

APLICAÇÃO DE MÉTODOS QUANTITATIVOS DE PREVISÃO DE DEMANDA EM UM SUPERMERCADO

Vanderlan Lima de Oliveira ⁽¹⁾ (vanderlanlima88@gmail.com), José Ribamar Oliveira Cavalcante Júnior ⁽²⁾ (ribamar.cavalcante@unichristus.edu.br), Caio Marques Silva ⁽³⁾ (05214112386@professores.estacio.br)

⁽¹⁾ Centro Universitário Sete de Setembro (UNI7); Engenharia de Produção

⁽²⁾ Centro Universitário Unichristus (UNICHRISTUS); Engenharia de Produção

⁽³⁾ Centro Universitário Estácio-CE (ESTÁCIO); Computação

RESUMO: *A previsão de demanda em supermercados é um componente crucial para a gestão eficiente de estoques, garantindo a disponibilidade de produtos e minimizando custos com excessos e perdas. Este estudo tem como objetivo aplicar diferentes métodos quantitativos de previsão de demanda, e através da análise de erro, obtido através dos cálculos da Média Aritmética dos Desvios Absolutos em Percentuais – MAPE e da Raiz Quadrada da Média Aritmética dos Quadrados dos Desvios – RMSE, identificar qual o melhor para determinados produtos do segmento de açougue bovino de um supermercado. Foram aplicados os seguintes métodos de previsão de demanda: Média Móvel Simples, Média Móvel Ponderada, Sazonalidade Simples, Suavização Exponencial Simples, Suavização Exponencial Dupla de Holt e Holt Winters e estes métodos foram aplicados em três grupos: carnes nobres, carnes de cozimento lento e carnes com cortes especiais e miúdos. Os métodos quantitativos foram aplicados usando o Microsoft Excel, para modelar e prever a demanda futura com base nos dados disponíveis. Alguns métodos resultaram em valores próximos, e se alternaram de qual valor foi menor em RMSE e MAPE. O método escolhido foi o de Suavização Dupla de Holt, que resultou em menor RMSE e indica que, em média, as previsões desse método estão mais próximas dos valores reais.*

PALAVRAS-CHAVE: VAREJO ALIMENTÍCIO, CARNE BOVINA, PLANEJAMENTO E CONTROLE DE OPERAÇÕES

APPLICATION OF QUANTITATIVE DEMAND FORECASTING METHODS IN A SUPERMARKET

ABSTRACT: *Demand forecasting in supermarkets is a crucial component for efficient inventory management, ensuring product availability and minimizing costs associated with excess and losses. This study aims to apply different quantitative demand forecasting methods and, through error analysis—using the calculations of the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) and the Root Mean Square Error (RMSE)—identify which is the best for specific products in the beef segment of a supermarket. The following demand forecasting methods were applied: Simple Moving Average, Weighted Moving Average, Simple Seasonality, Simple Exponential Smoothing, Holt's Double Exponential Smoothing, and Holt-Winters Exponential Smoothing. These methods were applied to three groups: premium cuts, slow-cooking cuts, and special cuts and offal. Quantitative methods were applied using Microsoft Excel to model and forecast future demand based on available data. Some methods resulted in close values and alternated in which had the lower RMSE and MAPE values. The chosen method was Holt's Double Exponential Smoothing, which resulted in the lowest RMSE, indicating that, on average, this method's forecasts are closer to the actual values.*

KEYWORDS: FOOD RETAIL, BEEF, OPERATIONS PLANNING AND CONTROL

1. INTRODUÇÃO

No contexto atual, a sociedade se encontra globalizada, coberta por um grande fluxo de informações e dados, as quais são gerados a cada segundo em uma velocidade jamais vista. Com isso, nos últimos anos vem crescendo a necessidade de absorver essas informações e transformá-la em conhecimento. Vários setores da economia são impactados, gerando forte concorrência entre as organizações, essas nas quais buscam otimização e meios para se sobressair diante de outras empresas (PROVOST e FAWCETT, 2016).

Um dos setores que mais é atingido, e se transforma sistematicamente, é o setor varejista alimentício, principalmente os supermercados. O setor varejista possui grande importância no mercado econômico brasileiro, recebendo milhões de pessoas que possuem finalidades e compras distintas.

Nesse cenário, métodos de previsão de demanda surge como pratica essencial para toda organização que busca melhorias e aprimorar suas operações e estratégias de planejamento. Contribuindo com vários setores da organização, como comercial, logística e marketing, além de ser tornar uma vantagem competitiva em um mercado cada vez mais acirrado.

A previsão de demanda em supermercados desempenha um papel importante na eficiência operacional e na satisfação do cliente. Com a crescente concorrência e as mudanças nos hábitos de compra dos consumidores, é essencial para os supermercados anteciparem e se adaptarem às flutuações na demanda.

Além disso, a previsão de demanda é uma ferramenta valiosa para auxiliar na tomada de decisão estratégica. Ao analisar padrões históricos de compra e tendências de mercado, os supermercados podem identificar oportunidades de crescimento, lançamento de novos produtos e expansão de operações. Isso permite que as empresas do setor se mantenham competitivas em um mercado em constante evolução e atendam às demandas em constante mudança dos consumidores.

Entre os segmentos mais relevantes da indústria alimentícia está o mercado de produtos de açougue bovino resfriado. Esta categoria de produtos representa uma grande parcela da venda de carnes no Brasil, consumida frequentemente pela população. Porém, com sua natureza perecível, curto prazo de validade, sazonalidade nas vendas e sensibilidade de preço-demanda, a gestão de estoque e diminuição de quebras por avarias e por excesso de estoque se torna um desafio para boas partes dos varejistas.

Diante disso, esse trabalho irá se concentrar em um estudo realizado em um supermercado localizado na cidade de Fortaleza. Será aplicado diferentes métodos a fim de se obter a previsão com menor erro possível, e com isso ajudar na gestão de estoque minimizando seus custos e gargalos. O objetivo do trabalho é aplicar métodos de previsão de demanda na categoria de Carnes de uma loja

de Supermercado por meio da obtenção de dados de consumo de Açougue bovino resfriado, segmentado em pequenos grupos divididos conforme finalidade de consumo.

2. MATERIAIS E MÉTODOS

Um bom planejamento de compras no mercado varejista está diretamente ligado de uma antevisão da demanda por parte das áreas de negócios da empresa, desde o comercial ao marketing. Uma boa previsão de demanda facilita no fluxo da cadeia de abastecimento dos supermercados. Deste a aquisição de matéria-prima por parte da indústria, até a disponibilidade do produto a preço justo para o cliente final.

Para Novaes (2007), apesar de ser necessária tanto nas decisões estratégicas de longo prazo, projeção para venda de mais de um ano, como para pequenas decisões táticas de curto prazo. A previsão de demanda está também sujeita a erros, por depender de variáveis involuntárias como aspectos econômicos e políticos do país, mercado exterior, preço, renda familiar e inflação.

Ross (1998) define seis requisitos fundamentais para uma projeção satisfatória, a saber:

- 1 - Horizonte da previsão: os tomadores de decisão têm que definir planos de ação se baseando em períodos variáveis dependendo da natureza da decisão, seja ela estratégica, tática ou operacional. Um exemplo básico é uma predição de venda de anos para decidir qual produto ser utilizado em um ponto estratégico no supermercado durante o final de semana.
- 2 - Nível detalhe dos dados: em alguns casos o analista que está realizando a previsão necessita de dados mais detalhados e minerados, porem a base de dados só disponibiliza dados agregados em grandes lotes. Um exemplo é a abertura de uma nova loja de uma rede varejista na zona sul da cidade, porem meus dados representam a venda e a renda familiar municipal, não disponibilizando os dados por bairros ou regionais. Fazendo com que seja estimado indiretamente.
- 3 - Tamanho da amostra: com uma população de dados muito volumoso se faz necessário técnicas de coleta de amostragem de dados a fim de se fazer a análise. Pode também ser encontrado falta de dados no período analisado, com isso são necessários métodos para preenchimento desses dados ou a exclusão definitiva dos mesmos.
- 4 - Controle das previsões: com a previsão estando sujeita a erros, é necessário um acompanhamento periódico conforme o horizonte da previsão, fazendo mudanças se necessário. Exemplo é a definição de lote de compra de um produto durante 5 anos, porem após 1 ano a matéria-prima desse produto tem sua oferta diminuída e seu preço aumenta, fazendo com que a previsão passe por ajuste para o restante do período da previsão.
- 5 - Grau de estabilidade: a demanda de alguns produtos é estável ao longo do tempo, com pequenas variâncias, podendo dar como exemplo o arroz e feijão. Já outros apresenta variações dependentes de variáveis externas ou internas, produtos como bebida alcoólica e roupas.

6 - Planejamento organizado: é necessário organizar a estrutura do planejamento de modo a armazenar e gerenciar registro histórico, mantendo a memória metodológica e preservando o processo. As mudanças não justificadas na sistemática de elaboração das previsões acabam criando resistências dentro da organização.

2.1 Métodos de previsão de demanda

De acordo com Tubino (2017), a previsão de demanda baseada em séries temporais se apoia na ideia de que a demanda futura é uma projeção dos valores históricos, sem influência de outras variáveis. O autor ainda destaca que a previsão de demanda é a previsão mais importante em uma empresa, sendo a base para desenvolvimento de diversos planejamentos como plano de produção, de capacidade, de vendas, de estoque etc. Métodos quantitativos de previsão de séries temporais buscam identificar um padrão de comportamento da série e utilizá-lo para prever o futuro (Corrêa; Corrêa, 2022).

Conforme Box, Jenkins e Reinsel (2008), a identificação e modelagem da tendência são essenciais para uma previsão precisa, uma vez que fornecem insights valiosos sobre padrões subjacentes que podem impactar futuras demandas de mercado. A tendência em séries temporais refere-se à direção geral e persistente de mudança ao longo do tempo, representando o comportamento de longo prazo dos dados.

A sazonalidade em séries temporais se refere a padrões recorrentes que ocorrem em intervalos regulares ao longo do tempo, geralmente associados a fatores sazonais como estações do ano, feriados ou eventos periódicos. Ao identificar e modelar a sazonalidade, as empresas podem ajustar suas previsões para considerar variações sazonais, melhorando assim a precisão das projeções de demanda, uma compreensão profunda da sazonalidade é fundamental para desenvolver modelos eficazes de previsão que capturem adequadamente as variações sazonais e permitam uma gestão mais eficiente dos recursos e estoques (Box et al., 2008).

Cada um dos métodos de previsão de demanda possui suas vantagens e desvantagens, que devem ser cuidadosamente consideradas ao selecionar a abordagem mais adequada para um determinado contexto.

A média móvel simples (Equação 1) é reconhecida por sua simplicidade de implementação e capacidade de suavizar variações aleatórias nos dados. No entanto, sua sensibilidade a flutuações abruptas e sua incapacidade de capturar tendências e padrões sazonais podem limitar sua eficácia (Montgomery, 2015). Por outro lado, a média móvel ponderada (Equação 2) oferece a vantagem de atribuir pesos diferentes às observações, permitindo maior sensibilidade a mudanças nas tendências. Entretanto, a necessidade de definir pesos de forma arbitrária e sua suscetibilidade a flutuações extremas nos dados são desafios a serem considerados (Chatfield, 2019).

$$MMS = \frac{P_1 + P_2 + \dots + P_n}{n} \quad (1)$$

Variáveis: P corresponde à demanda realizada em períodos anteriores; n é o número de períodos;
MMS corresponde a previsão obtida para o próximo período

$$MMP = \frac{\sum_{i=1}^n C_i \times X_i}{n \sum_{i=1}^n C_i} \quad (2)$$

Variáveis: C corresponde ao peso para o peso dado ao i-ésimo valor e X é o dado referente ao i-ésimo valor; MMP corresponde a previsão obtida para o próximo período

A sazonalidade simples (Equação 3) destaca-se por sua capacidade de capturar padrões sazonais em séries temporais de forma relativamente simples. No entanto, sua premissa de que a sazonalidade é constante ao longo do tempo pode não refletir a realidade em muitos casos, especialmente em contextos dinâmicos (Makridakis, 1998). Quanto aos métodos de suavização exponencial simples (Equação 4) e dupla (Equação 5), sua flexibilidade para ajustar o peso das observações passadas os torna adequados para adaptar-se a mudanças nas tendências e padrões sazonais. No entanto, a necessidade de definir parâmetros de forma arbitrária e sua sensibilidade a flutuações extremas nos dados são considerações importantes (Box et al., 2008).

$$SN = D + (D \times (Is - 1)) \quad (3)$$

Variáveis: D corresponde a demanda média; IS é o índice de sazonalidade (relação entre a demanda real e a média móvel centrada); SN corresponde a previsão obtida para o próximo período

$$SES = P + \alpha \times (Y - P) \quad (4)$$

Variáveis: P corresponde a previsão para o período atual, α é a constante de suavização que varia entre 0 e 1, Y é o valor real do período atual; SES corresponde a previsão obtida para o próximo período

$$SED_{t+p} = L_t + T_t p \quad (5)$$

Variáveis: p corresponde ao intervalo do tempo da previsão, L é o nível da série temporal e T a previsão de tendência da série temporal; SED corresponde a previsão obtida para o próximo período

Por fim, o método de Holt-Winters destaca-se por incorporar componentes de tendência e sazonalidade, além da suavização exponencial, tornando-o adequado para séries temporais com padrões complexos. No entanto, sua complexidade computacional e a necessidade de estimar múltiplos parâmetros podem representar desafios, especialmente em séries temporais curtas ou ruidosas (Hyndman & Athanasopoulos, 2018).

Conforme destacado por Makridakis (1998), o método de Holt-Winters é particularmente útil quando lidamos com séries temporais que exibem tanto tendência linear quanto sazonalidade em seus padrões de demanda. Além disso, o autor ressalta que este método emprega equações de suavização não apenas para estimar o nível e a tendência, mas também para capturar a sazonalidade presente na série temporal, contribuindo assim para uma precisão aprimorada nas previsões. Essa abordagem é essencial para gerenciar eficazmente a variabilidade inerente às séries temporais.

Para séries caracterizadas por tendências e sazonalidades adicionais, o método mais eficaz de explicação é o modelo aditivo de Winters. Em outras palavras, esse modelo é aplicado em séries em que o efeito sazonal não está diretamente relacionado ao nível médio atual da série temporal e pode ser incorporado ou removido de uma previsão baseada apenas no nível e na tendência. O método sazonal Aditivo de Holt-Winters pode ser descrito através das Equações 6, 7, 8 e 9.

$$L_t = \alpha \times (X_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha) \times (L_{t-1} + T_{t-1})$$

Variáveis: L_t = Nível da série; T_t = Tendência da série; S_t = Componente de Sazonalidade; α , β e γ = Constantes de Suavização (6)

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

Variáveis: L_t = Nível da série; T_t = Tendência da série; S_t = Componente de Sazonalidade; α , β e γ = Constantes de Suavização (7)

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

Variáveis: L_t = Nível da série; T_t = Tendência da série; S_t = Componente de Sazonalidade; α , β e γ = Constantes de Suavização (8)

$$\hat{z}_t = (L_t + KT_t) \times S_{t-s+k}$$

$\hat{z}$ corresponde a previsão obtida para o próximo período (9)

Para séries temporais que apresentam tendências e sazonalidades adicionais, o método multiplicativo de Winters se destaca como uma abordagem eficaz. Ao contrário do modelo aditivo, este método é aplicado em séries onde o efeito sazonal é proporcional ao nível médio atual da série temporal. Em outras palavras, as variações sazonais são multiplicativas em relação ao nível e à tendência da série. O método multiplicativo de Holt-Winters é descrito por meio de equações que permitem incorporar e ajustar as sazonalidades de forma mais precisa, proporcionando previsões mais acuradas em séries com essas características contidas nas Equações 7, 9, 10 e 11.

$$L_t = \alpha \times \left(\frac{X_t}{S_{t-s}}\right) + (1 - \alpha) \times (L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (10)$$

$$S_t = \gamma \left(\frac{X_t}{L_t} \right) + (1 - \gamma) S_{t-s} \quad (11)$$

Variáveis: L_t = Nível da série; T_t = Tendência da série; S_t = Componente de Sazonalidade; α , β e γ = Constantes de Suavização

Para saber se o modelo de séries temporais selecionado para realizar previsões é significativo estatisticamente devemos quantificar o ajuste do modelo escolhido aos dados históricos existentes. Tubino (2009) esclarece que o controle e a análise dos erros garantem a escolha e a técnica mais eficientes para os dados coletados.

Existem vários métodos de análise do erro de previsão. O estudo em questão irá abordar dois métodos, sendo eles:

1 - MAPE (Média Aritmética dos Desvios Absolutos em Percentuais): é das mais populares formulas para se calcular erros de previsão. Por se tratar de erro relativo, ele não depende da escala, e com isso, permite comparar a acuraria da previsão entre séries de dados temporais de proporções diferentes (Equação 12).

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

2 - RMSE (Raiz Quadrada da Média Aritmética dos Quadrados dos Desvios): Calcula a raiz quadrada da média dos quadrados dos erros entre os valores observados e os valores previstos. Para calcular o RMSE, primeiro, os erros individuais são calculados subtraindo os valores previstos dos valores reais. Em seguida, esses erros são elevados ao quadrado, a média é calculada e, por fim, é extraída a raiz quadrada desse valor. Quanto menor o valor do RMSE, maior a precisão da previsão (Equação 13).

$$RMSE = \sqrt{EQD} \quad (13)$$

2.2 Metodologia

Para alcançar os objetivos propostos, adotou-se uma abordagem metodológica quantitativa. Inicialmente, foi realizada uma revisão da literatura sobre métodos de previsão de demanda, com ênfase em técnicas estatísticas e de séries temporais. Esta etapa foi crucial para entender as diferentes abordagens disponíveis e identificar as melhores práticas no contexto de varejo.

Posteriormente, foi conduzido um estudo de caso em uma empresa do setor varejista, onde os métodos de previsão de demanda selecionados foram aplicados. O estudo de caso permitiu uma análise detalhada do processo de previsão de demanda da empresa, analisando o contexto atual da

loja, e seus principais ofensores em quebra e venda, desde a coleta de dados até a avaliação da precisão das previsões geradas.

A coleta de dados foi realizada por meio da ferramenta Qlik utilizada pela empresa, bem como pela análise de registros históricos de vendas e dados disponíveis em sua base. Os métodos quantitativos foram aplicados usando o Microsoft Excel, para modelar e prever a demanda futura com base nos dados disponíveis. Por fim, os resultados foram analisados e interpretados à luz da teoria revisada e das práticas observadas na empresa estudada.

2.3 Estudo de caso

O supermercado onde será realizado o estudo está localizado no bairro Aldeota, em Fortaleza, o estabelecimento possui um amplo e diversificado mix de produtos, atendendo a uma variedade de clientes com múltiplos gostos e necessidades, em alguns casos produtos diferentes necessitam de operações específicas. Em 2023, seu faturamento foi de R\$ 112.288.797,88, porém com um valor de quebra de R\$ 2.659.510,10 representando 2,37% da sua venda, comprometendo sua produtividade, eficiência operacional e qualidade de serviço.

Devido a essa complexidade, a empresa possui uma cadeia de abastecimento elaborada, com operações em diferentes setores que impactam e geram custos em diversas etapas do processo, desde o planejamento de compras até o abastecimento do ponto de venda.

No cenário atual, o planejamento de compras não utiliza métodos quantitativos diversos para prever vendas, se apoiando em métodos mais convencionais como média simples e o crescimento em relação ao ano anterior. Esses métodos muitas vezes resultam em compras inadequadas, causando rupturas de vendas, estoques excessivos e perdas devido a quebras de produtos. Essa abordagem limitada tem impacto direto na eficiência operacional e na lucratividade do supermercado, ressaltando a necessidade de adotar estratégias mais precisas e orientadas por dados para a gestão de estoque e vendas.

Foi aplicado uma análise ABC de vendas e quebras a fim de identificar as famílias de produtos que sejam mais relevantes e impactantes do negócio para se ter uma maior atenção e investimentos, direcionando os esforços de gestão de forma mais eficaz e orientada pelos dados. A categoria Açougue bovino resfriado representou 6,52% da participação das vendas em 2023, sendo esta a segunda categoria mais relevante do supermercado objeto deste estudo.

Para se obter uma informação mais precisa, coletou-se os dados realizados de cada grupo do cluster da categoria de açougue escolhida, pois cada um pode ter um comportamento diferente em relação a sua captação. Desta forma, serão aplicadas as ferramentas ou metodologias de previsão de demanda para o histórico de grupo. A categoria foi dividida da seguinte forma:

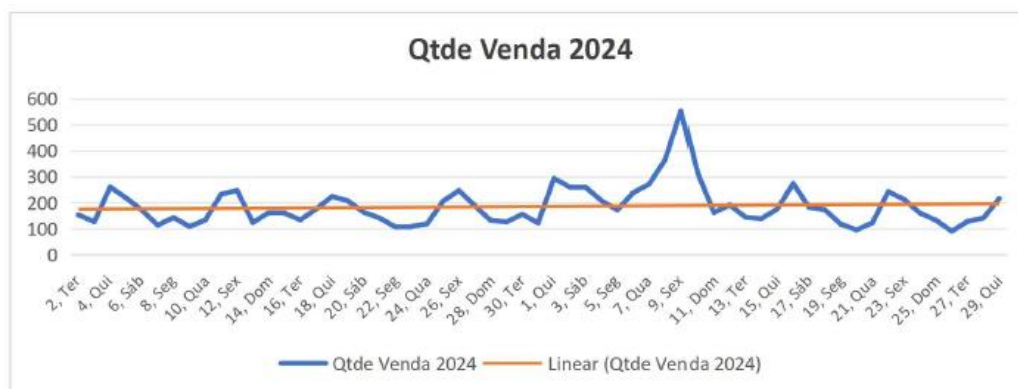
1 - Grupo de Cortes Nobres: Filé Mignon, Picanha, Maminha, Alcatra, Contra Filé e Filé Costela.

2 - Grupo de Cortes Cozimentos Lentos: Coxão Mole, Coxão Duro, Cupim, Fraldinha, Lagarto, Patinho e Músculo.

3 - Grupo de Cortes Especiais e Miúdos: Corte Especial Bovino, Miúdos Bovinos e dianteiro.

Foi realizado uma análise de comportamento da venda dos meses de janeiro e fevereiro de 2024 para visualizar características do comportamento da venda. Em Carnes Nobres, se desconsideramos o período de carnaval, no qual resulta em uma venda atípica incomum no ano (dia 09, sexta-feira), a série de vendas não apresenta tendência, porém apresenta picos de sazonalidade próximos ao final de semana, um ciclo de sazonalidade de 7 dias (Figura 1).

FIGURA 1. Demanda de Carnes Nobres – Fevereiro 2024



Fonte: Autor (2024).

Em Cozimentos Lentos, existe uma pequena tendência de queda e uma suave sazonalidade com seus picos as segundas feiras e sextas feiras do mês, em um ciclo de 7 dias (Figura 2).

FIGURA 2. Demanda de Cozimentos Lentos – Fevereiro 2024



Fonte: Autor (2024).

Os Cortes Especiais e Miúdos tem comportamento de venda aleatória no dia a dia, tendo uma tendência praticamente nula, e sem grandes sazonalidades (Figura 3).

FIGURA 3. Demanda de Cortes Especiais e Miúdos– Fevereiro 2024



Fonte: Autor (2024).

Com o histórico de vendas e o banco de dados obtidos, foram calculadas as previsões de demanda para os dias do mês de março de 2024. Foi usado o software de planilhas eletrônicas Excel, como também sua ferramenta solver, para otimizar constantes e encontrar a previsão com menor erro.

3. RESULTADOS

Após seguir a metodologia e os passos destacados nela, foram coletados os resultados do estudo.

3.1 Carnes nobres

Média Móvel Simples: 3 dias se adequou melhor as variações da demanda durante os dias em comparação a de 7 dias, que teve uma previsão com valores constantes que não respeitou as variações diárias. Mas ainda sim a de 3 dias respeitou essa variação de forma tardia, resultando em grandes diferenças entre o previsto e o realizado (Figura 4 e Figura 5).

Média móvel ponderada: Enquanto o método de 3 dias respondeu as variações e a sazonalidade de forma tardia, a de 7 dias se mostrou uma previsão ajustada a demanda até dia 20, no último período do mês a demanda teve um comportamento diferente do seu passado o que gerou grandes diferenças em alguns dias (Figura 6 e Figura 7).

Sazonalidade simples: A previsão se mostrou ideal, respeitando as variações da demanda e sendo ajustada aos dias, porém na última semana do mês a demanda teve um pico anormal para seu histórico, talvez ocasionado pelo feriado ocorrido em março, e o método não correspondeu a essa mudança de forma ideal (Figura 8).

Suavização exponencial simples: As projeções de vendas para março neste conjunto de dados exibem uma consistência ao longo do mês, permanecendo em torno de um valor médio. Contudo, tais projeções revelam-se notavelmente inferiores às vendas reais, sugerindo uma subestimação da demanda (Figura 9).

FIGURA 4. Previsão com Média Móvel Simples 3 dias Carnes Nobres



Fonte: Autor (2024).

FIGURA 5. Previsão com Média Móvel Simples 7 dias Carnes Nobres



Fonte: Autor (2024).

FIGURA 6. Previsão com Média Móvel Ponderada 3 dias Carnes Nobres



Fonte: Autor (2024).

Suavização exponencial dupla de Holt: A previsão se mostrou muito próxima da realizada, respondendo as variações e sazonalidade diária, porém de forma um pouco tardia (Figura 10).

Holt Winters: Ambos os métodos (multiplicativo e aditivo) responderam de forma esperada, se ajustando a sazonalidade dos dias e as variações ocorridas no mês, e quando ocorreu o comportamento diferente no fim de março, não gerou grandes diferenças (Figuras 11 e 12).

FIGURA 7. Previsão com Média Móvel Ponderada 7 dias Carnes Nobres



Fonte: Autor (2024).

FIGURA 8. Previsão com Sazonalidade simples Carnes Nobres



Fonte: Autor (2024).

FIGURA 9. Previsão com Sazonalidade exponencial simples Carnes Nobres



Fonte: Autor (2024).

FIGURA 10. Previsão com Suavização exponencial dupla de Holt Carnes Nobres



Fonte: Autor (2024).

FIGURA 11. Previsão com Holt Winters multiplicativo Carnes Nobres



Fonte: Autor (2024).

FIGURA 12. Previsão com Holt Winters aditivo Carnes Nobres



Fonte: Autor (2024).

3.2 Carnes cozidos lentos

Média móvel simples: Em uma venda mais aleatória e com pouca sazonalidade, a Média Móvel Simples de 3 dias teve momentos em que respondeu bem as variações, mas em grande parte

do período mostrou falha. A de 7 dias como em Carnes Nobres teve uma previsão constante sem considerar as variações diárias.

Média móvel ponderada: Assim como em Carnes Nobres, o método de 7 dias teve uma previsão mais ajustada, porém as duas se mostraram inconstantes em determinados períodos do mês. Isso sugere que o modelo pode não estar capturando completamente os padrões de demanda ou pode estar sendo influenciado por fatores não considerados.

Sazonalidade simples: Se mostrou ajustado durante boa parte do mês, tendo uma diferença na pequena queda da venda no final do mês.

Suavização exponencial simples: As previsões de vendas para março apresentam uma tendência geral de acompanhar as vendas reais em uma faixa próxima. No entanto, há algumas discrepâncias em determinados dias.

Suavização exponencial dupla de Holt: Acompanhou em uma linha constantes e próxima à venda, porém não se adaptando a nenhuma variação da demanda e gerando diferenças consideráveis.

Holt Winters: Em Cozidos Lentos, com uma venda mais aleatória e com pouca sazonalidade, teve um resultado também esperado, especialmente o Multiplicativo, se mostrando ajustado as variações diárias.

3.3 Carnes cortes especiais e miúdos

Média móvel simples: Os dois métodos (3 e 7 dias) mostram uma variação considerável em relação as vendas reais. Em alguns dias, as previsões estão relativamente próximas das vendas reais, enquanto em outros dias, há grandes diferenças.

Média móvel ponderada: As previsões de vendas para março variam em sua precisão em relação às vendas reais. Algumas previsões estão relativamente próximas das vendas reais, enquanto outras apresentam diferenças mais significativas. Essas discrepâncias podem indicar desafios na modelagem da demanda, especialmente em dias com vendas baixas.

Sazonalidade simples: Não se mostrou ideal a demanda ocorrida, tendo variações significativas durante os dias e não respondendo a aleatoriedade da venda.

Suavização exponencial simples: Neste conjunto de dados, as previsões de vendas para março são bastante estáveis, permanecendo consistentemente em torno de 9 unidades por dia. No entanto, as vendas reais variam entre 3 e 16 unidades por dia, mostrando uma maior variação do que as previsões sugerem.

Suavização exponencial dupla de Holt: Ocorre parecido com os Cozidos Lentos, uma previsão com valor médio constante sem responder a variação da venda durante os dias.

Holt Winters: Diferente de Carnes Nobres e Cozidos Lentos, o método não teve sucesso em atender as variações da venda, gerando diferenças significativas.

3.4 Erros

Ao comparar os resultados do RMSE e do MAPE para cada grupo de carne, foi possível identificar quais métodos de previsão se mostraram mais assertivos para cada categoria, contribuindo assim para uma tomada de decisão mais informada em relação à gestão da demanda.

Para Carnes Nobres foram obtidos os seguintes resultados, dispostos nas Tabelas 1 e 2:

TABELA 1 – Erros RMSE de Previsão Carnes Nobres

Erro	MMS 3 dias	MMS 7 dias	MMP 3 dias	MMP 7 dias	Sazonal simples	Suavização Simples	Suavizaç ão Dupla Holt	Holt Multiplicativo	Winters	Holt Winters Aditivo
RMSE	74,30	59,89	86,54	51,89	44,77	57,11	64,26	43,67		43,67

Fonte: Autor (2024).

TABELA 2 – Erros MAPE de Previsão Carnes Nobres

Erro	MMS 3 dias	MMS 7 dias	MMP 3 dias	MMP 7 dias	Sazonal simples	Suavização Simples	Suavizaç ão Dupla Holt	Holt Multiplicativo	Winters	Holt Winters Aditivo
MAPE	39%	31%	36%	23%	19%	30%	31%	21%		21%

Fonte: Autor (2024).

Os métodos que resultaram em menores erros foram o de sazonalidade simples e Holt Winters (multiplicativo e aditivo tiveram o mesmo resultado). O método escolhido foi o de Holt Winters, que mesmo apresentando um MAPE um pouco maior, teve menor RMSE, erro que considera o peso das previsões que estão mais longe do valor real, o que poderia resultar em uma quebra fora do previsto pela empresa.

Para Carnes Cozidos Lentos foram obtidos os seguintes resultados e expostos nas Tabelas 3 e 4:

TABELA 3 – Erros RMSE de Previsão Cozidos Lentos

Erro	MMS 3 dias	MMS 7 dias	MMP 3 dias	MMP 7 dias	Sazonal simples	Suavização Simples	Suavizaç ão Dupla Holt	Holt Multiplicativo	Winters	Holt Winters Aditivo
RMSE	38,64	33,55	51,99	30,83	32,94	34,72	34,68	26,75		28,56

Fonte: Autor (2024).

TABELA 2 – Erros MAPE de Previsão Cozidos Lentos

Erro	MMS 3 dias	MMS 7 dias	MMP 3 dias	MMP 7 dias	Sazonal simples	Suavização Simples	Suavizaç ão Dupla Holt	Holt Multiplicativo	Winters Holt Aditivo
MAPE	21%	19%	27%	16%	18%	20%	20%	15%	16%

Fonte: Autor (2024).

Assim como Carnes Nobres, o método escolhido foi o de Holt Winters, mais especificamente o multiplicativo, no qual resultou no menor RMSE e MAPE.

Para Carnes Cortes Especiais e Miúdos foram obtidos os seguintes resultados exibidos nas Tabelas 5 e 6:

TABELA 5 – Erros RMSE de Previsão Carnes Especiais e Miúdos

Erro	MMS 3 dias	MMS 7 dias	MMP 3 dias	MMP 7 dias	Sazonal simples	Suavização Simples	Suavizaç ão Dupla Holt	Holt Multiplicativo	Winters Holt Aditivo
RMSE	5,00	4,47	5,46	4,39	4,66	4,37	4,37	4,66	4,66

Fonte: Autor (2024).

TABELA 6 – Erros MAPE de Previsão Carnes Especiais e Miúdos

Erro	MMS 3 dias	MMS 7 dias	MMP 3 dias	MMP 7 dias	Sazonal simples	Suavização Simples	Suavizaç ão Dupla Holt	Holt Multiplicativo	Winters Holt Aditivo
MAPE	62%	60%	51%	50%	49%	58%	58%	49%	49%

Fonte: Autor (2024).

Alguns métodos resultaram em valores próximos, e se alternaram de qual valor foi menor em RMSE e MAPE. O método escolhido foi o de Suavização Dupla de Holt, que resultou em menor RMSE e indica que, em média, as previsões desse método estão mais próximas dos valores reais. A escolha desse método à frente da Suavização Simples, que mesmo os dados de análise resultarem em uma tendência nula, no futuro pode haver a presença de alguma tendência.

4. CONCLUSÕES

O objetivo principal deste estudo foi a implementação e avaliação de nove técnicas de previsão de demanda. O objetivo central consistiu em determinar qual desses métodos seria mais adequado para os diferentes canais de distribuição dentro do contexto específico da categoria de açougue bovino resfriado de uma loja de Supermercados.

Nesse sentido, os métodos selecionados para análise foram submetidos a uma avaliação minuciosa, considerando não apenas sua precisão na previsão de demanda, mas também sua capacidade de se ajustar às particularidades de cada grupo de carnes.

Com base nos resultados detalhados nas tabelas (29, 30 e 31), a análise e previsão de demanda demonstraram ser aplicáveis aos grupos específicos que foram analisados. Os resultados obtidos para o mês de março podem ser considerados satisfatórios, indicando que os métodos de previsão empregados foram eficazes em capturar as tendências e padrões de demanda observados nesse período.

Dessa forma, os insights obtidos a partir desta análise não apenas respaldam a utilização dos métodos de previsão de demanda no âmbito dos grupos de carnes estudados, mas também sugerem sua viabilidade em um contexto mais amplo dentro da organização e suas lojas. Isso proporciona uma oportunidade significativa para otimizar processos de gestão da demanda e melhorar o desempenho de indicadores como quebra e ruptura.

Com base nos resultados deste estudo, sugere-se que pesquisas futuras explorem a aplicação dessas técnicas de previsão de demanda em diferentes contextos e segmentos de mercado dentro da indústria de varejo de alimentos. Além disso, seria interessante investigar a eficácia desses métodos em períodos de sazonalidade ou em situações de mudanças repentinas nas preferências dos consumidores. Outro ponto relevante para pesquisas futuras seria a análise da integração dessas técnicas de previsão de demanda com sistemas de gestão de estoque e cadeia de suprimentos, visando uma abordagem mais holística e eficiente na administração dos recursos da organização.

REFERÊNCIAS

- ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS – ABNT. NBR 9050: Acessibilidade a Edificações, Mobiliário, Espaços e Equipamentos Urbanos. Rio de Janeiro: ABNT, 2004.
- BALLOU, Ronald H. Gerenciamento da Cadeia de Suprimentos: logística empresarial. 5 ed. Porto Alegre: Bookman, 2006.
- CORRÊA, H. L.; CORRÊA, C. A. Administração de Produção e Operações: Manufatura e Serviços: Uma Abordagem Estratégia. 5. ed. Barueri: Atlas, 2022.
- BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M. Time series analysis: forecasting and control. 4. ed., San Francisco: Holden-Day, 2008
- HYNDMAN, R. J.; ATHANASOPOULOS, G. Forecasting: Principles and Practice. Melbourne: OTexts, 2013.
- MAKRIDAKIS, S.; WHEELWRIGHT, S.; HYNDMAN, R. Forecasting: Methods and Applications. 3. ed., New York: John Wiley & Sons, 1998.
- NOVAES, A. G. Logística e Gerenciamento da Cadeia de Distribuição. 3. ed. Rio de Janeiro: Campus, 2007.
- ROSS, D. F. Competing Through Suplly Chain Management: Creating Market-Winning Strategies Through Supply Chain Partnership. Boston: Kluwer Academic, 1998.
- TUBINO, D. F. Planejamento e Controle da Produção: Teoria e Prática. 3. ed. São Paulo: Grupo GEN, 2017.
- TUBINO, D. F. Planejamento e controle da produção. São Paulo: Atlas, 2009.