas adequações a portfólio de empresas com grande quantidade de produtos.
- Aplicar técnicas de previsão quantitativa e qualitativa para projetar a demanda futura por produtos da área de saúde.
- Desenvolver um método aplicável a produtos que possuem demanda regular, irregular, latente e sazonal.

1.5 Limitações da pesquisa

- A pesquisa será limitada ao uso do histórico de vendas registrado no sistema de gestão da Santuario Supply, abrangendo os últimos três anos, sem incluir dados externos, como tendências do mercado global ou sazonalidades externas.
- A análise será concentrada na demanda dos produtos comercializados atualmente, não incluindo itens descontinuados ou futuros lançamentos.

- O estudo não abordará a implementação prática das previsões no sistema logístico da loja, limitando-se à análise e validação do modelo proposto.

1.6 Metodologia

A pesquisa proposta será conduzida de forma aplicada, com abordagem quantitativa e exploratória, pois segundo Gil (2010), a pesquisa exploratória é adequada para obter maior familiaridade com o problema de estudo, especialmente em contextos pouco investigados, como o desenvolvimento de modelos de previsão de demanda em nichos específicos. Já a abordagem quantitativa, conforme Creswell (2014), utiliza dados numéricos e estatísticos para validar hipóteses e construir modelos preditivos, sendo essencial para a análise estruturada e objetiva do histórico de vendas. Visando ao desenvolvimento de um modelo de previsão de demanda para os produtos comercializados por empresas do ramo de materiais de saúde, que são utilizados no mercado da tatuagem.

Logo, para atingir os objetivos enunciados, os passos metodológicos a serem seguidos no presente trabalho são:

1. Revisão Bibliográfica: Estudo de métodos estatísticos clássicos para previsão de demanda.
2. Coleta de Dados: Extração de séries históricas de vendas via sistema da empresa.
3. Aplicação de Modelos: Teste de Média Simples, Regressão Linear e Holt Linear.
4. Redução de Horizonte: Comparação entre previsões para 12 e 6 meses.
5. Construção de Árvores de Decisão: Geração de regras por categoria com base em variáveis estatísticas.
6. Validação: Verificação da eficácia das árvores em diferentes cenários.
7. Classificação Final: Adoção de apenas dois métodos (Média Simples e Linear) por acurácia e replicabilidade.
8. Avaliação de Desempenho: Medição dos erros pós-árvore por categoria.

1.7 Estrutura do trabalho

Este trabalho está estruturado em quatro capítulos, além desta introdução:

- Capítulo 1 apresenta a introdução do estudo, incluindo a contextualização do problema, a justificativa, a definição da pergunta de pesquisa, os objetivos (geral e específicos), a delimitação do escopo e a organização geral do trabalho.
- Capítulo 2 aborda o referencial teórico, apresentando os principais conceitos relacionados à previsão de demanda, os fundamentos dos modelos quantitativos aplicados (com destaque para as técnicas de médias móveis, suavização exponencial e regressão), os principais indicadores estatísticos de avaliação de desempenho (como MAE, R^2 e desvio padrão) e a fundamentação do uso de árvores de decisão para seleção automatizada de modelos em cenários operacionais.
- Capítulo 3 descreve a metodologia aplicada, detalhando o processo de coleta e tratamento dos dados históricos extraídos do sistema de gestão da loja, a aplicação prática dos métodos de previsão (Média Simples, Regressão Linear e Holt Linear), a seleção do horizonte de previsão, os critérios de avaliação adotados para cada produto e a comparação entre modelos. Apresenta também os resultados da análise por categoria, a eliminação do modelo Holt em cenários de curto prazo e a definição das lógicas que embasam a construção das árvores de decisão para recomendação de modelo.
- Capítulo 4 reúne os resultados consolidados da aplicação da árvore de decisão por categoria, validada por meio de testes cruzados e replicação no portfólio completo. Demonstra-se que, mesmo com a redução para apenas dois métodos (Média Simples e Linear), o sistema mantém alta acurácia e reduz a complexidade do processo. O capítulo reforça a replicabilidade da estrutura desenvolvida para diferentes contextos de varejo.
- Capítulo 5 apresenta as considerações finais do trabalho, sintetizando os principais achados, as limitações do estudo e as recomendações para aplicações futuras.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Previsão de demanda

A previsão de demanda é um elemento crucial para a gestão estratégica e operacional de empresas (CALSING, 2015). A qualidade da previsão de demanda está associada à capacidade do método selecionado de estimar corretamente valores futuros (MAKRIDAKIS et al., 1998). Para a obtenção de previsões consistentes, é necessário, portanto, o emprego de um processo formal para a sua elaboração (ELIKAI et al., 1999). Previsões são usadas extensivamente nos negócios para planejamento e gerenciamento tático, estratégico ou operacional em horizontes diferentes que variam de dias, semanas ou meses, embora o nível de detalhamento seja diferente (Aboagye-Sarfo et al., 2015).

Uma característica comum a todos os métodos de previsão são os erros causados por fatores aleatórios, que impedem, muitas vezes, o alcance de resultados perfeitos em previsões (Syntetos et al., 2015). Quanto maior o horizonte de previsão, maior será a chance de erro no futuro. Conhecer se a demanda por produtos ou serviços está aumentando ou diminuindo não é suficiente. O fluxo de informações, conhecimento, produto ou recursos entre essas entidades deve ser gerenciado adequadamente para maximizar a lucratividade geral, mas conhecer a taxa de mudança é, também, fundamental no planejamento do negócio (Tapia Cortez, Hitch et al., 2018).

Os métodos de previsão de demanda basicamente são classificados em qualitativos e quantitativos (Arvan et al., 2019). Métodos qualitativos não requerem manipulação de dados e somente julgamentos são utilizados para criar a previsão, já os métodos quantitativos não requerem julgamento, sendo procedimentos padronizados que produzem resultados objetivos.

2.1.1 Métodos qualitativos

Os métodos de previsão de demanda qualitativos, também chamados “métodos baseados no julgamento”, são fundamentados na capacidade de julgamento, de discernimento e na experiência de decisores especialistas (Petropoulos et al., 2018). Tais métodos são apropriados para criar cenários futuros quando há baixa disponibilidade de dados (Seifertet al., 2015), quando estes apresentam baixa confiabilidade e quando se deseja estimar variáveis ligadas a produtos ou processos novos ou disruptivos (Arvan et al., 2019). Logo, neste estudo, não serão usados métodos qualitativos, haja vista a existência concreta dos dados que serão utilizados.

2.1.2 Métodos quantitativos

Os métodos quantitativos e qualitativos de previsão de demanda são amplamente utilizados em análises de mercado para projetar necessidades futuras. A seguir, são detalhados os principais métodos, os cálculos e as fórmulas.

2.2 Métodos

2.2.1 Modelos Causais

Os **modelos causais** estabelecem relações matemáticas entre variáveis independentes (fatores explicativos) e a variável dependente (demanda). De acordo com Makridakis et al. (1998), esses modelos são amplamente utilizados para analisar como fatores externos, como preço, renda ou promoções, influenciam a demanda. A fórmula básica para a representação de um modelo causal é:

$$Y = a + b_1X_1 + b_2X_2 + \cdots + b_nX_n + \varepsilon \quad (1)$$

Em que:

Y: Demanda prevista.

Xn: Variáveis independentes (exemplo: preço, renda, promoções).

a: Intercepto (valor de Y quando X=0).

bn: Coeficientes de impacto das variáveis independentes.

ε: Erro aleatório.

Segundo Wang et al. (2018), a eficácia do modelo depende diretamente da escolha e medição adequada das variáveis independentes, bem como da eliminação de possíveis vieses nos dados utilizados.

Quando a variável dependente está ligada exclusivamente a uma variável independente, podem ser utilizadas diferentes funções para representar a relação, como:

$$Y = a + bX \quad (2)$$

$$Y = ab^x \quad (3)$$

$$Y = a + bX + cX^2 \quad (4)$$

Em que:

a e b = representam valores numéricos constantes (parâmetros). A equação (2) é uma regressão linear simples que assume o formato de uma reta. A equação (3) contém uma regressão exponencial. Já a equação (4) é uma regressão parabólica. O modelo de regressão múltipla pode ser expresso pela função exposta na equação (5).

$$Y = f(X_1, X_2, \dots X_n) \quad (5)$$

Segundo Wang et al. (2018), a regressão múltipla é amplamente utilizada devido à sua capacidade de modelar múltiplos fatores que afetam a demanda simultaneamente. Esta abordagem é conhecida como "linear" porque todas as variáveis independentes possuem expoente igual a um. A formulação pode ser representada pela equação 6:

$$Y = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \cdots b_nX_n \quad (6)$$

em que: b0, b1, b2, … bn = são os parâmetros. (coeficientes de impacto de cada variável independente).

Essa abordagem é especialmente eficaz para capturar dinâmicas complexas de mercado, como o impacto combinado de preço, renda, promoções e sazonalidade sobre a demanda (Makridakis et al., 1998). A flexibilidade dos modelos causais os torna adequados para diversas situações práticas, permitindo que empresas adaptem suas estratégias de previsão a diferentes contextos de mercado.

De acordo com Slack et al. (2018), a escolha adequada das variáveis independentes e a qualidade dos dados são determinantes para a precisão dos modelos causais. No entanto, a presença de multicolinearidade entre as variáveis pode prejudicar a robustez do modelo, sendo necessário aplicar testes estatísticos para identificar e corrigir essas relações.

2.2.2 Séries Temporais

A modelagem de séries temporais, também chamada de “modelagem univariada”, utiliza o tempo como variável de entrada, sem considerar variáveis explicativas externas. Segundo Boroojeni et al. (2017), séries temporais são definidas como um conjunto de

observações registradas sequencialmente ao longo do tempo. A análise dessas séries examina padrões históricos para prever comportamentos futuros (Villani et al., 2017).

De acordo com Deb et al. (2017) e Tratar et al. (2016), séries temporais podem ser decompostas em quatro componentes principais: variações irregulares, tendência, sazonalidade e ciclos de negócios. Esses componentes são fundamentais para entender o comportamento da demanda ao longo do tempo e permitir a aplicação de modelos preditivos mais precisos.

1. **Variações Irregulares ou Horizontais**

As variações irregulares são flutuações aleatórias na demanda causadas por fatores de curto prazo não identificados, como problemas logísticos, mudanças abruptas no comportamento dos consumidores ou eventos externos, como greves ou desastres naturais (Tratar et al., 2016). Essas variações, por sua natureza aleatória, são consideradas ruídos nos dados e não podem ser modeladas com precisão por métodos tradicionais de previsão.

2. **Efeito de Tendência**

O efeito de tendência descreve mudanças sistemáticas na demanda ao longo do tempo. Segundo Mancuzo (2003), tendências podem ser crescentes, como o aumento contínuo da demanda por materiais de tatuagem devido à popularidade crescente da prática, ou decrescentes, como o declínio de produtos obsoletos. Em outros casos, a demanda pode ser estacionária, oscilando em torno de um valor médio constante sem um direcionamento claro (Stüker, 2014).

3. **Efeito Sazonal**

O efeito sazonal ocorre quando há um padrão recorrente de demanda em períodos específicos do ano, como feriados, mudanças climáticas ou eventos sazonais. Afilal et al. (2016) destacam que flutuações sazonais permitem prever demandas com maior precisão quando identificadas adequadamente. Exemplos incluem o aumento nas vendas de tintas para tatuagem durante o período de férias de fim de ano ou maior demanda por produtos específicos em eventos de verão.

4. **Ciclo de Negócios**

Os ciclos de negócios refletem flutuações econômicas mais amplas que afetam a demanda de forma geral. Esses ciclos, segundo Fortsch e Khapalova (2016), podem ser influenciados por fatores como políticas econômicas, taxas de juros ou crises financeiras. Eles são caracterizados por quatro estágios típicos: expansão, pico, recessão e recuperação. Devido à sua complexidade, prever ciclos de negócios requer o uso de modelos avançados e análise de indicadores econômicos.

5. Ruído Aleatório

As variações em uma série temporal que não podem ser explicadas pelos componentes principais (tendência, sazonalidade, ciclos e irregularidades) são classificadas como ruído aleatório (Tratar et al., 2016). Embora esses ruídos não sejam modeláveis, técnicas como o filtro de Kalman podem ser aplicadas para suavizar suas flutuações.

6. Modelos de Decomposição

Os modelos de decomposição em séries temporais consideram a presença simultânea de diferentes componentes: variações irregulares ou aleatórias, tendência, sazonalidade e ciclos econômicos. Segundo Fortsch e Khapalova (2016), a principal vantagem da decomposição é permitir o isolamento de cada componente, possibilitando que os efeitos sejam tratados de forma individualizada, com exceção das flutuações irregulares, que são imprevisíveis.

A combinação dos componentes de uma série temporal pode ser representada por dois tipos de modelos fundamentais: modelo aditivo e modelo multiplicativo (Afilal et al., 2016; Fortsch e Khapalova, 2016). No modelo aditivo, a série temporal é expressa como uma soma dos componentes, como ilustrado na equação:

$$Y = (T) + (S) + (C) + (i) \quad (7)$$

Em que:
Y = valor da série ou demanda prevista;
T = componente tendencial;
S = componente sazonal;
C = componente cíclico;
i = efeitos aleatórios ou erros causados por flutuação.

Para as quantidades de T,S,C,i os valores são representados em unidades de demanda somados. O modelo multiplicativo, bastante utilizado, é expresso pela equação (8) (Fortsch & Khapalova, 2016)

$$Y = (T).(S).(C).(i) \quad (8)$$

Em que os componentes têm os significados já expostos.

Em que os componentes têm os significados já expostos. Afilal et al. (2016) destacam que o modelo multiplicativo é especialmente útil quando a sazonalidade ou os ciclos apresentam proporções relativas em relação à tendência.

No modelo multiplicativo, a tendência é expressa em unidades de demanda, enquanto os demais componentes são representados em porcentagens da tendência. Esse modelo pode ser simplificado em horizontes de previsão curtos, nos quais os efeitos cíclicos podem ser ignorados (C=1). Adicionalmente, caso a sazonalidade e as variações ao acaso possam ser agrupadas, o modelo simplificado torna-se:

$$Y = (T).(S) \quad (9)$$

Em que S incorpora o efeito sazonal e as variações ao acaso (Afilal et al., 2016).

2.2.2.1 Médias Móveis

As médias móveis são técnicas de previsão amplamente utilizadas para suavizar flutuações aleatórias nas séries temporais. A fórmula geral para o cálculo da média móvel simples (MMS) é:

$$MM_t = \frac{D_{t-1} + D_{t-2} + \cdots + D_{t-n}}{n} \quad (10)$$

Em que:
MMt = Média móvel no período t
Dt = Demanda no período t
n = Número de períodos utilizados na média.

No modelo de média móvel simples (MMS), a previsão para o período imediatamente futuro (ttt) é calculada a partir da média aritmética dos últimos nnn valores observados da demanda. Esse método é aplicado em situações onde a demanda é estacionária, ou seja, oscila em torno de um valor médio constante (Fortsch & Khapalova, 2016). A suavização da demanda ocorre considerando os valores reais dos períodos anteriores, o que permite reduzir as flutuações aleatórias (Li et al., 2017).

Embora o modelo de Média Móvel Simples (MMS) seja eficaz para identificar variações gerais, sua resposta a mudanças nas tendências é lenta. Segundo Makridakis et al. (1998), em cenários onde a demanda apresenta crescimento ou declínio contínuo, a previsão gerada por este método tende a não acompanhar adequadamente os valores reais, resultando em desvios significativos. Além disso, a capacidade do modelo de captar variações sazonais depende diretamente do número de períodos (nnn) escolhidos. Um nnn maior suaviza as flutuações, mas pode mascarar padrões sazonais importantes, tornando o modelo menos eficiente em contextos dinâmicos (Li et al., 2017).

Já o modelo de Média Móvel Ponderada (MMP) compartilha semelhanças com a MMS, pois também utiliza os últimos nnn valores da demanda. No entanto, a MMP se diferencia ao atribuir pesos diferentes aos valores históricos, dando maior relevância aos dados mais recentes (van der Laan et al., 2016). Essa ponderação permite que o modelo seja mais sensível às mudanças na tendência da demanda, especialmente em cenários de variação gradual. Por outro lado, quanto maior o valor de nnn, mais suavizados serão os efeitos sazonais e menor será a agilidade do modelo em responder a mudanças rápidas na demanda. Assim, enquanto a MMP é mais eficaz em cenários com leve tendência, ela ainda pode apresentar limitações em situações com variações sazonais ou mudanças abruptas (Makridakis et al., 1998).

O modelo de Média Móvel Exponencialmente Ponderada (MMEP) é amplamente utilizado em situações onde a demanda é variável, permitindo suavizar os dados por meio de pesos que diminuem exponencialmente à medida que o período se afasta do presente (Tratar, 2015). Nesse modelo, as demandas recentes possuem maior influência no cálculo da previsão, tornando-o ideal para contextos em que mudanças rápidas precisam ser captadas (Fortsch & Khapalova, 2016). No modelo MMEP de 1ª ordem (MMEP1), a previsão opera para o período imediatamente seguinte e pode ser adaptada para prever múltiplos períodos à frente.

De acordo com Lucas e Zhang (2016), o MMEP1 permite suavizar picos nos dados, capturar tendências e ajustar as características da série temporal. Além disso, sua implementação é simples, utilizando apenas os dados mais recentes. A equação para calcular a previsão no período t nesse modelo é:

$$D_t = D_{t-1} + \alpha(Y_{t-1} - D_{t-1}) \quad (11)$$

em que:
Dt = previsão para o período t;
Dt-1 = previsão para o período (t-1);
α = constante de suavização;
Yt-1 = demanda real para o período (t-1).

De acordo com Makridakis et al. (1998), a constante de suavização (α\alphaα) é crucial para os modelos de média móvel exponencial. Valores mais próximos de 1 dão maior peso aos dados mais recentes, enquanto valores mais próximos de 0 resultam em uma suavização mais ampla, incorporando mais dados históricos.

2.2.2.2 Método Holt Linear (Suavização Exponencial com Tendência)

O método Holt Linear, originalmente proposto por Charles C. Holt em 1957 e posteriormente revisitado por Holt (2004), representa uma generalização da suavização exponencial simples, com a introdução de uma componente de tendência dinâmica. Esse modelo se insere na classe dos métodos de suavização exponencial, os quais são reconhecidos por sua simplicidade operacional e robustez em séries temporais com ruído ou com dados limitados (Gardner, 1985; Hyndman & Athanasopoulos, 2018).

Diferente de abordagens como médias móveis ou modelos autoregressivos, os métodos de suavização exponencial atribuem pesos decrescentes aos dados históricos conforme o tempo, priorizando as observações mais recentes. No caso do Holt Linear, essa lógica é estendida à componente de tendência, o que permite que o modelo se adapte continuamente a padrões de crescimento ou declínio, mesmo em ambientes de baixa estabilidade (Makridakis et al., 1998; Hyndman & Athanasopoulos, 2018).

As equações fundamentais do modelo são descritas por Holt (2004) e detalhadas por Hyndman e Athanasopoulos (2018) como segue:

(1) Previsão para k períodos à frente:

$$\hat{y}_{t+k} = \ell_t + k \cdot b_t \quad (12)$$

(2) Atualização do nível (ℓ_t):

$$\ell_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + b_{t-1}) \quad (13)$$

(3) Atualização da tendência (b_t):

$$b_t = \beta(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \beta) b_{t-1} \quad (14)$$

Onde ℓ_t representa o nível suavizado da série, b_t a tendência suavizada e α e $\beta \in [0,1]$ são os parâmetros de suavização ajustados conforme a sensibilidade desejada às alterações nos dados (Makridakis et al., 1998; Hyndman & Athanasopoulos, 2018). O modelo é recursivo e ajustado ponto a ponto, o que o torna menos exigente computacionalmente do que os modelos ARIMA, embora possa ser menos preciso em séries com comportamentos não-lineares ou sazonais.

A escolha dos parâmetros α e β é crítica para o desempenho do modelo. Valores mais próximos de 1 atribuem maior peso aos dados recentes, promovendo sensibilidade, enquanto valores menores favorecem estabilidade, ao custo de agilidade na resposta a mudanças (Gardner, 1985; Hyndman & Athanasopoulos, 2018). Essa flexibilidade permite que o modelo seja adaptado a diferentes contextos de demanda, sendo uma alternativa útil quando há incerteza sobre a estrutura da série.

O método Holt Linear é amplamente utilizado em aplicações práticas por sua implementação simples e por não requerer dados explicativos ou modelagens complexas. Ele é especialmente recomendado para previsões de curto a médio prazo em séries que apresentam tendência consistente, como observado por Gardner (1985) e confirmado por Hyndman & Athanasopoulos (2018) em estudos comparativos com ARIMA e redes neurais. Em ambientes corporativos, o modelo também se destaca por sua integração fácil a sistemas automatizados como Excel, Power BI e scripts em Python (Makridakis et al., 1998; Hyndman & Athanasopoulos, 2018).

Neste estudo, o Holt Linear foi utilizado para modelar séries mensais de demanda de produtos comercializados ao longo de 2023, cuja característica principal era uma tendência linear moderada, seja crescente ou decrescente. Sua performance foi avaliada por meio da métrica MAE e comparada a outros métodos clássicos, como regressão linear e média simples. Os resultados demonstraram que, embora o Holt tenha apresentado bons resultados em

horizontes longos (12 meses), sua acurácia caiu consideravelmente em previsões de curto prazo (6 meses), o que está de acordo com as observações de Hyndman e Athanasopoulos (2018), que apontam que modelos baseados em tendência tendem a propagar o erro ao longo do tempo.

2.3 Árvores de Decisão na Previsão de Demanda

Árvores de decisão são modelos preditivos estruturados em forma hierárquica, que representam processos de decisão a partir de uma sequência de regras lógicas aplicadas a variáveis explicativas. Sua origem remonta à estatística e ao aprendizado de máquina supervisionado, sendo amplamente utilizadas em tarefas de classificação, regressão e seleção de modelos. Segundo Breiman et al. (1984), uma árvore de decisão organiza os dados por meio de divisões binárias sucessivas, em que cada nó corresponde a uma condição de decisão, e cada folha indica o desfecho final — como uma classe, valor ou escolha de ação.

No campo da previsão de demanda, as árvores de decisão têm sido utilizadas como instrumento para automatizar a seleção de métodos estatísticos, especialmente em contextos onde há grande diversidade de produtos e limitações operacionais. Elas permitem que a decisão sobre qual modelo aplicar seja feita com base em critérios objetivos e mensuráveis extraídos da própria série temporal, reduzindo a subjetividade do processo e aumentando sua replicabilidade (CHONG et al., 2017).

A literatura aponta diversos benefícios no uso de árvores de decisão para suporte à previsão, tais como:

- Interpretação intuitiva: são estruturas visuais de fácil compreensão, mesmo por usuários sem formação técnica (HAN; PEI; KAMBER, 2011);
- Baixo custo computacional: podem ser aplicadas com ferramentas simples, como planilhas ou scripts básicos;
- Escalabilidade: permitem a aplicação em grande número de itens com mínima intervenção manual;
- Padronização: contribuem para a formalização de regras de negócio e decisões analíticas reprodutíveis.

As árvores de decisão podem ser construídas com base em variáveis como:

- Coeficiente de determinação (R^2): mede o grau de aderência de um modelo de regressão à série de dados (MONTGOMERY; JENNINGS; KULAHCI, 2015);
- Inclinação da tendência: permite identificar crescimento, estabilidade ou declínio;
- Desvio padrão: indica o grau de variabilidade da demanda;

- Quantidade de períodos com venda registrada: avalia a densidade temporal da série;
- Magnitude média de vendas: útil para classificar itens com baixa ou alta movimentação.

De acordo com Shmueli et al. (2016), a adoção de atributos estatísticos derivados das séries temporais como entrada para modelos de decisão representa uma abordagem eficaz para problemas operacionais com forte variabilidade e dependência histórica. Ao serem combinadas com regras de decisão bem definidas, as árvores tornam-se ferramentas poderosas para a automação da análise preditiva, sem abrir mão da transparência e da capacidade de revisão.

Portanto, no contexto da previsão de demanda em ambientes com portfólios extensos, uso recorrente de modelos estatísticos e necessidade de atualização contínua, as árvores de decisão se mostram especialmente úteis por aliarem simplicidade, eficácia preditiva e facilidade de implementação, características desejáveis tanto em aplicações acadêmicas quanto empresariais.

3. DIAGNÓSTICO E APLICAÇÃO DOS MODELOS

3.1 Diagnóstico da Situação Atual

O banco de dados utilizado neste trabalho contempla as vendas mensais de 357 produtos distintos ao longo do ano de 2023, extraídas diretamente do sistema de gestão da empresa Santuário Supply. Esse número reflete a dinâmica constante do portfólio da organização, com lançamentos e descontinuações frequentes, ajustando-se às tendências do mercado e ao desempenho comercial dos itens.

Para garantir maior consistência nas análises e viabilidade prática na aplicação dos modelos de previsão, foi realizado um processo de filtragem. Apenas os produtos com potencial de continuidade em 2024 foram mantidos na base de análise — ou seja, foram considerados aqueles que permaneceram em linha durante todo o ano ou que, mesmo lançados ao longo de 2023, apresentaram continuidade de venda até o final do período observado. Produtos descontinuados sem perspectiva de retomada foram excluídos.

Após esse refinamento, a base final passou a contar com 202 produtos ativos, os quais foram organizados em séries temporais mensais com registros de janeiro a dezembro de 2023. Durante o processo de preparação dos dados, foram realizadas as seguintes etapas:

- Extração dos registros brutos do sistema da empresa;
- Filtragem de produtos descontinuados sem perspectiva de continuidade;
- Verificação da consistência dos dados mensais, com exclusão de eventuais duplicidades;
- Verificação da ausência de valores nulos ou outliers extremos, não sendo necessário aplicar técnicas de imputação de dados.

3.2 Aplicação dos Modelos de Previsão de Demanda

Com a base de dados estruturada e filtrada, foram aplicados quatro modelos estatísticos de previsão de demanda, escolhidos com base na literatura e na aderência ao comportamento histórico das séries analisadas. Os métodos aplicados foram:

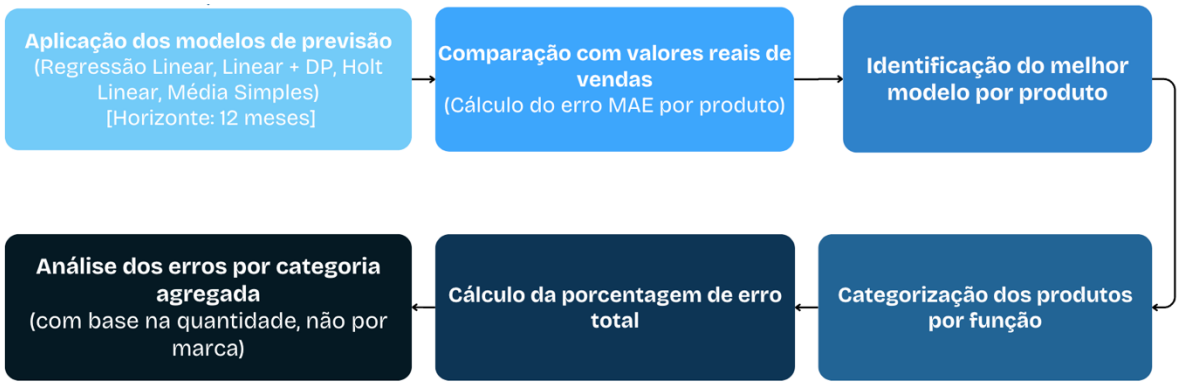
- Regressão Linear;

- Regressão Linear com Desvio Padrão (Linear + DP);
- Holt Linear;
- Média Simples.

A aplicação inicial foi realizada com horizonte de previsão de 12 meses, utilizando os dados históricos de vendas mensais do ano de 2023 para estimar a demanda de janeiro a dezembro de 2024. O objetivo era identificar qual modelo apresentava o melhor desempenho preditivo para cada produto da base, com base no confronto entre valores previstos e vendas reais.

A aplicação dos modelos é o primeiro do total de 6 passos que serão seguidos na metodologia, como mostra a Figura 1:

Figura 1 – Fluxograma de passos



Fonte: Autor (2025)

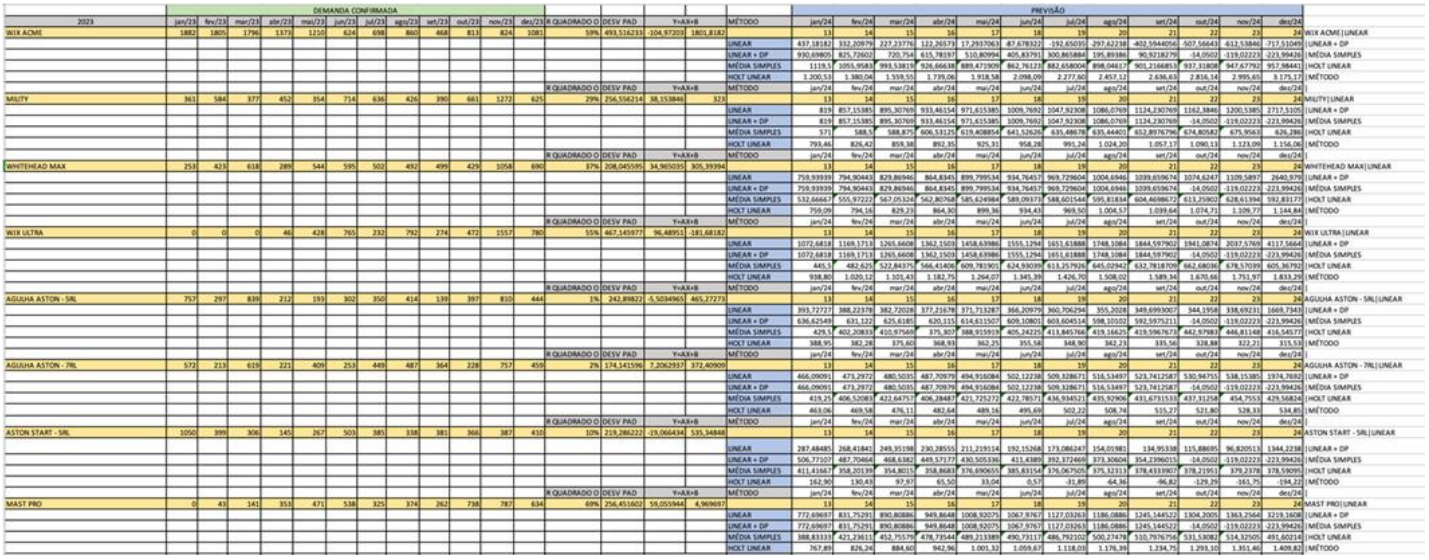
O estudo contemplou um total de 202 produtos, tendo sido previamente excluídos os itens descontinuados entre os anos de 2023 e 2024, bem como outliers identificados com base em padrões atípicos de consumo. A base histórica utilizada corresponde aos 12 meses do ano de 2023, e o objetivo era realizar previsões para o período completo de 2024, mês a mês.

A Regressão Linear é uma técnica amplamente empregada em previsões por sua simplicidade e capacidade de captar tendências lineares nos dados (MONTGOMERY et al., 2015). Já o método Holt Linear é uma extensão da suavização exponencial simples, permitindo modelar tendências ao longo do tempo (HOLT, 2004). O modelo Linear + DP busca ampliar o intervalo de confiança da regressão tradicional, incorporando a variabilidade histórica por meio do desvio padrão da série. Por fim, a

Média Simples, embora menos sofisticada, pode apresentar resultados robustos quando os dados são estáveis ou apresentam pouca tendência.

A aplicação desses modelos buscou não apenas identificar o padrão mais acurado de previsão, mas também entender as limitações de cada abordagem conforme o comportamento de venda de cada produto, como mostra a Tabela 1, que é um recorte dos primeiros 8 produtos analisados, do total de 202:

Tabela 1 – Aplicação dos 4 métodos nos 202 produtos



	DEMANDA CONFIRMADA																PREVISÃO												
2023	jan/23	fev/23	mar/23	abr/23	mai/23	jun/23	jul/23	ago/23	set/23	out/23	nov/23	dez/23	R QUADRADO O	DESV PAD	Y=AX+B		MÉTODO	jan/24	fev/24	mar/24	abr/24	mai/24	jun/24	jul/24	ago/24	set/24	out/24	nov/24	dez/24	
WIX ACME	1882	1805	1796	1373	1210	624	698	860	468	813	824	1081	59%	493,516233	-104,97203	1801,8182		13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	WIX ACME|LINEAR
																	LINEAR	437,18182	332,20979	227,23776	122,26573	17,293706	-87,678322	-192,65035	-297,62238	-402,5944056	-507,56643	-612,53846	-717,51049	LINEAR + DP
																	LINEAR + DP	930,69805	825,75602	720,754	615,78197	510,80994	-405,83791	-300,865884	-195,89386	-90,9218279	-14,0502	-119,02223	-223,99426	MÉDIA SIMPLES
																	MÉDIA SIMPLES	1119,5	1055,9583	993,53819	926,66638	889,47309	-862,76123	-882,658004	-898,04617	-901,2166853	-937,31808	-947,67792	-957,38443	HOLT LINEAR
																	HOLT LINEAR	1.200,53	1.380,04	1.559,55	1.739,06	1.918,58	-2.098,09	-2.277,60	-2.457,12	-2.636,63	-2.816,14	-2.995,65	-3.175,17	MÉTODO
													R QUADRADO O	DESV PAD	Y=AX+B		MÉTODO	jan/24	fev/24	mar/24	abr/24	mai/24	jun/24	jul/24	ago/24	set/24	out/24	nov/24	dez/24	
MILITY	361	584	377	452	354	714	636	426	390	661	1272	625	29%	256,556214	38,153846	323		13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	MILITY|LINEAR
																	LINEAR	819	857,15385	895,30769	933,46154	971,61538	-1009,7692	-1047,9231	-1086,0769	-1124,230769	-1162,3846	-1200,5385	-1238,6923	LINEAR + DP
																	LINEAR + DP	819	857,15385	895,30769	933,46154	971,61538	-1009,7692	-1047,9231	-1086,0769	-1124,230769	-14,0502	-119,02223	-223,99426	MÉDIA SIMPLES
																	MÉDIA SIMPLES	571	588,5	588,875	606,53125	619,40885	-641,52626	-635,48678	-635,44405	-652,8976796	-674,80582	-675,9563	-626,286	HOLT LINEAR
																	HOLT LINEAR	793,46	826,42	859,38	892,35	925,31	-958,28	-991,24	-1.024,20	-1.057,17	-1.090,13	-1.123,09	-1.156,06	MÉTODO
													R QUADRADO O	DESV PAD	Y=AX+B		MÉTODO	jan/24	fev/24	mar/24	abr/24	mai/24	jun/24	jul/24	ago/24	set/24	out/24	nov/24	dez/24	
WHITEHEAD MAX	253	423	618	289	544	595	502	492	499	429	1058	690	37%	208,045595	34,965035	305,39394		13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	WHITEHEAD MAX|LINEAR
																	LINEAR	759,93939	794,90443	829,86946	864,8345	899,79953	-934,76457	-969,72960	-1004,6946	-1039,659674	-1074,6247	-1109,5897	-2640,979	LINEAR + DP
																	LINEAR + DP	759,93939	794,90443	829,86946	864,8345	899,79953	-934,76457	-969,72960	-1004,6946	-1039,659674	-14,0502	-119,02223	-223,99426	MÉDIA SIMPLES
																	MÉDIA SIMPLES	532,66667	555,97222	567,05324	562,80768	585,624984	-589,09373	-588,601544	-595,81834	-604,4698672	-613,25902	-628,61394	-592,83177	HOLT LINEAR
																	HOLT LINEAR	759,09	794,16	829,23	864,30	899,36	-934,43	-969,50	-1.004,57	-1.039,64	-1.074,71	-1.109,77	-1.144,84	MÉTODO
													R QUADRADO O	DESV PAD	Y=AX+B		MÉTODO	jan/24	fev/24	mar/24	abr/24	mai/24	jun/24	jul/24	ago/24	set/24	out/24	nov/24	dez/24	
WIX ULTRA	0	0	0	46	428	765	232	792	274	472	1557	780	55%	467,145977	96,48951	-181,68182		13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	WIX ULTRA|LINEAR
																	LINEAR	1072,6818	1169,1713	1265,6608	1362,1503	1458,6398	-1555,1294	-1651,6188	-1748,1084	-1844,597902	-1941,0874	-2037,5769	-4117,5664	LINEAR + DP
																	LINEAR + DP	1072,6818	1169,1713	1265,6608	1362,1503	1458,6398	-1555,1294	-1651,6188	-1748,1084	-1844,597902	-14,0502	-119,02223	-223,99426	MÉDIA SIMPLES
																	MÉDIA SIMPLES	445,5	482,625	522,84375	566,41406	609,78319	-624,93039	-613,25926	-645,02942	-632,7818709	-662,68036	-678,57039	-605,36792	HOLT LINEAR
																	HOLT LINEAR	938,80	1.020,12	1.101,43	1.182,75	1.264,07	-1.345,39	-1.426,70	-1.508,02	-1.589,34	-1.670,66	-1.751,97	-1.833,29	MÉTODO
													R QUADRADO O	DESV PAD	Y=AX+B		MÉTODO	jan/24	fev/24	mar/24	abr/24	mai/24	jun/24	jul/24	ago/24	set/24	out/24	nov/24	dez/24	
AGUIHA ASTON - SRL	757	297	839	212	193	302	350	414	139	397	810	444	1%	242,89822	-5,5034965	465,27273		13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	AGUIHA ASTON - SRL|LINEAR
																	LINEAR	393,72727	388,23776	382,72028	377,21678	371,71329	-366,20979	-360,70629	-355,2028	-349,6993007	-344,1958	-338,69231	-1669,7343	LINEAR + DP
																	LINEAR + DP	636,62549	631,122	625,6185	620,115	614,61507	-609,10801	-603,60451	-598,10102	-592,5975211	-14,0502	-119,02223	-223,99426	MÉDIA SIMPLES
																	MÉDIA SIMPLES	429,5	402,20833	410,97569	375,307	388,91591	-405,24225	-413,8457664	-419,1962	-419,5967677	-442,97987	-446,81148	-416,54577	HOLT LINEAR
																	HOLT LINEAR	388,95	382,28	375,60	368,93	362,25	-355,58	-348,90	-342,23	-335,56	-328,88	-322,21	-315,53	MÉTODO
													R QUADRADO O	DESV PAD	Y=AX+B		MÉTODO	jan/24	fev/24	mar/24	abr/24	mai/24	jun/24	jul/24	ago/24	set/24	out/24	nov/24	dez/24	
AGUIHA ASTON - 7RL	572	213	619	221	409	253	449	487	364	228	757	459	2%	174,141596	7,2062937	372,40909		13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	AGUIHA ASTON - 7RL|LINEAR
																	LINEAR	466,09091	473,2972	480,5035	487,70979	494,91608	-502,12238	-509,32867	-516,53497	-523,7412587	-530,94755	-538,15385	-1974,7692	LINEAR + DP
																	LINEAR + DP	466,09091	473,2972	480,5035	487,70979	494,91608	-502,12238	-509,32867	-516,53497	-523,7412587	-14,0502	-119,02223	-223,99426	MÉDIA SIMPLES
																	MÉDIA SIMPLES	419,25	406,52083	422,64757	406,28487	421,725272	-422,78571	-436,934521	-435,92906	-431,6731533	-437,31258	-454,7553	-429,56824	HOLT LINEAR
																	HOLT LINEAR	463,06	469,58	476,11	482,64	489,16	-495,69	-502,22	-508,74	-515,27	-521,80	-528,33	-534,85	MÉTODO
													R QUADRADO O	DESV PAD	Y=AX+B		MÉTODO	jan/24	fev/24	mar/24	abr/24	mai/24	jun/24	jul/24	ago/24	set/24	out/24	nov/24	dez/24	
ASTON START - SRL	1050	399	306	145	267	503	385	338	381	366	387	410	10%	219,286222	-19,066434	535,34848		13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	ASTON START - SRL|LINEAR
																	LINEAR	287,48485	268,41841	249,35198	230,28555	211,21914	-192,15268	-173,08624	-154,01981	-134,95338	-115,88695	-96,820513	-1344,2238	LINEAR + DP
																	LINEAR + DP	506,77107	487,70464	468,6382	449,57177	430,50534	-411,4389	-392,37246	-373,30604	-354,2396015	-14,0502	-119,02223	-223,99426	MÉDIA SIMPLES
																	MÉDIA SIMPLES	411,41667	358,20139	354,80115	358,8683	376,690655	-385,83154	-376,067509	-375,32313	-378,4339907	-378,21951	-379,2378	-378,59095	HOLT LINEAR
																	HOLT LINEAR	162,90	130,43	97,97	65,50	33,04	-0,57	-31,89	-64,36	-96,82	-129,29	-161,75	-194,22	MÉTODO
													R QUADRADO O	DESV PAD	Y=AX+B		MÉTODO	jan/24	fev/24	mar/24	abr/24	mai/24	jun/24	jul/24	ago/24	set/24	out/24	nov/24	dez/24	
MAST PRO	0	43	141	353	471	538	325	374	262	738	787	634	69%	256,451602	59,055944	4,969697		13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	MAST PRO|LINEAR
																	LINEAR	772,69697	831,75291	890,80886	949,8648	1008,9207	-1067,9767	-1127,0326	-1186,0886	-1245,144522	-1304,2005	-1363,2564	-3219,1608	LINEAR + DP
																	LINEAR + DP	772,69697	831,75291	890,80886	949,8648	1008,9207	-1067,9767	-1127,0326	-1186,0886	-1245,144522	-14,0502	-119,02223	-223,99426	MÉDIA SIMPLES
																	MÉDIA SIMPLES	388,83333	421,23611	452,75579	478,73544	489,213389	-490,73117	-486,792102	-500,27478	-510,7976756	-531,53082	-534,32505	-491,60214	HOLT LINEAR
																	HOLT LINEAR	767,89	826,24	884,60	942,96	1.001,32	-1.059,67	-1.118,03	-1.176,39	-1.234,75	-1.293,10	-1.351,46	-1.409,82	MÉTODO

Fonte: Autor (2025)

3.3 Avaliação Comparativa dos Modelos de Previsão

Após a aplicação dos quatro métodos de previsão — Regressão Linear, Regressão Linear com Desvio Padrão, Holt Linear e Média Simples —, foi realizada uma análise comparativa entre os valores previstos e os valores efetivamente registrados nas vendas do ano de 2024. Para cada produto, foram geradas previsões mensais ao longo dos 12 meses do ano, sendo os resultados comparados com os dados reais mês a mês.

Essa comparação permitiu calcular o erro percentual de cada método em relação ao valor real observado. O erro foi calculado por meio da fórmula do Erro Percentual Absoluto (APE), sendo posteriormente sintetizado por produto e por método através do MAE (Erro Médio Absoluto), conforme recomendado por Hyndman e Athanasopoulos (2018) como uma das métricas mais robustas para avaliação de desempenho em séries temporais. A Tabela resultante apresenta não só o erro mensal de cada método, mas

também o MAE consolidado para cada produto, possibilitando uma leitura clara de qual modelo teve melhor desempenho preditivo em cada caso.

A visualização dessas diferenças de desempenho entre os métodos, conforme exemplificado na Tabela 2 (que é um recorte dos primeiros 6 produtos analisados, do total de 202) evidencia variações significativas entre os modelos e entre os produtos — indicando que o desempenho de um método pode ser altamente dependente do comportamento da demanda de cada item.

Tabela 2 – Comparação do previsto em cada método em relação ao ocorrido em 2024

Produtos		ERRO EM RELACAO AO QUE ACONTECEU												
WJX ACME		jan/24	fev/24	mar/24	abr/24	mai/24	jun/24	jul/24	ago/24	set/24	out/24	nov/24	dez/24	MAE (Erro Médio Absoluto)
	LINEAR	-43%	-17%	10%	-68%	-90%	-171%	-388%	-2084%	-675%	-1638%	-856%	-1454%	341,79
	LINEAR + DP	21%	106%	248%	63%	182%	230%	349%	1206%	30%	-143%	-247%	-523%	242,45
	MÉDIA SIMPLES	45%	163%	380%	145%	391%	601%	1217%	5887%	1187%	2740%	1070%	1708%	749,48
	HOLT LINEAR	56%	244%	653%	360%	960%	1606%	3299%	16281%	3667%	8434%	3598%	5891%	1.989,60
MILITY		jan/24	fev/24	mar/24	abr/24	mai/24	jun/24	jul/24	ago/24	set/24	out/24	nov/24	dez/24	MAE (Erro Médio Absoluto)
	LINEAR	197%	36%	57%	49%	137%	88%	738%	253%	465%	2053%	1125%	3097%	825,16
	LINEAR + DP	197%	36%	57%	49%	137%	88%	738%	253%	465%	-126%	-221%	-364%	471,05
	MÉDIA SIMPLES	107%	-7%	3%	-3%	51%	19%	408%	106%	228%	1150%	590%	637%	309,97
	HOLT LINEAR	187%	31%	50%	42%	126%	78%	693%	233%	431%	1919%	1046%	1260%	647,84
WHITEHEAD MAX		jan/24	fev/24	mar/24	abr/24	mai/24	jun/24	jul/24	ago/24	set/24	out/24	nov/24	dez/24	MAE (Erro Médio Absoluto)
	LINEAR	198%	271%	128%	190%	202%	91%	640%	4684%	5372%	3156%	1360%	7038%	890,70
	LINEAR + DP	198%	271%	128%	190%	202%	91%	640%	4684%	5372%	-143%	-257%	-705%	542,69
	MÉDIA SIMPLES	109%	160%	56%	89%	97%	20%	349%	2737%	3081%	1758%	727%	1502%	398,48
	HOLT LINEAR	198%	271%	128%	190%	202%	91%	640%	4684%	5372%	3157%	1360%	2994%	765,72
WJX ULTRA		jan/24	fev/24	mar/24	abr/24	mai/24	jun/24	jul/24	ago/24	set/24	out/24	nov/24	dez/24	MAE (Erro Médio Absoluto)
	LINEAR	28%	81%	124%	145%	396%	186%	3570%	3873%	1039%	3190%	363%	2884%	1.408,00
	LINEAR + DP	28%	81%	124%	145%	396%	186%	3570%	3873%	1039%	-124%	-127%	-262%	869,24
	MÉDIA SIMPLES	-47%	-25%	-7%	2%	107%	15%	1263%	1366%	291%	1023%	54%	339%	329,49
	HOLT LINEAR	12%	58%	95%	113%	330%	148%	3070%	3327%	881%	2732%	298%	1228%	1.025,38
AGULHA ASTON - 5RL		jan/24	fev/24	mar/24	abr/24	mai/24	jun/24	jul/24	ago/24	set/24	out/24	nov/24	dez/24	MAE (Erro Médio Absoluto)
	LINEAR	22%	196%	40%	78%	238%	94%	161%	23%	11%	75%	-16%	376%	241,14
	LINEAR + DP	97%	382%	129%	193%	459%	222%	337%	108%	88%	-107%	-130%	-164%	404,80
	MÉDIA SIMPLES	33%	207%	51%	77%	254%	114%	200%	46%	33%	125%	11%	19%	170,17
	HOLT LINEAR	20%	192%	38%	74%	229%	88%	153%	19%	6%	67%	-20%	-10%	127,20
AGULHA ASTON - 7RL		jan/24	fev/24	mar/24	abr/24	mai/24	jun/24	jul/24	ago/24	set/24	out/24	nov/24	dez/24	MAE (Erro Médio Absoluto)
	LINEAR	122%	101%	171%	85%	160%	114%	272%	300%	333%	581%	28%	973%	426,59
	LINEAR + DP	122%	101%	171%	85%	160%	114%	272%	300%	333%	-118%	-128%	-222%	316,19
	MÉDIA SIMPLES	100%	73%	139%	54%	122%	80%	219%	238%	257%	461%	9%	133%	228,87
	HOLT LINEAR	121%	100%	169%	83%	157%	111%	267%	294%	326%	569%	26%	191%	300,70

Fonte: Autor (2025)

3.4 Identificação do Melhor Método por Produto

A escolha do modelo de previsão mais adequado para cada produto foi realizada com base no valor do Erro Médio Absoluto (MAE), calculado individualmente para cada um dos quatro métodos aplicados. Essa métrica, por ser insensível ao sinal do erro (positivo ou negativo) e por representar uma média das diferenças absolutas entre os valores previstos e os observados, permite uma avaliação mais clara da acurácia preditiva de cada abordagem (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2018).

A partir da análise dos MAEs obtidos, foi selecionado o modelo que apresentou o menor erro absoluto médio para cada produto (célula destacada em verde). Com isso, construiu-se uma tabela de correspondência entre produto e melhor método preditivo,

como ilustrado na Tabela 3, que é um recorte dos 30 primeiros produtos organizados em ordem alfabética do total de 202.

Tabela 3 – Produto X Melhor método

AGULHA ASTON - 15MG	MÉDIA SIMPLES
AGULHA WHITEHEAD - 3RL	MÉDIA SIMPLES
AGULHA WHITEHEAD - 11RM	MÉDIA SIMPLES
AGULHA WHITEHEAD - 7RL	MÉDIA SIMPLES
AGULHA WHITEHEAD - 5RL	MÉDIA SIMPLES
AGULHA ASTON - 7RM	MÉDIA SIMPLES
AGULHA ASTON - 5RL	HOLT LINEAR
AGULHA ASTON - 9RL	MÉDIA SIMPLES
AGULHA ASTON - 9MG	HOLT LINEAR
AGULHA ASTON - 3RL	HOLT LINEAR
AGULHA ASTON - 13RM	HOLT LINEAR
AGULHA WHITEHEAD - 15RM	MÉDIA SIMPLES
AGULHA WHITEHEAD - 13RM	MÉDIA SIMPLES
AGULHA ASTON - 13RS	MÉDIA SIMPLES
AGULHA ASTON - 9RS	HOLT LINEAR
AGULHA WHITEHEAD - 7RM	MÉDIA SIMPLES
AGULHA ASTON - 15RS	MÉDIA SIMPLES
AGULHA ASTON - 7RS	MÉDIA SIMPLES
AGULHA ASTON - 7MG	MÉDIA SIMPLES
AGULHA WHITEHEAD - 11RL	MÉDIA SIMPLES
AGULHA ASTON - 13MG	HOLT LINEAR
AGULHA ASTON - 11MG	MÉDIA SIMPLES
AGULHA ASTON - 11RL	HOLT LINEAR
AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 8RL	MÉDIA SIMPLES
AGULHA ASTON - 13RL	HOLT LINEAR
AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 9RL	MÉDIA SIMPLES
AGULHA WHITEHEAD - 7RS	MÉDIA SIMPLES
AGULHA ASTON - 5RS	MÉDIA SIMPLES
AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 9MG	HOLT LINEAR
AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 15M	HOLT LINEAR

Fonte: Autor (2025)

Posteriormente, os produtos foram agrupados por similaridade funcional, independentemente da marca ou modelo específico. Categorias que são essas: Agulhas, Biqueiras, Cartuchos, Diversos e Tintas. Conforme Tabela 4 (que é um recorte dos primeiros produtos de 3 categorias, do total de 5, que está completa no apêndice A).

Essa classificação buscou identificar padrões entre produtos com características técnicas equivalentes, permitindo análises mais amplas por grupo de função, o que favorece uma gestão mais estratégica do estoque e da reposição, conforme recomendado por Chopra e Meindl (2022) na gestão de cadeias de suprimento orientadas à demanda.

Tabela 4- Categoria X Produto X Melhor método

AGULHA	AGULHA ASTON - 13RM	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 15RM	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 13RM	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 13RS	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 9RS	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 7RM	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 15RS	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 7RS	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 7MG	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 11RL	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 13MG	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA ASTON - 11MG	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 11RL	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 8RL	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 13RL	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 9RL	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 7RS	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 5RS	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 9MG	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 15MG	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 13RL	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 11MG	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 9RS	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	BIQUEIRA REILLY - 5R	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	TIP - 7R	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	TIP - 7F	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	BIQUEIRA REILLY - 13R	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	BIQUEIRA ELECTRIC INK - 9R	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	TIP - 9F	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	BIQUEIRA REILLY - 15RL	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	BIQUEIRA REILLY - 7F	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	TIP - 13F	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	LONG TIP ELECTRIC - 9R	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	LONG TIP ELECTRIC - 11R	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	LONG TIP ELECTRIC	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	TIP - 13R	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	TIP - 3R	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	BIQUEIRA ELECTRIC INK - 11R	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	BIQUEIRA REILLY - 11R	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	TIP - 11R	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	BIQUEIRA REILLY - 3R	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	TIP - 3RL	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	LONG TIP ELECTRIC - 5R	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	TIP - 15F	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	ALMOTOLIA 500ML	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	FONTE BASICA	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	GRIP ALUMINIO	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	ALMOTOLIA 250ML	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	SEAL UP 110ML	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	BORRIFADOR DE ESPUMA	HOLT LINEAR
DIVERSOS	TRANSFER MBOAH 110ml	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	VASELINA COCONUT MBOAH 440G	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	CLEAN MBOAH 1L CONCENTRADO	HOLT LINEAR
DIVERSOS	SEALING TROPICAL DERM 240ML	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	CABO CLIP SIMPLES	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	CLEAN REILLY 1L	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	TROPICAL DERM FIX BRILHOSO	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	CARTUCHO EASYCLICK ASTON - 1RL	HOLT LINEAR
DIVERSOS	FONTE BRONC PORTÁTIL	HOLT LINEAR
DIVERSOS	CLEAN MBOAH DILUIDO	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	MAQUINA ELECTRA POP	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	TROPICAL DERM PRO FOSCO	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	GROMMET	HOLT LINEAR
DIVERSOS	PAPEL IMPRESSORA DARK HD	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	CLEAN UP ELECTRIC INK 1L	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	BATOQUE G	MÉDIA SIMPLES

Fonte: Autor (2025)

3.5 Consolidação dos Resultados e Análise por Categoria

Com base na atribuição do melhor modelo preditivo por produto, foi elaborada uma tabela-resumo que consolida os resultados por categoria funcional. A primeira parte da análise mostra a frequência com que cada método se destacou como o mais eficiente — e chama atenção o fato de que o modelo de Regressão Linear com Desvio Padrão (Linear + DP) não se destacou como o melhor em nenhum produto. Essa ausência de eficácia pode ser atribuída à maior sensibilidade do modelo à variabilidade da série, o que tende a superestimar a demanda em cenários de oscilação moderada, como destacam Makridakis et al. (2020).

Na continuidade, foram calculados os seguintes indicadores por categoria: a média dos MAEs individuais, a venda média mensal em unidades e o erro médio mensal ponderado. Este último foi ponderado com base na participação de cada produto dentro da categoria, ou seja, atribuindo maior peso àqueles com maior volume de vendas — procedimento recomendado para garantir que produtos de maior impacto operacional tenham maior influência na análise (FILDES et al., 2008).

Com esses dados, foi possível calcular o percentual médio de erro de previsão em relação à média de vendas por categoria, conforme Tabela 5. Os resultados revelaram que, para o horizonte de 12 meses, apenas as categorias Agulha (7,4%) e Biqueira (3,8%) apresentaram níveis de erro dentro do limite de tolerância definido (10%). Já as categorias Cartucho (13,2%), Diversos (12,2%) e Tinta (13,3%) superaram

esse patamar, indicando que os modelos, nesse horizonte, apresentaram limitações preditivas para essas classes de produtos.

Tabela 5 – Erro por categoria

RESULTADOS									
CATEGORIA	QUANTIDADE	MÉDIA SIMPLES	HOLT LINEAR	LINEAR	LINEAR+DP	MÉD MAE (UNI)	VENDA MÉDIA (UNI)	ERRO MEDIO MENSAL (PONDERADO)	EM % DO TOTAL
AGULHA	53	35	18			34,85	1283,25	94,90	7,4%
CARTUCHO	22	12	9	1		111,34	2155,58	284,54	13,2%
DIVERSOS	57	43	14			22,31	741,21	90,72	12,2%
TINTA	35	27	8			21,26	167,50	22,22	13,3%
BIQUEIRA	37	22	15			38,78	1324,50	50,03	3,8%

Fonte: Autor (2025)

3.6 Análise de Erros por Categoria Agregada

Diante dos resultados insatisfatórios encontrados nas previsões para algumas categorias — especialmente Cartuchos, Tinta e Diversos —, foi adotada uma nova abordagem analítica: o cálculo dos erros por categoria de produto, desconsiderando as diferenças de volume de venda entre os itens individuais, pois quando uma previsão de venda de um produto X de 2 unidades, por exemplo, vendesse 4 unidades, o erro seria de 100%, porém em uma quantidade muito pequena, o que aumenta consideravelmente o erro total. Essa mudança metodológica teve como objetivo avaliar se os elevados índices de erro anteriormente observados poderiam ter sido influenciados por distorções pontuais, como falhas de abastecimento de marcas específicas ou variações isoladas de demanda.

Para isso, foi feita a média simples da previsão e das vendas reais de todos os produtos dentro de cada categoria, gerando séries agregadas mensais para comparação direta. A partir dessas séries, foram calculados os erros médios absolutos por mês, bem como o MAPE (Mean Absolute Percentage Error) de cada categoria — métrica que expressa o erro médio em termos percentuais e é amplamente utilizada para comparação entre diferentes séries temporais (CHAKRABORTY; PANDA, 2019).

Os resultados apontados na Tabela 6 indicam que, mesmo com a neutralização das diferenças de volume entre produtos, os erros permaneceram elevados em algumas categorias: a categoria Agulha apresentou um MAPE de 54%, Cartucho 32,4%, Diversos 32,4%, e Tinta 41,8%. Apenas a categoria Biqueira apresentou resultado

dentro de uma faixa considerada aceitável (30,01%). Esses dados confirmam que as falhas observadas nas previsões não foram causadas apenas por desbalanceamentos de marca ou ruptura de estoque, mas sim por limitações estruturais dos métodos aplicados ou pela inadequação do horizonte de 12 meses.

Tabela 6 – Erro Absoluto ignorando marcas, considerando apenas quantidades da mesma categoria

ERROS POR CATEGORIA (NÃO LEVA EM CONTA QUE ALGUNS PRODUTOS VENDEM MAIS QUE O OUTRO)														
	CATEGORIA	jan/24	fev/24	mar/24	abr/24	mai/24	jun/24	jul/24	ago/24	set/24	out/24	nov/24	dez/24	MAPE
PREVISAO	AGULHA	2225,57	2154,77	2135,64	1948,71	1967,02	1932,26	1901,63	1891,03	1862,61	1866,94	1864,87	1788,12	
VENDA REAL	AGULHA	1449,00	1895,00	1170,00	1261,00	1354,00	1025,00	970,00	1149,00	1317,00	1173,00	1421,00	1505,00	
	ERRO	0,54	0,14	0,83	0,55	0,45	0,89	0,96	0,65	0,41	0,59	0,31	0,19	0,54
PREVISAO	CARTUCHO	2438,67	2536,47	2563,81	2606,56	2638,61	2636,46	2619,60	2704,15	2725,03	2755,56	2748,44	3833,24	
VENDA REAL	CARTUCHO	3646,00	3098,00	2951,00	3251,00	2740,00	2621,00	5500,00	5631,00	5376,00	5899,00	6296,00	6122,00	
	ERRO	0,33	0,18	0,13	0,20	0,04	0,01	0,52	0,52	0,49	0,53	0,56	0,37	0,32429
PREVISAO	DIVERSOS	897,20	886,46	905,09	902,99	911,39	896,08	897,16	881,59	879,03	890,95	885,06	882,22	
VENDA REAL	DIVERSOS	891,50	1056,00	948,00	981,00	656,00	554,00	504,00	579,00	536,00	772,00	655,00	766,00	
	ERRO	0,01	0,16	0,05	0,08	0,39	0,62	0,78	0,52	0,64	0,15	0,35	0,15	0,32485
PREVISAO	TINTA	228,84	228,38	230,04	228,87	234,42	233,43	234,48	236,18	238,76	243,61	245,66	239,95	
VENDA REAL	TINTA	217,00	173,00	138,00	221,00	193,00	111,00	153,00	162,00	161,00	184,00	174,00	169,00	
	ERRO	0,05	0,32	0,67	0,04	0,21	1,10	0,53	0,46	0,48	0,32	0,41	0,42	0,41867
PREVISAO	BIQUEIRA	1819,14	1741,45	1798,49	1687,81	1580,04	1546,49	1498,60	1488,25	1520,33	1484,64	1493,48	1354,11	
VENDA REAL	BIQUEIRA	1702,00	2041,00	1938,00	992,00	1523,00	960,00	1009,00	1022,00	1011,00	1283,00	1281,00	1132,00	
	ERRO	0,07	0,15	0,07	0,70	0,04	0,61	0,49	0,46	0,50	0,16	0,17	0,20	0,30015

Fonte: Autor (2025)

3.7 Reavaliação Estratégica: Limitações do Horizonte e Foco por Categoria

Mesmo após a reestruturação das análises em nível agregado por categoria, os erros médios permaneceram elevados e fora do limite de tolerância previamente estabelecido. Essa constatação reforça que as divergências observadas nas previsões não estão prioritariamente relacionadas à escolha das marcas, mas sim à metodologia de previsão utilizada ou à extensão do horizonte preditivo de 12 meses. Essa hipótese é reforçada pela relativa estabilidade das vendas por categoria ao longo do tempo, o que sugere uma fidelidade dos clientes à funcionalidade do produto — como "agulhas" ou "cartuchos" — mais do que a uma marca específica.

De acordo com Chopra e Meindl (2022), em ambientes onde a fidelidade está mais vinculada à função do item do que à marca, a previsão por categoria torna-se mais eficaz para o planejamento de estoques, pois reduz a variabilidade e permite decisões mais enxutas e resilientes. Assim, o agrupamento por tipo de produto tende a suavizar flutuações pontuais e minimizar os riscos associados à ruptura de estoque de linhas específicas.

Diante desses achados, optou-se por reavaliar o horizonte da previsão. Como apontam Hyndman e Athanasopoulos (2018), quanto maior o período de projeção, maior tende a ser a incerteza associada ao modelo — especialmente em contextos com volatilidade moderada. Dessa forma, foi definida a redução do horizonte de previsão de

12 para 6 meses, com o objetivo de verificar se essa mudança reduziria os níveis de erro para patamares mais aceitáveis. Caso contrário, uma revisão mais profunda nos métodos empregados se tornaria necessária. A Tabela 7 demonstra a aplicação dos métodos novamente, porém para uma previsão de 6 meses, nesta tabela há o recorte dos primeiros 6 produtos, do total de 202.

Tabela 7 – Aplicação do método para 6 meses

	DEMANDA CONFIRMADA																PREVISÃO					
2023	jan/23	fev/23	mar/23	abr/23	mai/23	jun/23	jul/23	ago/23	set/23	out/23	nov/23	dez/23	R QUADRADO O	DESV PAD	Y=AX+B		MÉTODO	jan/24	fev/24	mar/24	abr/24	mai/24	jun/24
WJX ACME	1882	1805	1796	1373	1210	624	698	860	468	813	824	1081	59%	493,51623	-104,972	1801,8182		13	14	15	16	17	18
																	LINEAR	437,18182	332,20979	227,23776	122,26573	17,2937063	-87,67832
																	LINEAR + DP	930,69805	825,72602	720,754	615,78197	510,80994	405,83791
																	MÉDIA SIMPLES	1119,5	[illegible]	993,53819	[illegible]	889,471909	862,76123
																	HOLT LINEAR	1.200,53	1.380,04	1.559,55	1.739,06	1.918,58	2.098,09
													R QUADRADO O	DESV PAD	Y=AX+B		MÉTODO	jan/24	fev/24	mar/24	abr/24	mai/24	jun/24
MILITY	361	584	377	452	354	714	636	426	390	661	1272	625	29%	256,55621	38,153846	323		13	14	15	16	17	18
																	LINEAR	819	857,15385	895,30769	933,46154	971,615385	1009,7692
																	LINEAR + DP	819	857,15385	895,30769	933,46154	971,615385	1009,7692
																	MÉDIA SIMPLES	571	[illegible]	[illegible]	[illegible]	619,408854	641,52626
																	HOLT LINEAR	793,46	826,42	859,38	892,35	925,31	958,28
													R QUADRADO O	DESV PAD	Y=AX+B		MÉTODO	jan/24	fev/24	mar/24	abr/24	mai/24	jun/24
WHITEHEAD MAX	253	423	618	289	544	595	502	492	499	429	1058	690	37%	208,0456	34,965035	305,39394		13	14	15	16	17	18
																	LINEAR	759,93939	794,90443	829,86946	864,8345	899,799534	934,76457
																	LINEAR + DP	759,93939	794,90443	829,86946	864,8345	899,799534	934,76457
																	MÉDIA SIMPLES	532,66667	[illegible]	[illegible]	[illegible]	585,624984	589,09373
																	HOLT LINEAR	759,09	794,16	829,23	864,30	899,36	934,43
													R QUADRADO O	DESV PAD	Y=AX+B		MÉTODO	jan/24	fev/24	mar/24	abr/24	mai/24	jun/24
WJX ULTRA	0	0	0	46	428	765	232	792	274	472	1557	780	55%	467,14598	96,48951	-181,6818		13	14	15	16	17	18
																	LINEAR	1072,6818	1169,1713	1265,6608	1362,1503	1458,63986	1555,1294
																	LINEAR + DP	1072,6818	1169,1713	1265,6608	1362,1503	1458,63986	1555,1294
																	MÉDIA SIMPLES	445,5	[illegible]	522,84375	[illegible]	609,781901	624,93039
																	HOLT LINEAR	938,80	1.020,12	1.101,43	1.182,75	1.264,07	1.345,39
													R QUADRADO O	DESV PAD	Y=AX+B		MÉTODO	jan/24	fev/24	mar/24	abr/24	mai/24	jun/24
AGULHA ASTON - 5RL	757	297	839	212	193	302	350	414	139	397	810	444	1%	242,89822	-5,503497	465,27273		13	14	15	16	17	18
																	LINEAR	393,72727	388,22378	382,72028	377,21678	371,713287	366,20979
																	LINEAR + DP	636,62549	631,122	625,6185	620,115	614,611507	609,10801
																	MÉDIA SIMPLES	429,5	[illegible]	[illegible]	[illegible]	388,915919	405,24225
																	HOLT LINEAR	388,95	382,28	375,60	368,93	362,25	355,58
													R QUADRADO O	DESV PAD	Y=AX+B		MÉTODO	jan/24	fev/24	mar/24	abr/24	mai/24	jun/24
AGULHA ASTON - 7RL	572	213	619	221	409	253	449	487	364	228	757	459	2%	174,1416	7,2062937	372,40909		13	14	15	16	17	18
																	LINEAR	466,09091	473,2972	480,5035	487,70979	494,916084	502,12238
																	LINEAR + DP	466,09091	473,2972	480,5035	487,70979	494,916084	502,12238
																	MÉDIA SIMPLES	419,25	[illegible]	[illegible]	[illegible]	421,725272	422,78571
																	HOLT LINEAR	463,06	469,58	476,11	482,64	489,16	495,69
													R QUADRADO O	DESV PAD	Y=AX+B		MÉTODO	jan/24	fev/24	mar/24	abr/24	mai/24	jun/24

Fonte: Autor (2025)

3.8 Reaplicação dos Modelos com Horizonte de 6 Meses

Dando continuidade à análise, foi adotado um novo horizonte de previsão — agora reduzido para os primeiros 6 meses de 2024 — a fim de verificar se a limitação do período preditivo contribuiria para a redução dos erros observados anteriormente. O procedimento metodológico seguiu as mesmas diretrizes utilizadas no modelo de 12 meses: aplicação dos quatro métodos de previsão (Regressão Linear, Linear + DP, Média Simples e Holt Linear), comparação com os valores reais de venda e cálculo do Erro Médio Absoluto (MAE) para cada produto.

A análise, ilustrada na Tabela 7, evidencia um comportamento distinto em relação à aplicação anterior. O modelo Holt Linear, que anteriormente se destacava em vários produtos, deixou de apresentar os menores erros em praticamente todos os casos. Por outro lado, os modelos Média Simples e Linear + DP ganharam relevância e passaram a apresentar desempenhos superiores em diversos itens.

Essa mudança de comportamento reforça o entendimento de que o desempenho dos métodos estatísticos de previsão está fortemente relacionado à extensão do horizonte temporal adotado. Segundo Hyndman e Athanasopoulos (2018), modelos baseados em tendências (como o Holt Linear) tendem a propagar o erro à medida que o horizonte aumenta, enquanto métodos mais simples como a Média Simples podem oferecer

previsões mais estáveis em horizontes curtos, especialmente em séries com menor variabilidade ou onde a tendência não é dominante.

Além disso, os valores de MAE obtidos foram consideravelmente menores na maioria dos produtos analisados, conforme Tabela 8, o que aponta para uma melhora significativa na acurácia das previsões com a redução do horizonte de análise.

Tabela 8 – Erro por produto para previsão de 6 meses

Produtos	ERRO EM RELACAO AO QUE ACONTECEU						
WJX ACME	jan/24	fev/24	mar/24	abr/24	mai/24	jun/24	MAE (Erro Médio Absoluto)
LINEAR	-43%	-17%	10%	-68%	-90%	-171%	175,33
LINEAR + DP	21%	106%	248%	63%	182%	230%	324,93
MÉDIA SIMPLES	45%	163%	380%	145%	391%	601%	631,32
HOLT LINEAR	56%	244%	653%	360%	960%	1606%	1.305,98
MILITY	jan/24	fev/24	mar/24	abr/24	mai/24	jun/24	MAE (Erro Médio Absoluto)
LINEAR	197%	36%	57%	49%	137%	88%	405,38
LINEAR + DP	197%	36%	57%	49%	137%	88%	405,38
MÉDIA SIMPLES	107%	-7%	3%	-3%	51%	19%	114,63
HOLT LINEAR	187%	31%	50%	42%	126%	78%	366,87
WHITEHEAD MAX	jan/24	fev/24	mar/24	abr/24	mai/24	jun/24	MAE (Erro Médio Absoluto)
LINEAR	198%	271%	128%	190%	202%	91%	527,69
LINEAR + DP	198%	271%	128%	190%	202%	91%	527,69
MÉDIA SIMPLES	109%	160%	56%	89%	97%	20%	245,87
HOLT LINEAR	198%	271%	128%	190%	202%	91%	527,10
WJX ULTRA	jan/24	fev/24	mar/24	abr/24	mai/24	jun/24	MAE (Erro Médio Absoluto)
LINEAR	28%	81%	124%	145%	396%	186%	740,57
LINEAR + DP	28%	81%	124%	145%	396%	186%	740,57
MÉDIA SIMPLES	-47%	-25%	-7%	2%	107%	15%	167,36
HOLT LINEAR	12%	58%	95%	113%	330%	148%	568,76
AGULHA ASTON - 5RL	jan/24	fev/24	mar/24	abr/24	mai/24	jun/24	MAE (Erro Médio Absoluto)
LINEAR	22%	196%	40%	78%	238%	94%	173,64
LINEAR + DP	97%	382%	129%	193%	459%	222%	416,53
MÉDIA SIMPLES	33%	207%	51%	77%	254%	114%	195,69
HOLT LINEAR	20%	192%	38%	74%	229%	88%	165,93
AGULHA ASTON - 7RL	jan/24	fev/24	mar/24	abr/24	mai/24	jun/24	MAE (Erro Médio Absoluto)
LINEAR	122%	101%	171%	85%	160%	114%	132,80
LINEAR + DP	122%	101%	171%	85%	160%	114%	132,80
MÉDIA SIMPLES	100%	73%	139%	54%	122%	80%	99,02
HOLT LINEAR	121%	100%	169%	83%	157%	111%	130,44

Fonte: Autor (2025)

3.9 Classificação do Melhor Método por Produto no Horizonte de 6 Meses

Após a reaplicação dos modelos preditivos para o novo horizonte de 6 meses, foi realizada novamente a seleção do melhor método de previsão para cada produto com base no menor valor de MAE (Erro Médio Absoluto). A classificação individual permitiu identificar qual técnica apresentou o desempenho mais eficiente para cada item dentro do novo intervalo de análise.

A tabela gerada a partir desse processo, é a Tabela 9 (que é um recorte dos primeiros 23 produtos, do total de 202, completa no apêndice B), que apresenta a correspondência direta entre produto e o método mais eficaz, permitindo comparações entre diferentes abordagens e facilitando a aplicação futura dessas previsões no planejamento de compras e reposição.

Essa etapa é fundamental para a construção de uma estratégia de previsão personalizada, uma vez que nem sempre o mesmo modelo é o mais adequado para todos os produtos. Como destacam Fildes et al. (2008), a adoção de modelos específicos por item ou grupo de itens, com base em seu desempenho histórico, tende a ser mais eficaz do que a aplicação de um modelo único para toda a base de produtos. Assim como anteriormente, foi identificado o método mais eficiente para cada produto individual, e os dados foram agregados conforme a função do item.

Tabela 9 – Produto X Melhor método para 6 meses

CATEGORIA	PRODUTO	MELHOR MÉTODO	MAE
AGULHA	AGULHA ASTON - 5RL	LINEAR	165,93282
AGULHA	AGULHA ASTON - 7RL	MÉDIA SIMPLES	99,017854
AGULHA	AGULHA ASTON - 3RL	LINEAR	25,111564
AGULHA	AGULHA ASTON - 9RL	LINEAR	27,145688
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 5RL	LINEAR	21,787393
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 3RL	LINEAR	30,033508
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 7RL	MÉDIA SIMPLES	21,719833
AGULHA	AGULHA ASTON - 15RM	MÉDIA SIMPLES	20,786848
AGULHA	AGULHA ASTON - 15MG	LINEAR + DP	16,077289
AGULHA	AGULHA ASTON - 11RL	LINEAR	13,057984
AGULHA	AGULHA ASTON - 13RM	LINEAR	7,5587607
AGULHA	AGULHA ASTON - 9RM	MÉDIA SIMPLES	15,768123
AGULHA	AGULHA ASTON - 9MG	MÉDIA SIMPLES	4,5860887
AGULHA	AGULHA ASTON - 9RS	LINEAR	6,2788315
AGULHA	AGULHA ASTON - 7RS	LINEAR	5,3005051
AGULHA	AGULHA ASTON - 11RM	MÉDIA SIMPLES	9,9418759
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 11RM	MÉDIA SIMPLES	15,435
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 15RM	LINEAR	4,2138695
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 9RL	MÉDIA SIMPLES	5,5858333
AGULHA	AGULHA ASTON - 7RM	LINEAR + DP	7,4072119
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 3RL	MÉDIA SIMPLES	8,5269604
AGULHA	AGULHA ASTON - 15RL	MÉDIA SIMPLES	4,3583333
AGULHA	AGULHA ASTON - 11MG	LINEAR	13,563228

Fonte: Autor (2025)

3.10 Consolidação dos Resultados para o Horizonte de 6 Meses

Após a aplicação dos quatro métodos de previsão ao novo horizonte de 6 meses, foi construída uma nova tabela de resultados (Tabela 10), consolidando os desempenhos por categoria. Nesta etapa, observa-se uma mudança significativa no comportamento dos modelos. O método Holt Linear, que havia se destacado em algumas categorias na análise de 12 meses, não foi mais o melhor modelo para nenhum dos produtos no intervalo reduzido. Em contrapartida, o modelo Linear + Desvio Padrão, que não havia sido o mais eficaz em nenhum produto na análise anterior, demonstrou desempenho competitivo em diversas categorias, principalmente quando combinado a séries com variabilidade moderada.

Com base na classificação por categoria, foram calculados novamente:

- A média do MAE dos produtos;
- A venda média mensal por categoria;
- O erro médio ponderado mensal (levando em conta a representatividade de cada produto);
- E o percentual médio de erro em relação à venda total da categoria (EM % DO TOTAL).

Os resultados revelaram uma melhora expressiva na acurácia das previsões. Todas as categorias passaram a apresentar erros médios bem abaixo do limite de 10%, previamente estipulado como aceitável: Agulha com 3,9%, Cartucho com 2,8%, Diversos com 2,0%, Tinta com 1,7% e Biqueira com 1,6%. Tais indicadores reforçam a hipótese de que a limitação no horizonte preditivo foi o principal fator de distorção dos modelos nos testes anteriores.

Como destacam Hyndman e Athanasopoulos (2018), a precisão das previsões tende a se degradar com o aumento do horizonte de tempo, especialmente em séries temporais sem forte sazonalidade ou padrão de tendência robusto. A análise dos 6 meses valida essa premissa e justifica a escolha por horizontes mais curtos como estratégia de previsão recorrente para estoques operacionais.

Tabela 10 – Nova tabela de erros totais por categoria

RESULTADOS									
CATEGORIA	QUANTIDADE	MÉDIA SIMPLES	HOLT LINEAR	LINEAR	LINEAR+DP	MÉD MAE (UNI)	VENDA MÉDIA (UNI)	ERRO MEDIO MENSAL (PONDERADO)	EM % DO TOTAL
AGULHA	51	29	0	18	4	12,61	1359	52,67	3,9%
CARTUCHO	22	12	0	10	0	34,53	3051	84,16	2,8%
DIVERSOS	57	34	0	19	4	3,34	847	16,73	2,0%
TINTA	35	20	0	14	1	1,65	175	2,96	1,7%
BIQUEIRA	37	15	0	20	2	13,33	1526	25,02	1,6%

Fonte: Autor (2025)

Para dar continuidade às análises realizadas no horizonte reduzido de 6 meses, além da consolidação por categoria, considerando o desempenho individual de cada produto (como apresentado na Tabela 10), foi também aplicada a mesma lógica agregadora adotada anteriormente no tópico 4.5 — ou seja, o cálculo dos erros por categoria sem considerar as marcas ou modelos específicos de cada produto, levando em conta apenas os grupos funcionais (agulhas, cartuchos, tintas etc.).

Essa abordagem visa neutralizar os efeitos de distorções pontuais, como falhas de abastecimento, baixo volume de venda ou oscilações específicas de marcas. Conforme já discutido anteriormente, a motivação para essa estratégia está na limitação da interpretação do erro percentual em produtos de baixa rotação. Por isso, optou-se novamente por realizar a média simples da previsão e da venda real de todos os produtos dentro de cada categoria, obtendo-se séries agregadas mensais.

A Tabela 11 apresenta os resultados obtidos com essa nova abordagem para o horizonte de 6 meses, estruturada de forma semelhante à Tabela 6 (do horizonte de 12 meses), permitindo uma comparação direta:

Tabela 11–Novo Erro Absoluto ignorando marcas, considerando apenas quantidades da mesma categoria

ERROS POR CATEGORIA (NÃO LEVA EM CONTA QUE ALGUNS PRODUTOS VENDEM MAIS QUE O OUTRO)									
	CATEGORIA	jan/24	fev/24	mar/24	abr/24	mai/24	jun/24	MAPE	
PREVISAO	AGULHA	2225,57	2154,77	2135,64	1948,71	1967,02	1932,26		
VENDA REAL	AGULHA	1449	1895	1170	1261	1354	1025		
	ERRO	0,54	0,14	0,83	0,55	0,45	0,89	56%	HOUVE AUMENTO, PORÉM APENAS 2%
PREVISAO	CARTUCHO	2438,67	2536,47	2563,81	2606,56	2638,61	2636,46		
VENDA REAL	CARTUCHO	3646	3098	2951	3251	2740	2621		
	ERRO	0,33	0,18	0,13	0,20	0,04	0,01	15%	HOUVE REDUÇÃO DE 17%
PREVISAO	DIVERSOS	897,20	886,46	905,09	902,99	911,39	896,08		
VENDA REAL	DIVERSOS	891,5	1056	948	981	656	554		
	ERRO	0,01	0,16	0,05	0,08	0,39	0,62	22%	HOUVE REDUÇÃO DE 10%
PREVISAO	TINTA	228,84	228,38	230,04	228,87	234,42	233,43		
VENDA REAL	TINTA	217	173	138	221	193	111		
	ERRO	0,05	0,32	0,67	0,04	0,21	1,10	40%	HOUVE REDUÇÃO DE 1%
PREVISAO	BIQUEIRA	1819,14	1741,45	1798,49	1687,81	1580,04	1546,49		
VENDA REAL	BIQUEIRA	1702	2041	1938	992	1523	960		
	ERRO	0,07	0,15	0,07	0,70	0,04	0,61	27%	HOUVE REDUÇÃO DE 3%

Fonte: Autor (2025)

Ao comparar os novos dados com os da Tabela 6, observa-se que houve uma melhora significativa nos erros médios absolutos, mesmo sob a ótica agregada. As principais variações observadas foram:

- Agulha: o MAPE aumentou de 54% para 56%, mas com impacto real de apenas 2 pontos percentuais;
- Cartucho: queda de 32,4% para 15% (redução de 17%);

- Diversos: redução de 32,4% para 22% (redução de 10%);
- Tinta: leve melhora de 41,8% para 40% (redução de 1%);
- Biqueira: queda de 30,01% para 27% (redução de 3%).

Esses resultados reforçam que, assim como na análise por produto, a redução do horizonte de previsão também se mostrou eficaz em nível agregado, validando a hipótese de que as limitações observadas nos testes anteriores estavam fortemente associadas à extensão de 12 meses. O uso de um período preditivo menor se mostra mais compatível com a dinâmica de vendas da loja, especialmente em um mercado sensível a mudanças sazonais e com portfólio rotativo.

4. ÁRVORES DE DECISÃO E CONSOLIDAÇÃO FINAL

4.1 Análise por categoria e validação cruzada

A partir da avaliação dos modelos preditivos, foi observado que a redução do horizonte de previsão de 12 para 6 meses impactou significativamente o desempenho relativo entre os métodos. Em especial, o método Holt Linear, que havia se destacado anteriormente em algumas categorias, não foi mais selecionado como melhor método para nenhum produto. A mudança sugere que, ao considerar horizontes mais curtos e menos sujeitos à tendência de longo prazo, modelos mais simples e sensíveis às variações locais da demanda passam a ser mais eficazes.

Além disso, observou-se que o método intermediário "LINEAR + DP", utilizado inicialmente como uma abordagem híbrida — combinando a tendência da regressão linear com ajustes baseados no desvio padrão — representou apenas 5,4% das classificações após a revisão para 6 meses de previsão. Visando a padronização, simplicidade operacional e maior replicabilidade da metodologia em outras empresas, optou-se por remover essa terceira opção, mantendo apenas dois métodos para fins de classificação: Média Simples e Linear (Regressão Linear).

Com o objetivo de criar uma regra única para cada categoria, capaz de ser utilizada futuramente com novos dados, decidiu-se desenvolver árvores de decisão específicas para cada grupo de produto. A proposta é que, ao inserir apenas as demandas dos últimos 12 meses de um determinado item, seja possível, com base em variáveis estatísticas extraídas da série temporal, prever com alta confiança qual método de previsão é mais adequado — sem a necessidade de comparar manualmente as previsões geradas com os valores reais, como foi feito na etapa inicial deste trabalho.

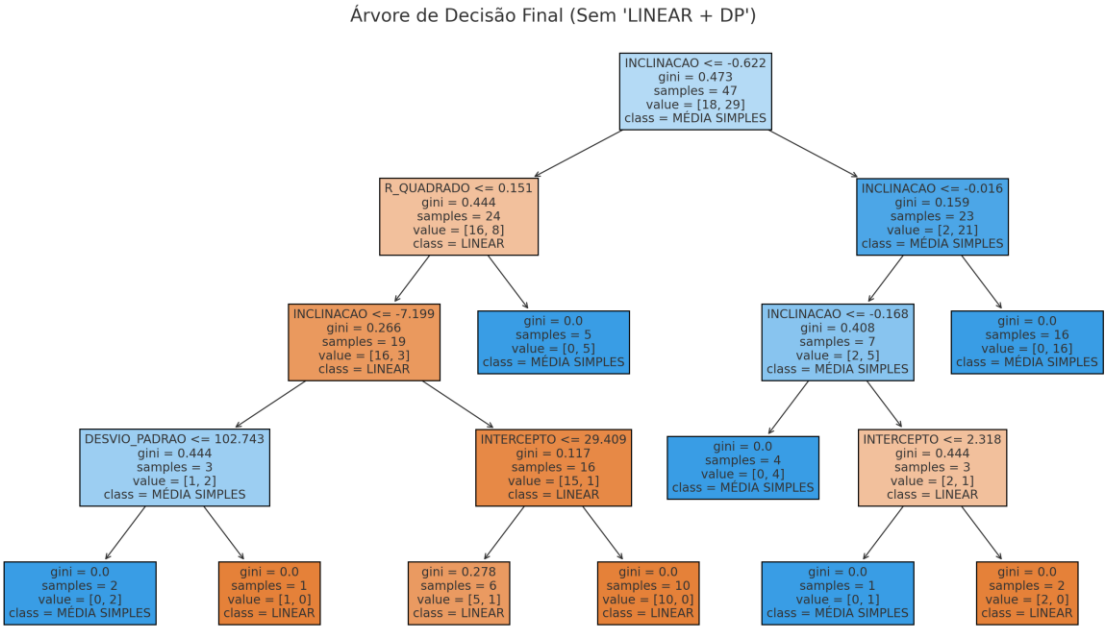
Essas variáveis incluem:

- O coeficiente de determinação (R^2) de uma regressão linear ajustada à série;
- O desvio padrão da demanda;
- A inclinação da reta de regressão;
- E o respectivo intercepto.

A árvore de decisão, portanto, tem como função replicar o processo de decisão anteriormente conduzido com base em desempenho empírico (erro entre previsto e confirmado), automatizando essa escolha com base no comportamento estatístico da série. Com base nisso, foi proposta e treinada uma árvore de decisão utilizando os dados

para cada categoria, a iniciar pela categoria “Agulha”, Figura 2, sendo o modelo treinado com os dados estatísticos de cada produto e a respectiva classificação prévia do melhor método (Média Simples ou Regressão Linear). Ao aplicar a árvore aos 47 produtos da categoria, 46 foram corretamente classificados, exceto o produto AGULHA WHITE HEAD – 11RL, resultando em uma acurácia de 97,87%. Esse valor representa a proporção de produtos para os quais a árvore previu o mesmo método que havia sido previamente selecionado com base nos erros de previsão.

Figura 2 – Árvore de decisão – “Agulha”

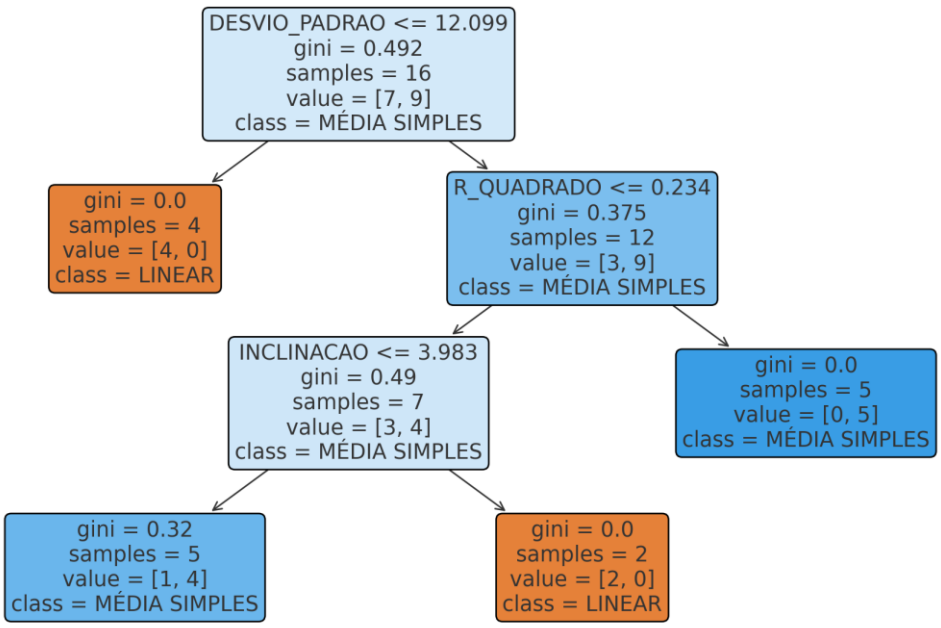


Fonte: Autor (2025)

A partir dessa abordagem bem-sucedida, foram desenvolvidas árvores de decisão independentes para as demais categorias, sempre com base nas mesmas variáveis, mas respeitando os padrões estatísticos próprios de cada grupo. Essa estratégia permitiu capturar as especificidades do comportamento de demanda entre categorias, mantendo ao mesmo tempo uma lógica de decisão automatizável e replicável.

A categoria “Cartuchos” também foi submetida à construção de uma árvore de decisão própria, conforme apresentado na Figura 3. O modelo foi treinado a partir dos dados estatísticos dos 24 produtos previamente classificados, utilizando como variáveis explicativas o coeficiente de determinação (R^2), o desvio padrão da demanda, a inclinação e o intercepto da regressão linear.

Figura 3 – Árvore de decisão – “Cartuchos”



Fonte: Autor (2025)

Como resultado, a árvore obteve acerto em 18 dos 22 produtos analisados, atingindo uma taxa de acurácia de 81,81%. As divergências ocorreram em quatro produtos, cujos valores estatísticos estavam próximos dos pontos de corte definidos pela árvore. São eles:

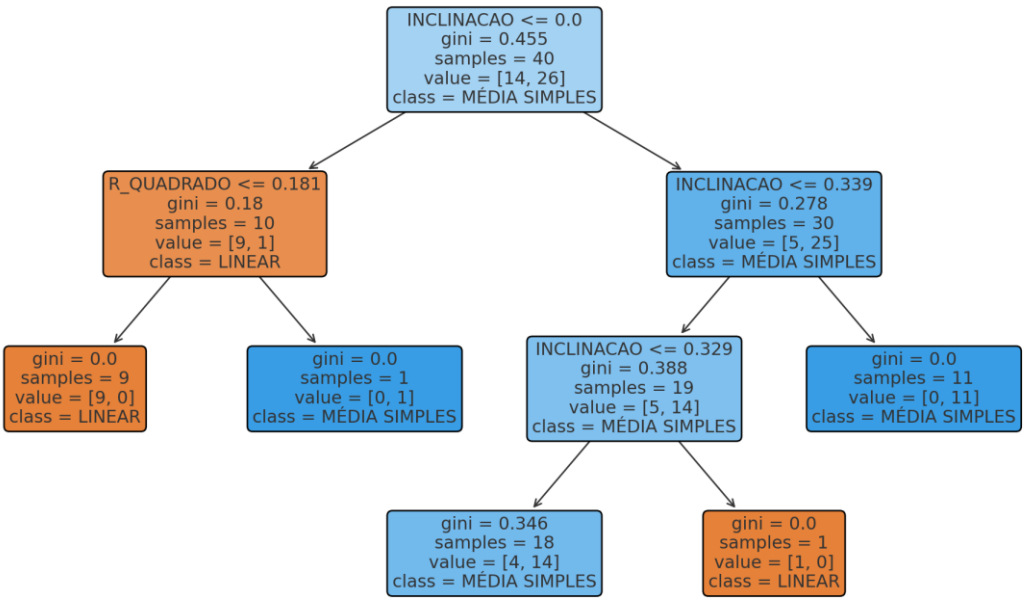
- ASTON START - 5RL, que anteriormente havia sido classificado com o método Linear, mas foi reclassificado como Média Simples (R^2 = 0,098; DP = 219,29; inclinação = -19,07);

- ASTON START - 11MG, igualmente reclassificado de Linear para Média Simples (R^2 = 0,077; DP = 27,89; inclinação = -2,14);
- ASTON START - 13RL, também de Linear para Média Simples (R^2 = 0,006; DP = 14,20; inclinação = 0,30);
- E o caso inverso: ASTON START - 7MG, que havia sido classificado manualmente como Média Simples, mas a árvore apontou o método Linear como mais adequado (R^2 = 0,027; DP = 7,81; inclinação = 0,36).

Essas reclassificações reforçam a sensibilidade da abordagem estatística adotada, bem como sua capacidade de identificar nuances que, em alguns casos, podem não ser captadas visual ou empiricamente na primeira etapa de avaliação.

A categoria “Diversos”, por sua vez, apresentou características estatísticas mais heterogêneas, dada a variedade de itens com comportamentos de demanda distintos. Ainda assim, foi possível treinar uma árvore de decisão específica para essa categoria, Figura 4, com base nas mesmas variáveis estatísticas já utilizadas nas categorias anteriores.

Figura 4 – Árvore de decisão – “Diversos”



Fonte: Autor (2025)

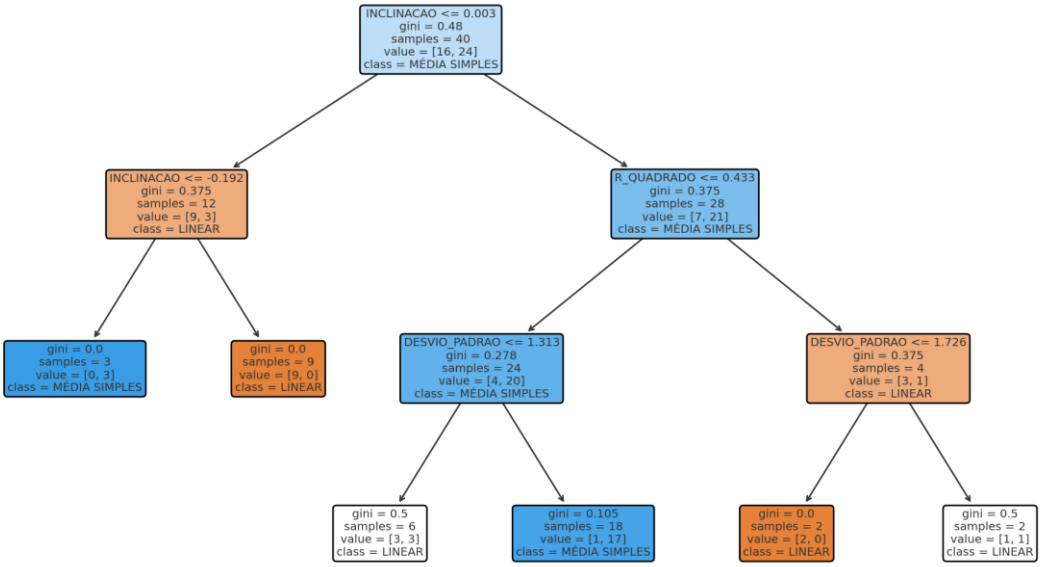
Ao aplicar o modelo sobre os 53 produtos da categoria, a árvore de decisão obteve acerto em 46 deles, o que resultou em uma taxa de acurácia de 86,79%. As divergências identificadas dizem respeito aos produtos:

- BARBEADOR (R^2 = 0,038; DP = 5,25; inclinação = 0,28);
- PAPEL TOALHA (R^2 = 0,066; DP = 2,46; inclinação = 0,17);
- CLEAN UP ELECTRIC INK 1L (R^2 = 0,085; DP = 1,86; inclinação = 0,15);
- CLEAN MBOAH DILUIDO (R^2 = 0,039; DP = 1,08; inclinação = 0,06);
- TROPICAL DERM FIX BRILHOSO (R^2 = 0,004; DP = 1,42; inclinação = 0,02);
- PALETA MIX (R^2 = 0,440; DP = 2,11; inclinação = 0,39);
- SEALING TROPICAL DERM 240ML (R^2 = 0,000; DP = 1,00; inclinação = 0,00).

Esses casos reforçam a importância de compreender o contexto estatístico dos produtos analisados. Embora tenham sido inicialmente classificados como adequados ao método Linear, suas séries apresentaram valores de R^2 extremamente baixos (na maioria dos casos), o que pode ter levado a árvore a optar por um modelo mais robusto a ruídos e flutuações: a Média Simples. Ainda que a taxa de acerto tenha sido inferior à das demais categorias, a estratégia adotada demonstra potencial para capturar padrões relevantes mesmo em contextos com grande dispersão e baixa previsibilidade.

A categoria “Tintas” foi composta por 35 produtos, abrangendo diferentes cores e volumes, mas com um comportamento de demanda relativamente consistente. A árvore de decisão, Figura 5, foi treinada considerando as mesmas variáveis estatísticas aplicadas às demais categorias, e teve como objetivo replicar o processo de escolha do melhor método de previsão com base no desempenho anterior.

Figura 5 – Árvore de decisão – “Tintas”



Fonte: Autor (2025)

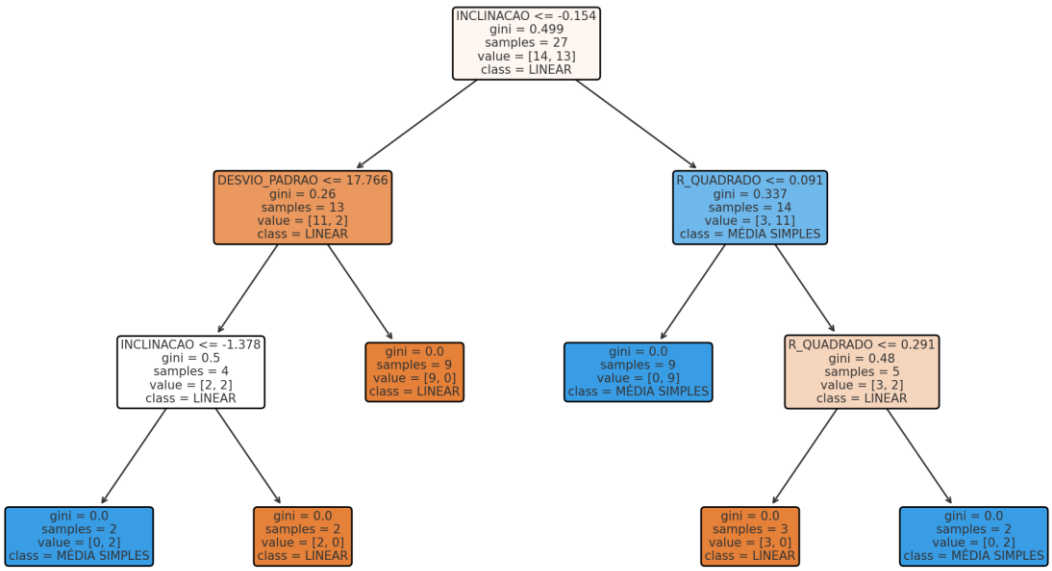
Ao aplicar a árvore sobre a base, 31 produtos foram corretamente classificados, enquanto 3 apresentaram divergência entre o método definido manualmente e o método previsto pela árvore, resultando em uma taxa de acurácia de 88,23%. Os casos divergentes foram os seguintes:

- TINTA VIPER BRANCO 30ML (R^2 = 0,019; DP = 4,36; inclinação = 0,17);
- TINTA INKDRAW 150ML (R^2 = 0,026; DP = 1,96; inclinação = -0,09);
- TINTA VIPER PRETO TRIBAL 120ML (R^2 = 0,049; DP = 0,97; inclinação = 0,06).

No primeiro caso, o método manualmente selecionado havia sido LINEAR, mas foi reclassificado como Média Simples pela árvore. Já nos dois últimos, a árvore previu LINEAR, enquanto a escolha manual havia sido MÉDIA SIMPLES. Todos os casos apresentam R^2 baixos e inclinações discretas, reforçando o desafio de identificar uma tendência clara nesses produtos. Essas divergências indicam que, em situações estatisticamente ambíguas, os métodos podem se sobrepor em desempenho, o que ressalta a importância de uma classificação sistemática e padronizada como a oferecida pelas árvores.

A categoria “Biqueiras”, composta por 35 produtos, também passou pela aplicação da árvore de decisão, Figura 6, específica treinada com base em suas variáveis estatísticas.

Figura 6 – Árvore de decisão – “Biqueiras”



Fonte: Autor (2025)

O modelo apresentou um excelente desempenho, com taxa de acerto de 94,29%, evidenciando a consistência da abordagem adotada. Apenas dois produtos apresentaram divergência entre o método originalmente definido pela análise empírica e o previsto pela árvore de decisão:

- BIQUEIRA REILLY - 9F (R^2 = 0,149; DP = 41,99; inclinação = -4,50);
- BIQUEIRA REILLY - 15RL (R^2 = 0,113; DP = 17,39; inclinação = -1,62).

Apesar dessas exceções, o desempenho geral reforça a aplicabilidade da árvore como ferramenta confiável de recomendação automática de método preditivo para essa categoria.

4.2 Aplicação da Árvore de Decisão ao Conjunto Completo e Validação Final

Após a definição das árvores de decisão específicas para cada categoria, aplicou-se cada modelo treinado sobre o conjunto total de produtos, incluindo aqueles que inicialmente estavam classificados sob o método híbrido “Linear + DP”. Esses produtos

receberam uma nova classificação, sendo realocados para um dos dois métodos finais adotados: Média Simples ou Linear.

Com as novas classificações definidas exclusivamente a partir das árvores de decisão, foi possível gerar uma tabela atualizada de erros médios por categoria, considerando apenas os dois métodos finais. Essa nova consolidação é apresentada na Tabela 12 e representa a validação final do uso das árvores como ferramenta principal de seleção do método preditivo.

Tabela 12 – Resultados após Árvore de Decisão

RESULTADOS APÓS APLICAÇÃO DA ÁRVORE DE DECISÃO							
CATEGORIA	QUANTIDADE	MÉDIA SIMPLES	LINEAR	MÉD MAE (UNI)	VENDA MÉDIA MENSAL (UNI)	ERRO MEDIO MENSAL (PONDERADO)	EM % DO TOTAL
AGULHA	51	33	18	12,76	1359	52,71	3,9%
CARTUCHO	22	12	10	36,87	3051	87,93	2,9%
DIVERSOS	57	37	20	3,41	847	16,75	2,0%
TINTA	35	21	14	1,67	175	2,99	1,7%
BIQUEIRA	37	21	16	13,64	1526	25,21	1,7%

Fonte: Autor (2025)

Os resultados confirmam a robustez do modelo, com erro médio ponderado variando entre 1,7% e 3,9% entre as categorias. Em comparação com os valores anteriormente obtidos com o modelo híbrido (incluindo o método Linear + DP), observa-se que praticamente não houve aumento significativo na taxa de erro. Apenas nas categorias Agulha e Biqueira houve um acréscimo de 0,1 ponto percentual na participação do erro no total vendido, o que é considerado estatisticamente irrelevante diante dos ganhos de padronização e replicabilidade.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS – CONCLUSÃO

Com base nas análises realizadas, conclui-se que os objetivos propostos neste trabalho foram plenamente atingidos, especialmente no que diz respeito à aplicação e comparação de diferentes métodos estatísticos para previsão de demanda. A pesquisa demonstrou que técnicas clássicas como Regressão Linear, Média Simples e Holt Linear são eficazes para prever a demanda de um portfólio extenso e rotativo, como o de produtos descartáveis para tatuagem, contribuindo significativamente para a melhoria da gestão de estoques.

A principal limitação observada refere-se à extensão do horizonte preditivo: quanto maior o período projetado, maior o nível de incerteza e, consequentemente, de erro. A redução do horizonte de previsão de 12 para 6 meses resultou em melhora significativa na acurácia dos modelos, tornando-os mais confiáveis para o planejamento operacional.

Como desdobramento dessa mudança, observou-se que o método Holt Linear deixou de ser o melhor em qualquer produto analisado, o que possibilitou uma simplificação metodológica. Foram mantidos apenas dois métodos principais — Média Simples e Regressão Linear — responsáveis por explicar a maior parte dos padrões de demanda observados, com excelente desempenho em termos de acurácia.

Para sistematizar e automatizar a escolha do melhor modelo por produto, foram construídas árvores de decisão específicas para cada categoria. Essas árvores utilizam variáveis estatísticas como o coeficiente de determinação (R^2), desvio padrão, inclinação e intercepto da regressão linear para inferir qual método (entre os dois disponíveis) apresenta maior probabilidade de acerto. Essa lógica mostrou-se altamente eficaz: na categoria Agulha, por exemplo, a árvore obteve acurácia de 97,87%, errando apenas 1 entre 47 produtos. Resultados semelhantes foram alcançados nas demais categorias, com desvios pontuais que não comprometeram a acurácia geral.

Após aplicadas as árvores às categorias Cartuchos, Diversos, Tintas e Biqueiras, os erros médios ponderados por categoria mantiveram-se praticamente inalterados, com variações mínimas de apenas 0,1% em duas delas. Isso confirma a robustez da abordagem e valida a adoção de uma lógica automatizável e replicável, apta a ser aplicada futuramente com novos produtos ou dados — bastando inserir as últimas 12 observações mensais de cada item.

O modelo desenvolvido responde à pergunta de pesquisa, ao demonstrar que é possível estruturar um processo de previsão de demanda eficiente, mesmo em contextos com grande

diversidade de produtos e múltiplos fornecedores. Além disso, embora o estudo tenha sido aplicado à realidade da loja Santuario Supply, a estrutura do modelo é genérica, podendo ser replicada em outras empresas de ramos similares, como distribuidoras de produtos médicos ou de outros materiais regulados e sazonais. Na prática, o modelo pode ser automatizado por meio de ferramentas como Excel avançado, Power BI ou scripts em Python, desde que haja integração com o sistema da empresa. Isso permitirá atualizações constantes, menor intervenção manual e maior agilidade nas decisões de compra e reposição.

Para estudos futuros, recomenda-se a ampliação da base de dados utilizada, considerando séries temporais mais longas e a inclusão de variáveis externas, como indicadores econômicos, sazonalidade de mercado e campanhas promocionais. Também podem ser testados modelos mais sofisticados, como o Prophet e algoritmos de aprendizado de máquina, como redes neurais e classificadores para escolha automática do melhor modelo por tipo de produto. A principal contribuição deste trabalho está na criação de um processo estruturado, replicável e baseado em dados, promovendo uma transição da gestão intuitiva para uma gestão preditiva e estratégica. Isso pode gerar ganhos como: redução de estoques obsoletos, menor risco de ruptura, maior precisão nas compras, melhor uso do capital de giro e maior alinhamento entre oferta e demanda. Além disso, fomenta uma cultura organizacional orientada a dados, fortalecendo a resiliência frente às oscilações do mercado.

Conclui-se, portanto, que a adoção de apenas dois métodos — Média Simples e Linear — é suficiente para explicar a maior parte dos padrões de demanda observados, em contextos similares, com excelente desempenho em termos de acurácia. Essa simplificação metodológica, aliada à lógica automatizável das árvores de decisão, torna o processo de escolha do modelo preditivo altamente replicável e aplicável a diferentes contextos de varejo, incluindo futuras atualizações com novos produtos ou dados.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AFILAL, M.; FORTSCH, S.; KHAPALOVA, N. Técnicas de decomposição em séries temporais: modelos aditivos e multiplicativos. *Journal of Business Forecasting*, v. 35, n. 4, p. 12-18, 2016.

ANVISA. RDC nº 55, de 1º de outubro de 2013. Estabelece requisitos sanitários para produtos estéreis utilizados em saúde. Brasília: ANVISA, 2013.

ARVAN, M. et al. Métodos qualitativos para previsão de demanda. *European Journal of Operational Research*, v. 278, n. 3, p. 674-689, 2019.

BALLOU, R. H. Logística empresarial: transportes, administração de materiais e distribuição física. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2001.

BREIMAN, L.; FRIEDMAN, J. H.; OLSHEN, R. A.; STONE, C. J. Classification and Regression Trees. Monterey: Wadsworth, 1984.

BOROOJENI, A. A. et al. Séries temporais: conceitos e aplicações. *Journal of Data Analysis*, v. 19, n. 2, p. 89-104, 2017.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. C. *Time series analysis: forecasting and control*. 3rd ed. New Jersey: Wiley, 1994.

CHAKRABORTY, C.; PANDA, G. Forecasting of time series data using hybrid ARIMA and neural network model. *Procedia Computer Science*, Amsterdam: Elsevier, v. 167, p. 2402–2411, 2019.

CHONG, A. Y. L. et al. Predicting online product sales via online reviews, sentiments, and promotion strategies: A big data architecture and neural network approach. *International Journal of Operations & Production Management*, v. 37, n. 3, p. 307–330, 2017.

CHOPRA, S.; MEINDL, P. Gestão da cadeia de suprimentos: estratégia, planejamento e operação. 7. ed. São Paulo: Pearson, 2019.

CHOPRA, S.; MEINDL, P. *Supply chain management: strategy, planning, and operation*. 7th ed. Boston: Pearson, 2022.

DEB, S. et al. Componentes de séries temporais: análise e aplicação. *Journal of Applied Economics*, v. 45, n. 2, p. 250-267, 2017.

FILDES, R.; GOODWIN, P.; LAWRENCE, M.; NØRREKLIT, H. Effective forecasting and judgmental adjustments: an empirical evaluation and strategies for improvement. *International Journal of Forecasting*, Oxford: Elsevier, v. 24, n. 1, p. 3-13, 2008.

FORTSCH, S.; KHAPALOVA, N. Estratégias para modelagem de séries temporais em previsão de demanda. *International Journal of Business Analytics*, v. 10, n. 3, p. 47-56, 2016.

GARDNER, E. S. Exponential smoothing: The state of the art. *Journal of Forecasting*, v. 4, n. 1, p. 1-28, 1985.

GIMENEZ, F. et al. Mercado criativo e a ascensão da tatuagem como segmento em crescimento. *Creativity Journal*, v. 6, n. 4, p. 23-30, 2020.

GREEN, K.; ARMSTRONG, J. Consenso em previsões: a aplicação do método Delphi. *Forecasting Methods Review*, v. 34, n. 1, p. 19-27, 2015.

HAN, J.; PEI, J.; KAMBER, M. *Data Mining: Concepts and Techniques*. 3. ed. San Francisco: Morgan Kaufmann, 2011.

HOLT, C. C. Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted moving averages. *International Journal of Forecasting*, Amsterdam: Elsevier, v. 20, n. 1, p. 5–10, 2004.

HYNDMAN, R. J.; ATHANASOPOULOS, G. *Forecasting: principles and practice*. 2nd ed. Melbourne: OTexts, 2018. Disponível em: https://otexts.com/fpp2/.

HYNDMAN, R. J.; ATHANASOPOULOS, G. *Forecasting: principles and practice*. 3rd ed. Melbourne: OTexts, 2018. Disponível em: https://otexts.com/fpp3/. Acesso em: 9 maio 2025.

KAHN, K. B. *New product forecasting: an applied approach*. New York: M.E. Sharpe, 2006.

LI, J. et al. Análise de modelos de médias móveis na previsão de demanda. *Statistical Forecasting Journal*, v. 12, n. 1, p. 45-56, 2017.

LUCAS, M.; ZHANG, X. Adaptive exponential smoothing for real-time demand forecasting. *Applied Data Analytics*, v. 10, n. 2, p. 112-120, 2016.

MAKRIDAKIS, S.; SPARROW, R.; HYNDMAN, R. J. The M4 Competition: Results, findings, conclusion and way forward. *International Journal of Forecasting*, Oxford: Elsevier, v. 36, n. 1, p. 54–74, 2020.

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

MANCUZO, E. S. Análise de demanda: metodologia e aplicações. *Gestão Empresarial*, v. 18, n. 3, p. 150-162, 2003.

MONTGOMERY, D. C.; JENNINGS, C. L.; KULAHCI, M. *Introduction to time series analysis and forecasting*. 2nd ed. Hoboken: Wiley, 2015.

MOREIRA, D. A. Administração da produção e operações. 4. ed. São Paulo: Cengage Learning, 2014.

OKOLI, C.; PAWLOWSKI, S. D. The Delphi method as a research tool: an example, design considerations and applications. *Information & Management*, v. 42, n. 1, p. 15-29, 2004.

PETROPOULOS, F. et al. Métodos de previsão qualitativos: uma revisão prática. *Business Forecasting Quarterly*, v. 15, n. 2, p. 20-35, 2018.

ROWE, G.; WRIGHT, G. The Delphi technique as a forecasting tool: issues and analysis. *International Journal of Forecasting*, v. 15, n. 4, p. 353-375, 1999.

SEIFERT, M. et al. A avaliação de métodos qualitativos em cenários disruptivos. *International Journal of Supply Chain Management*, v. 11, n. 4, p. 85-92, 2015.

SHMUELI, G.; BRUCE, P. C.; GHOSH, D.; PATEL, N. R. *Data Mining for Business Analytics: Concepts, Techniques, and Applications in R*. Hoboken: Wiley, 2016.

SLACK, N. et al. Administração da produção. 6. ed. São Paulo: Atlas, 2018.

SYNTETOS, A. A. et al. Erros em previsões e suas implicações na gestão. *Journal of Forecasting Accuracy*, v. 29, n. 4, p. 310-322, 2015.

TAPIA CORTEZ, J.; HITCH, C. Gerenciamento de mudanças em negócios dinâmicos. *Modern Economic Planning Journal*, v. 22, n. 5, p. 102-120, 2018.

VAN DER LAAN, E. et al. Aplicação de modelos ponderados para previsão de demanda. *Operational Research Journal*, v. 16, n. 3, p. 89-95, 2016.

WANG, X. et al. Regressão linear múltipla em previsão de demanda. *Statistical Techniques Quarterly*, v. 30, n. 1, p. 50-65, 2018.

APÊNDICE A – CATEGORIA X PRODUTO X MELHOR MÉTODO (12 meses),

Tabela completa apresentada no tópico 3.3

CATEGORIA	PRODUTO	MÉTODO
AGULHA	AGULHA ASTON - 15MG	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 3RL	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 11RM	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 7RL	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 5RL	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 7RM	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 5RL	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA ASTON - 9RL	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 9MG	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA ASTON - 3RL	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA ASTON - 13RM	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 15RM	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 13RM	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 13RS	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 9RS	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 7RM	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 15RS	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 7RS	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 7MG	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 11RL	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 13MG	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA ASTON - 11MG	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 11RL	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 8RL	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 13RL	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 9RL	MÉDIA SIMPLES

AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 7RS	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 5RS	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 9MG	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 15MG	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 13RL	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 11MG	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 9RS	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 11RS	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 7RS	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 9RL	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 15MG	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 9RS	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 11RS	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 11RL	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 11RM	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA PHANTOM	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 3RL	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 15RL	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA ASTON - 11RS	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 4RL	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 5RL	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 7RL	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA ASTON - 15RM	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 9RM	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 7RL	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	TIP - 5R	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	BIQUEIRA REILLY - 7R	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	BIQUEIRA REILLY - 13F	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	BIQUEIRA REILLY - 9R	MÉDIA SIMPLES

BIQUEIRA	TIP - 11F	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	BIQUEIRA REILLY - 9F	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	TIP - 5F	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	BIQUEIRA ELECTRIC INK - 7R	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	TIP - 9R	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	BIQUEIRA REILLY - 5R	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	TIP - 7R	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	TIP - 7F	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	BIQUEIRA REILLY - 13R	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	BIQUEIRA ELECTRIC INK - 9R	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	TIP - 9F	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	BIQUEIRA REILLY - 15RL	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	BIQUEIRA REILLY - 7F	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	TIP - 13F	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	LONG TIP ELECTRIC - 9R	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	LONG TIP ELECTRIC - 11R	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	LONG TIP ELECTRIC	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	TIP - 13R	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	TIP - 3R	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	BIQUEIRA ELECTRIC INK - 11R	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	BIQUEIRA REILLY - 11R	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	TIP - 11R	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	BIQUEIRA REILLY - 3R	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	TIP - 3RL	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	LONG TIP ELECTRIC - 5R	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	TIP - 15F	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	BIQUEIRA REILLY - 11F	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	LONG TIP ELECTRIC - 7R	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	BIQUEIRA ELECTRIC INK - 5R	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	BIQUEIRA REILLY - 15F	MÉDIA SIMPLES

BIQUEIRA	LONG TIP ELECTRIC - 3R	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	BIQUEIRA ELECTRIC INK	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	BIQUEIRA ELECTRIC INK - 3R	HOLT LINEAR
CARTUCHO	ASTON START - 5RL	LINEAR
CARTUCHO	SKIN INK - 3RL	MÉDIA SIMPLES
CARTUCHO	SKIN INK	HOLT LINEAR
CARTUCHO	ASTON START - 7RL	MÉDIA SIMPLES
CARTUCHO	ASTON START - 11MG	HOLT LINEAR
CARTUCHO	ASTON START - 11RL	MÉDIA SIMPLES
CARTUCHO	MILITY PRO - 7RL	HOLT LINEAR
CARTUCHO	ASTON START - 13RL	MÉDIA SIMPLES
CARTUCHO	SKIN INK - 0603RL	HOLT LINEAR
CARTUCHO	ASTON START - 7MG	HOLT LINEAR
CARTUCHO	MILITY - 0403RL	MÉDIA SIMPLES
CARTUCHO	WHITEHEAD MAX - 25RM	HOLT LINEAR
CARTUCHO	MAST PRO - 11RL	MÉDIA SIMPLES
CARTUCHO	ASTON START - 9RM	HOLT LINEAR
CARTUCHO	SKIN INK - 14RS	HOLT LINEAR
CARTUCHO	WHITEHEAD MAX - 19RM	MÉDIA SIMPLES
CARTUCHO	MILITY PRO	HOLT LINEAR
CARTUCHO	ASTON START - 3RL	MÉDIA SIMPLES
CARTUCHO	MAST PRO - 5RL	MÉDIA SIMPLES
CARTUCHO	MILITY	MÉDIA SIMPLES
CARTUCHO	MAST PRO	MÉDIA SIMPLES
CARTUCHO	WJX ULTRA	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	PAPEL HECTOGRAFICO	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	LUVA NITRILÍCA P	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	PELE ARTIFICIAL 20 x 20	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	PROTETOR CABO	HOLT LINEAR
DIVERSOS	NO PLASTIC 60g	MÉDIA SIMPLES

DIVERSOS	PEDAL	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	VASELINA SLIP 800g	HOLT LINEAR
DIVERSOS	CABO RCA SIMPLES	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	ALMOTOLIA 500ML	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	FONTE BASICA	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	GRIP ALUMINIO	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	ALMOTOLIA 250ML	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	SEAL UP 110ML	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	BORRIFADOR DE ESPUMA	HOLT LINEAR
DIVERSOS	TRANSFER MBOAH 110ml	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	VASELINA COCONUT MBOAH 440G	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	CLEAN MBOAH 1L CONCENTRADO	HOLT LINEAR
DIVERSOS	SEALING TROPICAL DERM 240ML	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	CABO CLIP SIMPLES	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	CLEAN REILLY 1L	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	TROPICAL DERM FIX BRILHOSO	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	CARTUCHO EASYCLICK ASTON - 1RL	HOLT LINEAR
DIVERSOS	FONTE BRONC PORTÁTIL	HOLT LINEAR
DIVERSOS	CLEAN MBOAH DILUIDO	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	MAQUINA ELECTRA POP	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	TROPICAL DERM PRO FOSCO	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	GROMMET	HOLT LINEAR
DIVERSOS	PAPEL IMPRESSORA DARK HD	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	CLEAN UP ELECTRIC INK 1L	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	BATOQUE G	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	VASELINA COCONUT MBOAH PEQUENA	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	PAPEL TOALHA	MÉDIA SIMPLES

DIVERSOS	MIXER	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	TRANSFER IT ELECTRIC INK 120ml	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	EASY INN 300g	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	VASIGEL HAMAMÉLIS 470G	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	LIGUINHA	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	BARBEADOR	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	TRANSFER 10X MBOAH 200ML	HOLT LINEAR
DIVERSOS	CABO RCA WHITE HEAD	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	LUVA NITRILÍCA M	HOLT LINEAR
DIVERSOS	NO PLASTIC 200g	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	CAIXA POMADA REILLY	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	PALETA MIX	HOLT LINEAR
DIVERSOS	ELEMENTO X	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	TRANSFER IT 30ML	HOLT LINEAR
DIVERSOS	BABADOR	HOLT LINEAR
DIVERSOS	LUVA NITRILÍCA G	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	BATOQUE P	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	TRANSFER IT ELECTRIC INK 240ML	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	PAPEL IMPRESSORA DARK GB	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	VASELINA JELLY 730g	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	BATOQUE M	HOLT LINEAR
DIVERSOS	CANETA FREE HAND DARK	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	CATÉTER	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	BANDAGEM	HOLT LINEAR
DIVERSOS	TKTX	MÉDIA SIMPLES
TINTA	DILUENTE VIPER 60ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	TINTA VIPER PRETO TRIBAL 30ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	DILUENTE ELECTRIC INK 240ML	MÉDIA SIMPLES

TINTA	TINTA EVERLAST OUTLINER 240ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	TINTA VIPER PRETO LINHA 30ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	TINTA ULTRALINER ELECTRIC INK 240ML	HOLT LINEAR
TINTA	TINTA ULTRALINER BLACK 30ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	TINTA INKDRAW 150ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	INTENZE COLORIDAS 30ML	HOLT LINEAR
TINTA	DYNAMIC TRIBLACK	MÉDIA SIMPLES
TINTA	TINTA EVERLAST OUTLINER 30ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	TINTA EVERLAST TRIBAL 240ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	DILUENTE ELECTRIC INK 30ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	VIPER TOM DE PELE	HOLT LINEAR
TINTA	TINTA VIPER PRETO LINHA 120ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	TINTA EASY GLOW WHITE 240ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	TINTA IMPRESSORA DARK	MÉDIA SIMPLES
TINTA	TINTA VIPER PRETO TRIBAL 120ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	RAVEN BLACK FINE LINE 240ML	HOLT LINEAR
TINTA	TINTA RAVEN BLACK 240ML	HOLT LINEAR
TINTA	TINTA VIPER BRANCO 120ML	HOLT LINEAR
TINTA	DILUENTE ELECTRIC INK 120ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	TINTA EVERLAST TRIBAL 30ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	TINTA VIPER BRANCO 30ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	RAVEN BLACK FINE LINE 30ML	HOLT LINEAR
TINTA	ZUPER BLACK 350ml	MÉDIA SIMPLES
TINTA	TINTA PRETO TRIBAL ELECTRIC 30ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	TINTA BRANCO REAL ELETRIC 30ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	TINTA VIPER COLORIDA 30ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	TINTA EASY GLOW COLORIDAS	MÉDIA SIMPLES

TINTA	TINTA PRETO LINHA ELECTRIC 30ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	RAVEN BLACK 30ML	HOLT LINEAR
TINTA	TINTA EASY GLOW WHITE 30ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	TINTA ELECTRIC INK COLORIDAS	MÉDIA SIMPLES
TINTA	DYNAMIC BLACK	MÉDIA SIMPLES

APÊNDICE B - CATEGORIA X PRODUTO X MELHOR MÉTODO (6 meses)

Tabela completa apresentada no tópico 3.8

CATEGORIA	PRODUTO	MÉTODO
AGULHA	AGULHA ASTON - 15MG	LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 3RL	LINEAR + DP
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 11RM	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 7RL	LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 5RL	LINEAR
AGULHA	AGULHA ASTON - 7RM	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 5RL	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 9RL	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 9MG	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 3RL	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA ASTON - 13RM	LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 15RM	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 13RM	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 13RS	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 9RS	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 7RM	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA ASTON - 15RS	LINEAR
AGULHA	AGULHA ASTON - 7RS	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 7MG	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 11RL	MÉDIA SIMPLES

AGULHA	AGULHA ASTON - 13MG	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 11MG	LINEAR
AGULHA	AGULHA ASTON - 11RL	LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 8RL	LINEAR
AGULHA	AGULHA ASTON - 13RL	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 9RL	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 7RS	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA ASTON - 5RS	LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 9MG	LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 15MG	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 13RL	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 11MG	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 9RS	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 11RS	LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 7RS	LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 9RL	LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 15MG	LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 9RS	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD - 11RS	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 11RL	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA ASTON - 11RM	LINEAR
AGULHA	AGULHA PHANTOM	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 3RL	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 15RL	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 11RS	MÉDIA SIMPLES
AGULHA	AGULHA ASTON - 4RL	LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 5RL	LINEAR
AGULHA	AGULHA WHITEHEAD PREMIUM - 7RL	LINEAR
AGULHA	AGULHA ASTON - 15RM	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA ASTON - 9RM	HOLT LINEAR
AGULHA	AGULHA ASTON - 7RL	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	TIP - 5R	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	BIQUEIRA REILLY - 7R	LINEAR
BIQUEIRA	BIQUEIRA REILLY - 13F	LINEAR

BIQUEIRA	BIQUEIRA REILLY - 9R	LINEAR
BIQUEIRA	TIP - 11F	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	BIQUEIRA REILLY - 9F	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	TIP - 5F	LINEAR
BIQUEIRA	BIQUEIRA ELECTRIC INK - 7R	LINEAR + DP
BIQUEIRA	TIP - 9R	LINEAR + DP
BIQUEIRA	BIQUEIRA REILLY - 5R	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	TIP - 7R	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	TIP - 7F	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	BIQUEIRA REILLY - 13R	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	BIQUEIRA ELECTRIC INK - 9R	LINEAR
BIQUEIRA	TIP - 9F	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	BIQUEIRA REILLY - 15RL	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	BIQUEIRA REILLY - 7F	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	TIP - 13F	MÉDIA SIMPLES
BIQUEIRA	LONG TIP ELECTRIC - 9R	LINEAR
BIQUEIRA	LONG TIP ELECTRIC - 11R	LINEAR
BIQUEIRA	LONG TIP ELECTRIC	LINEAR
BIQUEIRA	TIP - 13R	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	TIP - 3R	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	BIQUEIRA ELECTRIC INK - 11R	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	BIQUEIRA REILLY - 11R	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	TIP - 11R	LINEAR
BIQUEIRA	BIQUEIRA REILLY - 3R	LINEAR
BIQUEIRA	TIP - 3RL	LINEAR
BIQUEIRA	LONG TIP ELECTRIC - 5R	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	TIP - 15F	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	BIQUEIRA REILLY - 11F	LINEAR
BIQUEIRA	LONG TIP ELECTRIC - 7R	LINEAR
BIQUEIRA	BIQUEIRA ELECTRIC INK - 5R	LINEAR
BIQUEIRA	BIQUEIRA REILLY - 15F	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	LONG TIP ELECTRIC - 3R	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	BIQUEIRA ELECTRIC INK	HOLT LINEAR
BIQUEIRA	BIQUEIRA ELECTRIC INK - 3R	HOLT LINEAR
CARTUCHO	ASTON START - 5RL	LINEAR
CARTUCHO	SKIN INK - 3RL	MÉDIA SIMPLES
CARTUCHO	SKIN INK	HOLT LINEAR
CARTUCHO	ASTON START - 7RL	HOLT LINEAR
CARTUCHO	ASTON START - 11MG	HOLT LINEAR
CARTUCHO	ASTON START - 11RL	HOLT LINEAR
CARTUCHO	MILITY PRO - 7RL	LINEAR + DP

CARTUCHO	ASTON START - 13RL	MÉDIA SIMPLES
CARTUCHO	SKIN INK - 0603RL	MÉDIA SIMPLES
CARTUCHO	ASTON START - 7MG	MÉDIA SIMPLES
CARTUCHO	MILITY - 0403RL	MÉDIA SIMPLES
CARTUCHO	WHITEHEAD MAX - 25RM	LINEAR
CARTUCHO	MAST PRO - 11RL	LINEAR
CARTUCHO	ASTON START - 9RM	MÉDIA SIMPLES
CARTUCHO	SKIN INK - 14RS	HOLT LINEAR
CARTUCHO	WHITEHEAD MAX - 19RM	HOLT LINEAR
CARTUCHO	MILITY PRO	HOLT LINEAR
CARTUCHO	ASTON START - 3RL	LINEAR
CARTUCHO	MAST PRO - 5RL	LINEAR
CARTUCHO	MILITY	LINEAR
CARTUCHO	MAST PRO	LINEAR
CARTUCHO	WJX ULTRA	HOLT LINEAR
DIVERSOS	PAPEL HECTOGRAFICO	HOLT LINEAR
DIVERSOS	LUVA NITRILÍCA P	HOLT LINEAR
DIVERSOS	PELE ARTIFICIAL 20 x 20	LINEAR
DIVERSOS	PROTETOR CABO	LINEAR
DIVERSOS	NO PLASTIC 60g	LINEAR
DIVERSOS	PEDAL	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	VASELINA SLIP 800g	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	CABO RCA SIMPLES	HOLT LINEAR
DIVERSOS	ALMOTOLIA 500ML	LINEAR
DIVERSOS	FONTE BASICA	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	GRIP ALUMINIO	HOLT LINEAR
DIVERSOS	ALMOTOLIA 250ML	HOLT LINEAR
DIVERSOS	SEAL UP 110ML	HOLT LINEAR
DIVERSOS	BORRIFADOR DE ESPUMA	LINEAR
DIVERSOS	TRANSFER MBOAH 110ml	LINEAR
DIVERSOS	VASELINA COCONUT MBOAH 440G	LINEAR
DIVERSOS	CLEAN MBOAH 1L CONCENTRADO	LINEAR
DIVERSOS	SEALING TROPICAL DERM 240ML	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	CABO CLIP SIMPLES	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	CLEAN REILLY 1L	LINEAR
DIVERSOS	TROPICAL DERM FIX BRILHOSO	LINEAR
DIVERSOS	CARTUCHO EASYCLICK ASTON - 1RL	LINEAR
DIVERSOS	FONTE BRONC PORTÁTIL	LINEAR

DIVERSOS	CLEAN MBOAH DILUIDO	LINEAR + DP
DIVERSOS	MAQUINA ELECTRA POP	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	TROPICAL DERM PRO FOSCO	LINEAR
DIVERSOS	GROMMET	LINEAR
DIVERSOS	PAPEL IMPRESSORA DARK HD	LINEAR
DIVERSOS	CLEAN UP ELECTRIC INK 1L	LINEAR
DIVERSOS	BATOQUE G	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	VASELINA COCONUT MBOAH PEQUENA	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	PAPEL TOALHA	LINEAR
DIVERSOS	MIXER	LINEAR
DIVERSOS	TRANSFER IT ELECTRIC INK 120ml	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	EASY INN 300g	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	VASIGEL HAMAMÉLIS 470G	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	LIGUINHA	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	BARBEADOR	LINEAR
DIVERSOS	TRANSFER 10X MBOAH 200ML	LINEAR
DIVERSOS	CABO RCA WHITE HEAD	LINEAR
DIVERSOS	LUVA NITRILÍCA M	LINEAR
DIVERSOS	NO PLASTIC 200g	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	CAIXA POMADA REILLY	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	PALETA MIX	LINEAR
DIVERSOS	ELEMENTO X	LINEAR
DIVERSOS	TRANSFER IT 30ML	LINEAR
DIVERSOS	BABADOR	LINEAR
DIVERSOS	LUVA NITRILÍCA G	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	BATOQUE P	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	TRANSFER IT ELECTRIC INK 240ML	LINEAR
DIVERSOS	PAPEL IMPRESSORA DARK GB	LINEAR
DIVERSOS	VASELINA JELLY 730g	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	BATOQUE M	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	CANETA FREE HAND DARK	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	CATÉTER	MÉDIA SIMPLES
DIVERSOS	BANDAGEM	LINEAR
DIVERSOS	TKTX	LINEAR

TINTA	DILUENTE VIPER 60ML	LINEAR
TINTA	TINTA VIPER PRETO TRIBAL 30ML	LINEAR
TINTA	DILUENTE ELECTRIC INK 240ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	TINTA EVERLAST OUTLINER 240ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	TINTA VIPER PRETO LINHA 30ML	HOLT LINEAR
TINTA	TINTA ULTRALINER ELECTRIC INK 240ML	LINEAR
TINTA	TINTA ULTRALINER BLACK 30ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	TINTA INKDRAW 150ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	INTENZE COLORIDAS 30ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	DYNAMIC TRIBLACK	MÉDIA SIMPLES
TINTA	TINTA EVERLAST OUTLINER 30ML	HOLT LINEAR
TINTA	TINTA EVERLAST TRIBAL 240ML	LINEAR
TINTA	DILUENTE ELECTRIC INK 30ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	VIPER TOM DE PELE	HOLT LINEAR
TINTA	TINTA VIPER PRETO LINHA 120ML	HOLT LINEAR
TINTA	TINTA EASY GLOW WHITE 240ML	HOLT LINEAR
TINTA	TINTA IMPRESSORA DARK	HOLT LINEAR
TINTA	TINTA VIPER PRETO TRIBAL 120ML	LINEAR
TINTA	RAVEN BLACK FINE LINE 240ML	LINEAR
TINTA	TINTA RAVEN BLACK 240ML	LINEAR
TINTA	TINTA VIPER BRANCO 120ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	DILUENTE ELECTRIC INK 120ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	TINTA EVERLAST TRIBAL 30ML	HOLT LINEAR
TINTA	TINTA VIPER BRANCO 30ML	LINEAR
TINTA	RAVEN BLACK FINE LINE 30ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	ZUPER BLACK 350ml	HOLT LINEAR
TINTA	TINTA PRETO TRIBAL ELECTRIC 30ML	HOLT LINEAR
TINTA	TINTA BRANCO REAL ELETRIC 30ML	HOLT LINEAR
TINTA	TINTA VIPER COLORIDA 30ML	HOLT LINEAR
TINTA	TINTA EASY GLOW COLORIDAS	LINEAR
TINTA	TINTA PRETO LINHA ELECTRIC 30ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	RAVEN BLACK 30ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	TINTA EASY GLOW WHITE 30ML	MÉDIA SIMPLES
TINTA	TINTA ELECTRIC INK COLORIDAS	MÉDIA SIMPLES

TINTA	DYNAMIC BLACK	LINEAR