

PREVISÃO DE DEMANDA COM BASE EM SÉRIES TEMPORAIS E ANÁLISE DE DESPERDÍCIO DE ALIMENTOS: ESTUDO DE CASO EM UMA GALETERIA NO DISTRITO FEDERAL

Autor: Sofia Marcon de Moraes

Sofia.marcon@edu.pucrs.br, PUCRS, Brasil

Orientador: Fernando de Oliveira Lemos

Fernando.lemos@pucrs.br, PUCRS, Brasil

Resumo: O desperdício de alimentos é um problema global com graves consequências econômicas, sociais e ambientais, frequentemente agravado por previsões inadequadas de demanda e gestão de estoques ineficientes. Este estudo aborda a previsão de demanda com base em séries temporais e a análise de desperdício de alimentos em uma galeteria localizada no Distrito Federal. Os métodos da Média Móvel Simples, da Suavização Exponencial Simples, da Suavização Exponencial Linear de Holt e da Suavização Exponencial Linear Holt-Winters foram testados, sendo este último o mais eficiente devido à sua capacidade de captar tendências e sazonalidade, resultando em 95,53% de acuracidade do modelo. O modelo mostrou-se eficaz na melhoria da eficiência operacional, destacando a importância de prever a demanda para a sustentabilidade e competitividade do setor alimentício.

Palavras-chave: Previsão de Demanda; Análise de Séries Temporais; Análise de Desperdício.

1. Introdução

O desperdício de alimentos é um problema mundial que acarreta diversos custos e malefícios para os sistemas econômicos dos países. De acordo com o Relatório do Índice de Desperdício de Alimentos (Food Waste Index Report) do Programa das Nações Unidas para o Meio Ambiente, a quantidade de resíduos alimentares gerados atingiu 1,05 bilhão de toneladas, dos quais 60% procederam do âmbito doméstico, 28% dos serviços de alimentação e 12% do varejo. No mesmo levantamento apontou-se o custo da perda e do desperdício de alimentos na economia global sendo estimado em cerca de US\$ 1 trilhão (PNUMA, 2022).

De acordo com Moraes (2020), a previsão inadequada da demanda, a gestão de estoques deficientes e a falta de controle nos pedidos estão entre as principais causas do desperdício de alimentos. O desperdício frequentemente ocorre devido a uma série de ordens inadequadas, fundamentadas em previsões de vendas não condizentes com a realidade (CICATIELLO *et al.*, 2016). Dentre as consequências da gestão de estoques deficientes, principalmente em relação à pedidos realizados e armazenados em excesso, está a dificuldade do controle da entrada e saída dos alimentos, como destacado por Bilaska *et al.* (2016).

Estudos de previsão de demanda com o intuito de melhorar a acurácia das previsões aumentam a eficiência operacional e reduzem custos, apoiando a otimização do planejamento de produção e gestão de estoque. Esses estudos impactam direta e indiretamente nos custos

operacionais, no nível de serviço, no dimensionamento de estoques e no desempenho global de cadeias de suprimentos. Além disso, garantem uma maior capacidade de prever tendências de consumo e de antecipar mudanças no mercado, permitindo que os estabelecimentos se adaptem mais rapidamente às demandas dos clientes (MEIJDEN *et al.*, 1994).

Erros de previsão de demanda em restaurantes podem ter um impacto significativo em custos, qualidade do serviço, desperdício de alimentos e rentabilidade (OLIVEIRA *et al.*, 2015). Ajustando esses erros, a previsão de demanda mais precisa proporciona a redução do desperdício de alimentos e materiais devido a uma gestão mais eficaz de estoque e produção, levando à uma operação mais sustentável e responsável. Bilska *et al.* (2016) comenta que lidar com quantidades excessivas de resíduos também possui um impacto econômico negativo, uma vez que geram custos extras com transporte, taxas diversas e investimentos em ações preventivas ou no descarte adequado.

Para evidenciar as vantagens de aplicação desse tema, foi realizado um estudo de previsão de demanda em um restaurante localizado no Pará (SILVA *et al.*, 2017). Tal estudo foi feito a partir do método de média móvel para avaliar e quantificar a comida produzida e prever a demanda para o período subsequente. Posteriormente, os valores previstos foram comparados com as quantidades reais produzidas, e constatou-se uma redução de 21% do desperdício na produção, impactando numa economia de mais de 70 mil reais.

Em uma segunda pesquisa, conduzida por Salgado *et. al* (2022) em uma hamburgueria, foram exploradas diferentes metodologias para a previsão de demanda com o intuito de reduzir a falta de insumos e aumentar a assertividade no atendimento aos clientes. A pesquisa evidenciou a relevância do planejamento de compras e vendas, destacando as dificuldades na gestão do inventário sem uma previsibilidade precisa, o que pode levar a consequências significativas, como o desabastecimento. A implementação do modelo proposto mostrou-se eficaz na previsão de demandas futuras, melhorando a organização interna e a experiência do cliente. A solução desenvolvida é escalável, podendo ser atualizada com novos dados e adaptada para incluir mais produtos, oferecendo uma abordagem quantitativa que pode substituir o método qualitativo anteriormente utilizado pelos gerentes, baseado em sua experiência.

Um estudo de caso relevante que abordou análise de desperdício foi realizado no Restaurante Universitário (RU) da Universidade Federal do Rio Grande do Norte (UFRN), onde foram quantificadas diversas variáveis relacionadas ao desperdício alimentar por meio de uma análise detalhada de desperdício (VARELA *et al.*, 2015). O estudo foi baseado em modelos matemáticos para obtenção de dados como quantidade de refeições desperdiçadas, custo total

do desperdício e o percentual de resto ingesta. O estudo utilizou um horizonte de 2 meses e encontrou a média de 248 refeições desperdiçadas por dia, a média diária de desperdício foi de R\$1.770,80 e 11,15% de índice total médio de resto ingesta, sendo considerado acima do percentual aceitável.

A partir do que foi apresentado, este trabalho é um estudo de caso sobre a previsão de demanda de uma galeteria localizada em Brasília (DF), a qual enfrenta o problema da falta de previsibilidade de demanda do consumo de galetos ao longo do tempo e o aumento da quantidade de lixo orgânico produzido. O restaurante funciona por meio de rodízio de galetos e por venda de “marmitas”, tanto no restaurante quanto em aplicativo de *delivery*. Por possuir um sistema de rodízio, uma quantidade significativa de lixo orgânico é gerada, o que aumenta a importância de uma gestão eficiente dos resíduos. É importante ressaltar que o rodízio de galetos é composto por polenta frita, massa, carreteiro, salada e o frango propriamente dito, sendo este último o de custo mais elevado.

Atualmente, as coletas de lixo orgânico são realizadas a cada 3 ou 4 dias. O lixo é recolhido de contentores, que são grandes recipientes de armazenamento onde os resíduos são depositados temporariamente. A quantidade de contentores utilizados é contabilizada durante as coletas, o que permite um controle eficiente do volume de lixo recolhido. Mensalmente recebe-se o relatório contendo o total coletado (em kg), sendo que, atualmente, a média mensal de lixo orgânico coletado é 1.861kg.

Diante do cenário apresentado acima, a questão que norteia a pesquisa é: como estruturar um modelo de previsão de demanda baseado em séries temporais integrado à análise de desperdício para uma galeteria? Para respondê-la, este estudo tem como objetivo geral propor e testar um modelo quantitativo de previsão de demanda, baseado em séries temporais de extrapolação, integrado com uma análise de desperdícios de alimentos. Em relação aos objetivos específicos, foram definidos os seguintes: (i) gerar informações sobre desperdícios futuros; e (ii) padronizar o processo de escolha de método de previsão de demanda que obtenha uma precisão de, no mínimo, 90%.

A proposta do método vincula os resultados da previsão de demanda com a análise de desperdício, identificando padrões de perdas e desperdícios de alimentos ao longo do tempo e ajustando as previsões para minimizar esses desperdícios. Entretanto, cabe ressaltar algumas delimitações deste estudo: (i) limitação do período de análise a um intervalo específico de tempo para avaliar o impacto sazonal na previsão de demanda e nos resultados operacionais; (ii) o estudo se concentrará em uma única galeteria localizada em uma determinada região, considerando suas características específicas e dados disponíveis; (iii) a análise de desperdício

se concentrará nos alimentos utilizados na preparação dos pratos da galeteria, excluindo outros tipos de desperdício ao longo da cadeia de suprimentos e da produção; e (iv) o estudo se concentrará na avaliação de métodos de previsão de demanda de extrapolação baseados em séries temporais (Média Móvel, Suavização Exponencial Simples, Suavização Exponencial Linear de Holt e Método de Holt-Winters), sem considerar a viabilidade econômica das estratégias implementadas.

A estrutura do presente trabalho está dividida em 4 seções. Na primeira, foi apresentado a contextualização do tema, junto com as justificativas, objetivos e delimitações do estudo. O método de pesquisa, de trabalho e suas etapas serão caracterizados e discriminados na segunda seção. Já na terceira, foi feita a aplicação da metodologia do trabalho para o estudo de caso e a análise dos resultados obtidos. Por último, foram expostas as considerações finais.

2. Metodologia

Nesta seção, o método de pesquisa será classificado em relação a sua natureza, abordagem, objetivo, procedimento e horizonte de tempo. Além disso, serão discriminadas todas as etapas do método de trabalho. O detalhamento dessas etapas permitirá uma compreensão aprofundada do fluxo de trabalho, que vai desde a coleta de dados até a análise de desperdícios obtido a partir das previsões acuradas.

2.1. Método de pesquisa

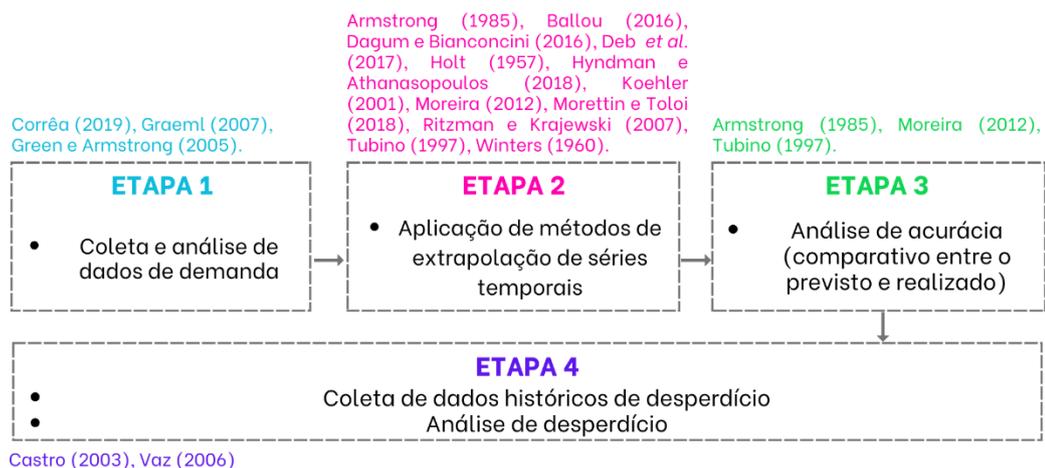
Do ponto de vista de sua natureza, a atual pesquisa é classificada como um estudo de natureza aplicada, pelo fato de resolver problemas específicos com aplicação prática (KAUARK *et al.*, 2010). Para isso, foi utilizada uma abordagem qualiquantitativa, combinando técnicas de coleta e análise de dados tanto qualitativa, referente às análises de acurácia e de desperdício, quanto quantitativa, ao modelar matematicamente séries temporais (SOUZA, 2018). O horizonte de tempo da pesquisa é longitudinal, por fazer uma análise de mudanças ao longo do tempo, capturando o desenvolvimento de um evento específico (COLIN, 1993).

A pesquisa coleta dados que não existem em livros, artigos ou trabalhos acadêmicos, portanto, é de objetivo exploratório, proporcionando maior familiaridade com o problema (GIL, 2002). No presente estudo, faz-se uma investigação aprofundada dentro de um contexto real, que focaliza apenas em uma entidade bem definida, caracterizando-se como procedimento de estudo de caso (ALVES-MAZZOTTI, 2006).

2.2. Método de Trabalho

Para a estruturação do método de trabalho, foram definidas 4 etapas, discriminadas na Figura 1, com suas respectivas referências. A Etapa 1 é referente à obtenção e análise dos dados históricos de demanda que servirão de base para o modelo completo de previsão de demanda. Posteriormente, é realizada a Etapa 2, em que é feita a aplicação do(s) método(s) de previsão baseados em séries temporais. Na Etapa 3 é feita a análise de acurácia, ou seja, o comparativo entre o previsto e o realizado por meio de uma análise de acurácia. Já na Etapa 4, foram coletados novos dados acerca do desperdício de alimentos do restaurante. Nesta mesma etapa, é feita a aplicação da análise de desperdício. Por fim, após realizada a previsão de demanda, é realizada a Etapa 5, onde é feita uma nova análise de desperdícios com base em previsões mais acuradas.

Figura 1 – Estruturação do Método de Trabalho



Fonte: Adaptado de Armstrong (1985), Ballou (2016), Castro (2006), Côrrea (2019), Dagum e Bianconcini (2016), Deb *et al.* (2017), Graeml (2007), Green e Armstrong (2005), Holt (1957), Hyndman e Athanasopoulos (2018), Koehler (2001), Moreira (2012), Morettin e Tolo (2018), Ritzman e Krajewski (2007), Tubino (1997), Vaz (2006), Winters (1960).

2.2.1. Coleta e análise de dados de demanda

A Etapa 1 é referente à coleta e à análise de dados de demanda na empresa analisada no estudo de caso. Para Green e Armstrong (2005), os dados que serão coletados e, posteriormente, analisados podem ser tanto por evidências diretas quanto indiretas. As diretas dizem respeito, por exemplo, a coleta de dados do histórico de vendas ou número de clientes atendidos, sendo

dados mais quantitativos e considerados um dos mais críticos. Já os indiretos provem de informações como taxas de retenção e *feedback* qualitativos.

De acordo com Corrêa (2019), é nesta etapa que o processo de previsão começa, e deve ser feita a organização dos dados de demanda a fim de identificar algum fator que altere o comportamento da demanda ou evidencie um padrão. Para a análise desses dados, é importante entender os padrões e tendências ao longo do tempo, levando em consideração fatores sazonais que podem vir a afetar a demanda.

Peinado e Graeml (2007) apontam componentes principais em uma série temporal: tendência, nível, sazonalidade e aleatoriedade. A tendência indica a direção em que a demanda se move, pode ser crescente, decrescente ou estável. Esta é importante na identificação de padrões ao longo do tempo. O componente de nível consiste no valor médio ou central da demanda em um determinado período. A sazonalidade representa os padrões periódicos e repetitivos que ocorrem em ciclos regulares. A aleatoriedade representa as flutuações na demanda imprevisíveis devido a fatores inesperados ou aleatórios.

2.2.2. Aplicação de métodos de extrapolação de séries temporais

Depois do levantamento dos dados de demanda, é feita a aplicação das técnicas de previsão de demanda mais adequadas para a série temporal analisada. As técnicas de séries temporais recorrem à modelos matemáticos e estatísticos baseados em dados históricos previamente coletados (BALLOU, 2016).

Uma vez que os dados históricos estejam disponíveis, são aplicados métodos quantitativos que envolvem a análise de séries temporais. Esses métodos analisam componentes como tendência, sazonalidade e ciclos. A partir dessa análise, a metodologia identifica o tipo de série temporal e sugere o modelo mais adequado para cada caso. Por exemplo, para séries sem tendência e sem elementos sazonais, métodos como a Média Móvel ou Suavização Exponencial Simples são recomendados. Para séries que apresentam tendência, mas não sazonalidade, o método de Suavização Exponencial Linear de Holt é indicado. Finalmente, para séries com elementos sazonais, o método de Holt-Winters é o mais adequado, pois considera tanto a tendência quanto a sazonalidade (KOEHLER, 2001).

Para todos os métodos foi calculado o Erro Quadrático Médio (MSE - do inglês Mean Squared Error) a fim de avaliar o ajuste realizado na série temporal, pois mede a discrepância entre os valores previstos e os valores reais. Um MSE mais baixo indica que o modelo se ajusta melhor aos dados, capturando com maior precisão as tendências e padrões da série temporal (VERISSIMO *et al.*, 2012) conforme demonstrado na Equação (1).

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (E_t)^2}{n} \quad (1)$$

Onde: E_t é o erro de previsão no período t ; D_t a demanda real; P_t é a previsão de demanda previamente calculada; e n é o número de períodos considerados no cálculo da média.

2.2.2.1 Média Móvel Simples (MMS)

A Média Móvel é um dos métodos mais simples para a previsão de demanda em séries temporais. Esse método funciona ao calcular a média dos últimos "n" períodos, suavizando as flutuações de curto prazo nos dados e fornecendo uma visão mais clara das tendências futuras. A principal vantagem desse método é sua simplicidade de implementação e fácil interpretação. A média móvel simples é ideal para dados estáveis sem variações sazonais ou tendências marcantes e é calculada a partir da Equação (2) (MORETTIN; TOLOI, 2018).

$$MMS = \frac{X_t + X_{t-1} + \dots + X_{t-n+1}}{n} \quad (2)$$

Onde: X_t representa o valor da série no tempo t ; e n é o número de períodos (observações) usados no cálculo da média.

Uma desvantagem comum da média móvel em relação a métodos mais avançados, como a suavização exponencial, é que pode ser menos responsiva a mudanças rápidas nos dados e não leva em consideração componentes como tendência ou sazonalidade. Porém, devido à sua simplicidade e eficácia em cenários de demanda estável, a média móvel continua sendo uma ferramenta valiosa em previsão de demanda, especialmente para pequenas empresas ou contextos com dados limitados que não apresentam grandes mudanças de tendência ou sazonalidade (DAGUM; BIANCONCINI, 2016).

2.2.2.2 Suavização Exponencial Simples (SES)

A Suavização Exponencial Simples (SES) é uma técnica de previsão usada em séries temporais quando não há presença clara de tendência ou sazonalidade. Seu principal objetivo é ajustar os valores da série ao longo do tempo, atribuindo maior peso aos dados mais recentes. Isso torna o método eficaz para identificar mudanças recentes nos padrões de dados, mantendo

a simplicidade computacional. A SES é muito utilizada em áreas como controle de estoques, previsão de vendas e monitoramento de demanda (DEB *et al.*, 2017).

Um dos aspectos centrais da SES é sua ênfase em suavizar as oscilações dos dados ao longo do tempo. Diferente de médias móveis simples, que tratam todos os pontos de forma igual, a SES utiliza um mecanismo que diminui o impacto de valores antigos gradativamente. Isso permite que o método responda de maneira mais rápida às mudanças nos dados, sendo eficaz em contextos em que se busca previsões que reflitam rapidamente alterações recentes sem sacrificar a estabilidade da série. O método pode ser calculado de acordo com a Equação (3) (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2018).

$$S_t = \alpha D_{t-1} + (1 - \alpha)S_{t-1} \quad (3)$$

Onde: S_t representa o valor suavizado no tempo t ; D_{t-1} é a demanda real da série no tempo $t-1$; α é o fator de suavização ($0 < \alpha < 1$); e S_{t-1} é o valor suavizado anterior.

2.2.2.3 Suavização Exponencial Linear de Holt

A Suavização Exponencial Linear de Holt é uma extensão do método de Suavização Exponencial Simples, integrado a dois componentes principais: o nível, que representa o valor básico da série, e a tendência, que reflete a direção ou a inclinação do crescimento ou declínio dos dados ao longo do tempo (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2018). O método de Holt aplica uma fórmula de suavização separada para cada um desses componentes, ajustando os pesos atribuídos aos dados recentes e passados para fornecer uma previsão mais precisa. Ele é utilizado em contextos em que os dados mostram uma tendência clara ao longo do tempo, como no caso de vendas ou demanda, permitindo que as projeções acompanhem essa variação de forma dinâmica (HOLT, 1957).

Seu cálculo é dividido em 3 etapas: a atualização do componente nível, a atualização do componente tendência e, por fim, a previsão para k períodos à frente, de acordo com as Equações (4), (5) e (6) respectivamente (RITZMAN; KRAJEWSKI, 2007).

$$L_t = \alpha D_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (4)$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (5)$$

$$F_{t+k} = L_t + kT_t \quad (6)$$

Onde: L_t representa o nível suavizado no tempo t ; T_t é a tendência suavizada no tempo t ; D_t é a demanda real da série no tempo t ; α é o fator de suavização do nível ($0 < \alpha < 1$); β o fator de suavização da tendência ($0 < \beta < 1$); e F_{t+k} é a previsão para o período t durante os próximos n períodos.

Uma limitação do método de Holt é que não leva em consideração variações sazonais nos dados. Se os padrões de demanda forem influenciados por sazonalidade, como acontece em muitos negócios de alimentos e bebidas, onde as vendas podem variar conforme o dia da semana ou época do ano, o método de Holt não será suficiente (MORETTIN; TOLOI, 2018).

2.2.2.4 Método de Holt-Winters

Winters (1960), a partir do Método de Holt (1957), desenvolveu o método de Holt-Winters, uma técnica de previsão que se destaca por sua capacidade de lidar com séries temporais que apresentam tanto tendência quanto sazonalidade. É acrescentado um terceiro componente para a análise da série temporal: o fator sazonal, que ajusta variações repetitivas associadas a períodos específicos, como meses ou semanas (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2018). Esse método é útil para previsões em cenários onde padrões sazonais são evidentes, como na previsão de demanda em restaurantes que varia de acordo com dias específicos ou épocas do ano, permitindo previsões mais precisas em situações com esses ciclos repetitivos (WINTERS, 1960).

O modelo é calculado a partir das Equações (7), (8), (9) e (10).

$$L_t = \alpha(D_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (7)$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (8)$$

$$S_t = (\gamma D_t - L_t) + (1 - \gamma)S_{t-1} \quad (9)$$

$$F_{t+k} = L_t + kT_t + S_{t-s+k} \quad (10)$$

Onde: L_t representa o nível suavizado no tempo t ; T_t é a tendência suavizada no tempo t ; S_t é a sazonalidade suavizada no tempo t ; D_t é a demanda real da série no tempo t ; α é o fator de suavização do nível ($0 < \alpha < 1$); β o fator de suavização da tendência ($0 < \beta < 1$); γ é o fator de suavização da sazonalidade ($0 < \gamma < 1$); e F_{t+k} é a previsão para o período t durante os próximos n períodos.

Apesar de sua eficácia, o método de Holt-Winters exige uma quantidade maior de dados e pode ser sensível a erros, especialmente em séries temporais curtas ou onde a sazonalidade é

irregular. Outra limitação é que ele depende da suposição de que o padrão sazonal é estável ao longo do tempo, o que pode não ser o caso em situações em que mudanças sazonais ocorrem de forma imprevisível. Ainda assim, é muito utilizado em indústrias onde padrões sazonais são bem definidos, como na previsão de demanda em supermercados ou restaurantes (MORETTIN; TOLOI, 2018).

2.2.3. Análise de acurácia

Após a aplicação do método escolhido, é feito o comparativo entre os resultados previstos de demanda e os dados reais de demanda, a fim de avaliar a acurácia de cada técnica. O cálculo da acuracidade de cada modelo de previsão permite verificar a adequação do modelo. Quanto mais próximo do real, mais aceito o modelo será (MOREIRA, 2012).

É válido ressaltar que o período definido de previsões impacta diretamente na precisão do modelo. Uma vez que quanto maior o horizonte, mais é suscetível a não prever mudanças de mercado e outros fatores externos. Já as previsões de curto prazo, recebem menos influência de condições externas não previsíveis (ARMSTRONG, 1985).

O comparativo entre o previsto e o realizado é feito através de cálculos de erros de previsão. A diferença entre o valor real e o valor previsto é calculado conforme Equação (10). O Desvio Absoluto Médio (MAD – do inglês *Mean Absolute Deviation*) quantifica a dispersão dos dados em relação à média e pode ser calculado conforme Equação (11). O Erro Percentual Absoluto Médio (MAPE — do inglês *Mean Absolute Percentual Error*) expressa o erro como uma porcentagem e é obtido a partir da Equação (12), facilitando a interpretação da precisão das previsões (TUBINO, 1997).

$$E_t = D_t - P_t \quad (10)$$

$$MAD = \frac{\sum_{i=1}^n |E_t|}{n} \quad (11)$$

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

Onde: E_t é o erro de previsão no período t ; D_t a demanda real; P_t é a previsão de demanda previamente calculada; e n é o número de períodos considerados no cálculo da média.

2.2.4. Análise de desperdício

São efetuados 2 passos acerca da análise de desperdício. Primeiramente, na qual os dados históricos de desperdício são coletados, incluso a quantidade de lixo orgânico total coletado (em kg) mensalmente no período de 1 ano (julho de 2023 a junho de 2024). A análise destes dados segue a mesma lógica da realizada anteriormente na Etapa 1.

Após coletado e analisado os dados, é definida e aplicada a análise de desperdício a fim de avaliar a quantidade (em kg) de alimentos postos fora por meio das coletas mensais de lixo orgânico. A análise foi baseada no modelo proposto por Vaz (2006), que contém as Equações (14), (15) e (16).

$$\text{Peso da sobra por cliente (kg)} = \frac{\text{peso das sobras acumuladas}}{\text{número de refeições servidas}} \quad (14)$$

$$\% \text{ de sobras} = \frac{\text{Peso da sobra por cliente}}{\text{peso da refeição distribuída}} \times 100 \quad (15)$$

$$\text{Pessoas alimentadas com a sobra acumulada/mês} = \frac{\text{peso das sobras acumuladas}}{\text{consumo per capita por refeição}} \quad (16)$$

É válido ressaltar que para o presente estudo não há separação entre sobras e resto ingesta, ou seja, o lixo orgânico coletado é equivalente tanto às sobras “sujeiras”, aquelas que são devolvidas no prato pelo comensal, quanto às “limpas”, as quais não chegaram ao cliente final. Depois de feito os cálculos, é realizada a avaliação dos resultados. O percentual de sobras deve ser inferior à 10% para ser considerado aceitável (VAZ, 2006). De acordo com Castro (2003), quando esse resultado é superior à 20%, é necessário rever e avaliar os cardápios vigentes pois possivelmente há um mal planejamento ou uma má execução operacional.

Por último, depois de realizada a análise de desperdício a partir dos dados históricos, os cálculos são refeitos, porém, com base nos dados adaptados da previsão de demanda acurada encontrados na Etapa 3. Com os novos resultados, é feita uma avaliação seguindo a mesma lógica do processo anterior, identificando melhorias na precisão e redução de desperdícios.

3. Resultados

A aplicação do método de trabalho para o estudo de caso da galeteria pode ser conferido nas seções abaixo. A falta de previsibilidade na demanda tem sido um problema recorrente na operação da galeteria, resultando em desperdício de alimentos e recursos. Este problema surge

devido à dificuldade de antecipar a quantidade de clientes em diferentes dias e horários, o que afeta o planejamento de compras e o preparo dos alimentos.

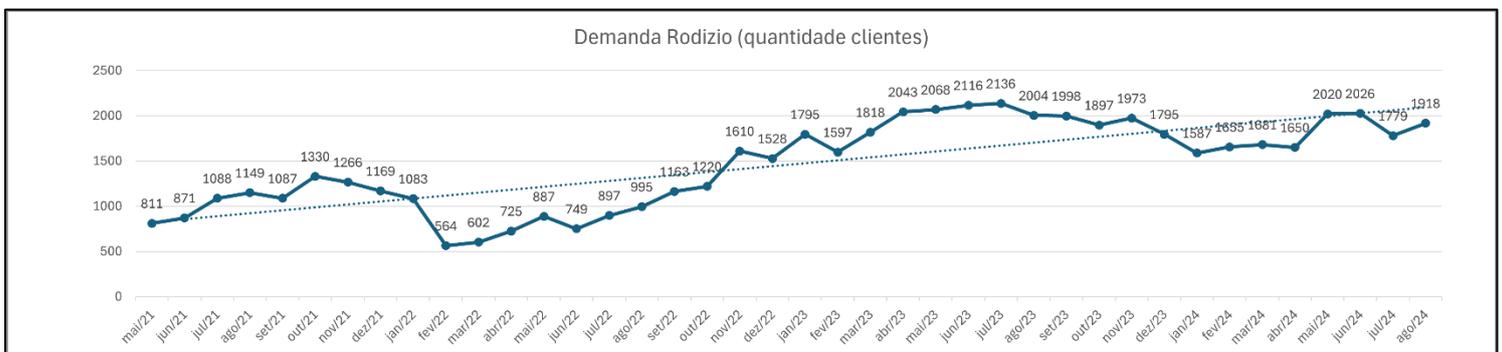
3.1. Coleta e análise de dados de demanda

Nesta seção, são apresentados os dados coletados e a análise realizada para entender os padrões de demanda da galeteria em Brasília, DF. A coleta e análise de dados buscam identificar padrões que possam auxiliar na previsão de demanda, reduzindo o desperdício e otimizando a operação. Os dados utilizados neste estudo foram coletados a partir dos registros de consumo mensais do rodízio e as compras de galletos realizadas pela galeteria, ao longo do período de maio de 2021 a agosto de 2024, sendo os 3 primeiros anos utilizados como série histórica e apenas os 3 últimos meses considerados para realizar a análise de acurácia.

Esses dados foram obtidos a partir dos registros de vendas e controle de estoque da galeteria, fornecendo uma visão detalhada de como o comportamento de consumo e as decisões de abastecimento variam ao longo do tempo. A análise conjunta dessas variáveis é essencial para entender a relação entre a demanda real do rodízio e as compras efetuadas de galletos. Também é possível identificar divergências e oportunidades de otimização no planejamento e gestão de estoque.

A Figura 2 apresenta um gráfico da demanda mensal do rodízio de galeto, ou seja, a quantidade de clientes, no período analisado, facilitando a identificação de tendências e padrões sazonais que influenciam a variação da demanda ao longo do tempo. A partir dessa análise, é possível entender melhor o comportamento da demanda do rodízio e utilizar essas informações para prever futuras necessidades e ajustar o planejamento operacional da galeteria.

Figura 2 – Comportamento da demanda do rodízio com base em série histórica



Fonte: Elaborado pela autora (2024)

Ao analisar o gráfico, é possível observar que o comportamento da demanda é caracterizado por um aumento gradual ao longo do tempo, com momentos de queda e

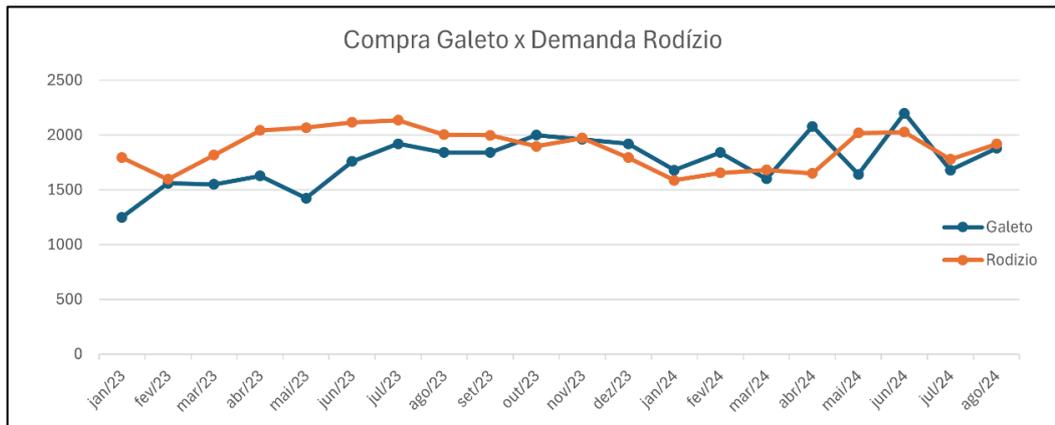
recuperação. No início da série, a demanda se mantém relativamente estável, mas apresenta um declínio considerável no início de 2022, seguido de um crescimento expressivo a partir de meados do mesmo ano. Após esse período de crescimento, a demanda atinge um patamar mais elevado, com oscilações ao longo de 2023 e 2024, sugerindo certa estabilização quando comparado à primeira metade da série. Essas variações, embora evidenciem picos e quedas, seguem uma tendência geral de crescimento.

É possível identificar os principais componentes de uma série temporal: tendência, nível, sazonalidade e aleatoriedade, presentes na evolução da demanda. A tendência observada no gráfico é predominantemente crescente ao longo do tempo. Embora haja momentos de queda, especialmente no início de 2022, a linha de tendência pontilhada mostra claramente uma inclinação positiva, indicando que, no geral, a demanda tem aumentado ao longo do período analisado. Esse aumento gradual está acompanhado de uma elevação no componente de nível também, que, no início da série, apresenta valores mais baixos e, posteriormente, estabiliza-se em valores superiores, refletindo uma nova fase de maior consumo.

A sazonalidade no gráfico é evidente pelas variações regulares, com picos e quedas que se repetem ao longo do tempo, indicando possíveis padrões associados a determinados períodos do ano. Porém, também há elementos de aleatoriedade, com oscilações inesperadas que fogem dos ciclos sazonais. Esses desvios imprevisíveis sugerem a influência de fatores externos e inesperados, como mudanças no mercado ou eventos isolados, que afetam temporariamente a demanda.

Para evidenciar a necessidade de uma previsão de demanda adequada, foi criado um segundo gráfico que compara a demanda mensal pelo rodízio com a compra de galletos pela galeteria, com uma amostra dos dados do período de janeiro de 2023 até agosto de 2024, na Figura 3. Como em todos os rodízios o frango é servido, seu consumo e a demanda do rodízio são diretamente proporcionais e, conseqüentemente, a compra dele também. O gráfico destaca os *gaps* existentes entre o consumo real e o planejamento de estoque. A análise desse gráfico é crucial para compreender como a falta de previsibilidade da demanda pode levar a ineficiências operacionais, seja pelo excesso de compras que resultam em desperdício, ou pela falta de estoque que compromete o atendimento ao cliente.

Figura 3 – Comparação de compra e venda de galletos



Fonte: Elaborado pela autora (2024)

A comparação entre a demanda do rodízio e a compra de galletos revela que, mesmo que os dois indicadores sigam padrões de crescimento e queda ao longo do tempo, há momentos em que as variações na demanda pelo rodízio não são acompanhadas de maneira proporcional pelas compras de galletos. Em 2023, observa-se que a demanda crescente e mais regular foi atendida com um aumento nas compras, indicando um alinhamento razoável entre oferta e demanda, mas ainda assim não sendo suficiente. Em 2024, a demanda torna-se mais variável, com picos e quedas acentuadas, enquanto as compras de galletos não conseguem acompanhar essas variações.

Essas desigualdades entre demanda e suprimentos poderiam ser reduzidas com uma previsão de demanda mais precisa, permitindo que a galeteria ajuste suas compras de galletos de maneira mais alinhada ao comportamento real de consumo. Com um planejamento mais eficiente, os custos são reduzidos e a eficiência operacional da galeteria melhora.

3.2. Aplicação de métodos de extrapolação de séries temporais

Por meio da análise das séries temporais, a previsão é direcionada levando em consideração três cenários: séries sem tendência e sem elementos sazonais, séries com tendência, mas sem elementos sazonais, e séries com elementos sazonais. Para cada uma dessas configurações respectivamente, métodos específicos são utilizados: a Média Móvel Simples ou Suavização Exponencial Simples, a Suavização Exponencial Linear de Holt e o Método de Holt-Winters.

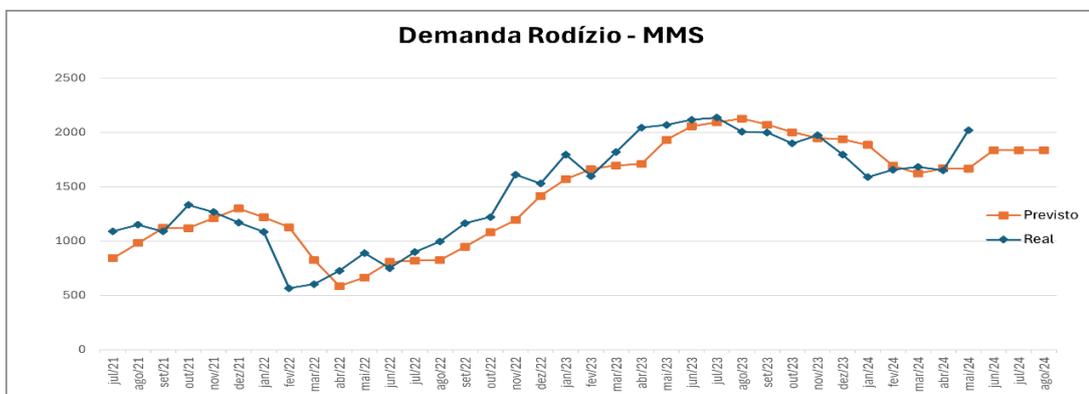
3.2.1 Média Móvel Simples (MMS)

O método da média móvel simples (MMS) foi o primeiro método aplicado para previsão de demanda em uma série histórica, utilizando dados de um período de três anos, de maio de 2021 a maio de 2024. Os três meses mais recentes da série (junho, julho e agosto de 2024) foram reservados apenas para a análise de acurácia das previsões, enquanto os outros 3 anos de série histórica foram utilizados para determinar o número de períodos (n) que apresentaria o menor erro nas previsões. Para chegar a esta decisão, foi calculado os erros quadráticos médios (MSE) para valores de n variando de 2 a 6, o resultado pode ser conferido no APÊNDICE A.

O valor de $n=2$ apresentou o menor MSE (39.432), indicando uma boa suavização e proporcionando previsões mais estáveis e acuradas em relação à variação da demanda. Já o $n=6$ resultou no maior MSE (95.395), mostrando que períodos de suavização mais longos podem não ser os mais adequados para esta série temporal, por captarem menos as variações de curto prazo. Com base na análise dos valores de MSE, percebe-se que os valores menores de n , como $n=2$ e $n=3$, tendem a fornecer previsões mais próximas da demanda real, enquanto valores maiores de n , como $n=5$ e $n=6$, aumentam os erros das previsões.

Depois de determinado o valor de n com o menor erro quadrático ($n=2$), foi possível proceder com a previsão de demanda utilizando o método da média móvel simples. Esse valor foi considerado por apresentar o menor erro na comparação entre os valores reais da demanda e os valores previstos. A partir desse ajuste, foram estimados os valores para os próximos três meses, gerando uma expectativa de demanda para junho, julho e agosto de 2024. As previsões podem ser conferidas no APÊNDICE B e na Figura 4.

Figura 4 – Ajuste e previsões de demanda com MMS



Fonte: Elaborado pela autora

Para calcular a acurácia de cada método, foram consideradas as previsões geradas anteriormente e as demandas reais no mesmo período. Foi calculado o erro absoluto e feita a divisão desse erro pela demanda real para cada mês. Com esses dados, foi possível calcular o MAD e MAPE. Para o MMS, o MAD encontrado foi de 110 e o MAPE de 5,63% (Tabela 1).

Tabela 1 – Resultado acurácia MMS

Mês	Demanda	Previsto	Erro absoluto	Erro/Demanda
jun/24	2026	1835	191	9,43%
jul/24	1779	1835	56	3,15%
ago/24	1918	1835	83	4,33%

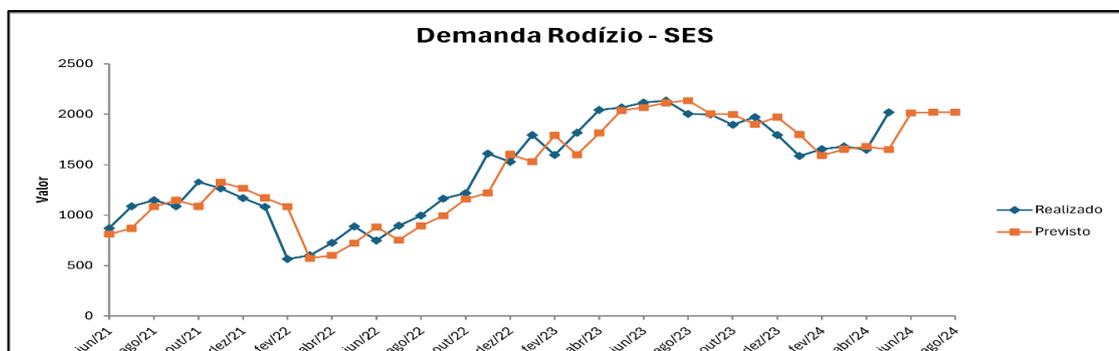
110,00	5,63%
MAD	MAPE (%)

Fonte: Elaborado pela autora (2024)

3.2.2 Suavização Exponencial Simples (SES)

A Suavização Exponencial Simples (SES) foi feita utilizando o *software* MS Excel, por meio da ferramenta "Análise de Dados", na opção "Ajuste Exponencial". Para realizá-lo, foi adotado o fator de suavização (alfa) igual a 0,3. Para otimizar o valor de alfa e obter uma previsão mais precisa, foi utilizado o Solver do MS Excel, pois minimiza o erro quadrático gerado a partir do ajuste do modelo aos dados da série histórica. Este recurso permite definir restrições, neste caso, limitando o valor de alfa entre 0 e 1, garantindo que o coeficiente de suavização esteja dentro dos parâmetros adequados. O resultado gráfico do ajuste exponencial com o Solver pode ser conferido na Figura 5 e a tabela com os valores no APÊNDICE C.

Figura 5 – Ajuste e previsões de demanda SES



Fonte: Elaborado pela autora (2024)

A análise do modelo de suavização exponencial simples aplicado à série histórica da demanda de maio de 2021 a julho de 2024 revelou um desempenho razoável na identificação das tendências de longo prazo, acompanhando bem as variações gerais, mas com um leve atraso

em relação a mudanças repentinas, devido ao maior peso atribuído aos dados passados. Em períodos de crescimento ou queda mais longos, o modelo segue a tendência da demanda, embora de forma suavizada, e se mostra menos sensível durante picos ou quedas acentuadas.

Os cálculos realizados seguiram exatamente a mesma lógica empregada no método da Média Móvel Simples (MMS). Como resultado, foi obtido um MAD de 116,38, enquanto o MAPE foi de 6,39%, indicando a precisão das previsões em relação aos valores reais (Tabela 2).

Tabela 2 – Resultado acurácia SES

Mês	Demanda	Previsto	Erro absoluto	Erro/Demanda
jun/24	2026	2020	6	0,30%
jul/24	1779	2020	241	13,55%
ago/24	1918	2020	102	5,32%

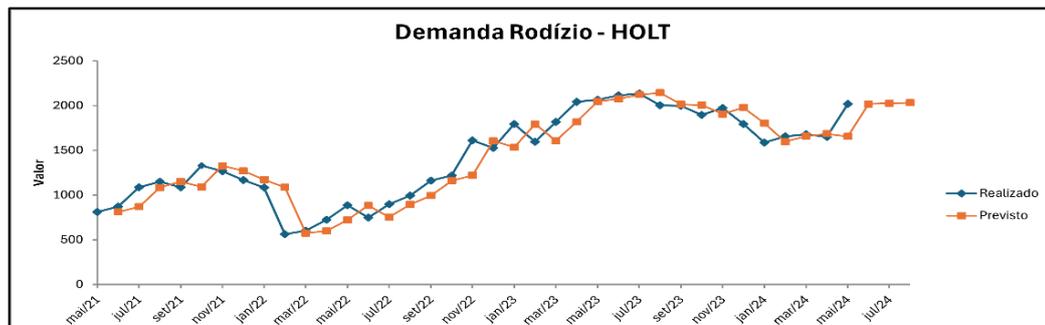
116,38	6,39%
MAD	MAPE (%)

Fonte: Elaborado pela autora (2024)

3.2.3 Suavização Exponencial Linear de Holt

A fim de aplicar o método de Suavização Exponencial Linear de Holt para previsão de demanda, utilizou-se também a ferramenta Solver do MS Excel para determinar os valores dos parâmetros alfa e beta. O Solver foi utilizado com o objetivo de ajustar esses parâmetros de forma a reduzir a discrepância entre as previsões e os dados observados, respeitando as restrições dos parâmetros e garantindo uma modelagem mais precisa da série temporal. Os resultados obtidos com a otimização desses parâmetros estão detalhados no APÊNDICE D e o gráfico do Previsto x Realizado na Figura 6.

Figura 6 – Ajuste e previsões de demanda com Suavização Exponencial Linear de HOLT



Fonte: Elaborado pela autora (2024)

Para o método de Suavização Exponencial Linear de Holt, o erro quadrático médio (MSE) foi calculado com base nas previsões geradas pelo modelo e nos dados observados. O valor obtido para o MSE foi de 32.068,60, o que indica um desempenho razoável do modelo na previsão da demanda, sendo muito próximo do Modelo de Suavização Exponencial Simples.

Novamente realizando os cálculos de acurácia, foram obtidos indicadores de erro que avaliam a qualidade das previsões em relação aos valores reais. O MAD resultou em 123,11, enquanto o MAPE foi de 6,75%, destacando a confiabilidade das estimativas geradas por esse modelo (Tabela 3).

Tabela 3 – Resultado acurácia HOLT

Mês	Demanda	Previsto	Erro absoluto	Erro/Demanda
jun/24	2026	2019	7	0,35%
jul/24	1779	2026	247	13,88%
ago/24	1918	2033	115	6,00%

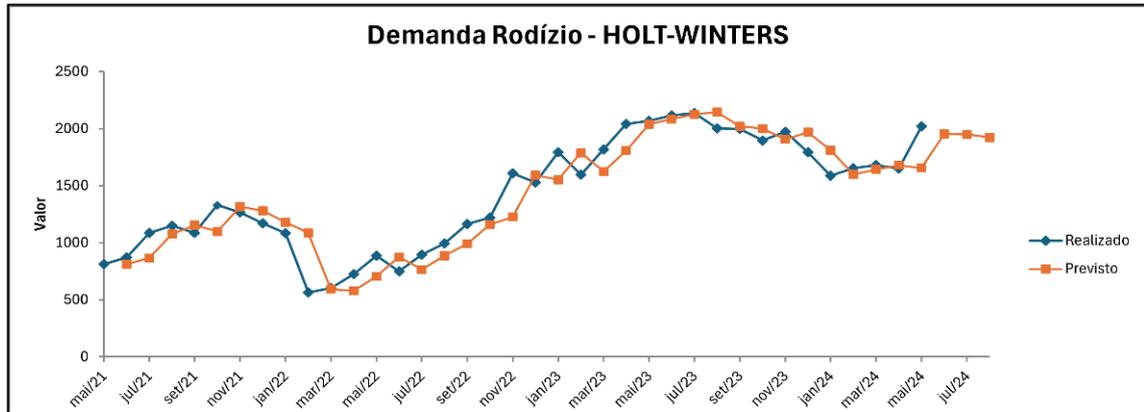
123,11	6,75%
MAD	MAPE (%)

Fonte: Elaborado pela autora (2024)

3.2.4 Método de Holt-Winters

Para a aplicação do método de Holt-Winters, o processo foi semelhante ao utilizado no de Holt, com a diferença de que, além dos parâmetros alfa e beta, foi adicionada a variável de sazonalidade, representada pelo parâmetro gama. O Solver do MS Excel foi empregado para determinar os valores ótimos de alfa, beta e gama, de modo a minimizar o erro quadrático médio (MSE) e proporcionar uma previsão mais acurada, levando em consideração as variações sazonais nos dados. Os resultados obtidos para os parâmetros estão apresentados no APÊNDICE E, enquanto o gráfico que ilustra o ajuste exponencial realizado pode ser visualizado na Figura 7.

Figura 7 – Ajuste e previsões de demanda com o método de HOLT-WINTERS



Fonte: Elaborado pela autora (2024)

No caso do método de Holt-Winters, que inclui a variável de sazonalidade através do parâmetro gama, o MSE calculado foi de 31.732,58, sendo inferior ao do modelo de Holt, o que sugere um melhor ajuste à demanda observada. O modelo de Holt-Winters, ao considerar as flutuações sazonais, se adequou mais precisamente às variações da série temporal. Isso indica que, provavelmente, há uma componente sazonal significativa na demanda, que foi capturada de maneira mais eficaz pelo modelo de Holt-Winters, melhorando a acurácia das previsões.

Os resultados dos cálculos de acurácia encontrados para o Método de Holt-Winters foram bem satisfatórios. O MAD encontrado foi de 82,58 e o MAPE de 4,47% (Tabela 4). Esses indicadores demonstram a eficiência do método em capturar a sazonalidade e a tendência dos dados, garantindo maior precisão nas projeções realizadas.

Tabela 4 – Resultado acurácia HOLT-WINTERS

Mês	Demanda	Previsto	Erro absoluto	Erro/Demanda
jun/24	2026	1954	72	3,53%
jul/24	1779	1950	171	9,63%
ago/24	1918	1923	5	0,26%

82,58	4,47%
MAD	MAPE (%)

Fonte: Elaborado pela autora (2024)

3.3. Análise comparativa de acurácia

Para avaliar a acuracidade dos diferentes métodos de previsão de demanda previamente discutidos (Média Móvel Simples - MMS, Suavização Exponencial Simples - SES, Método de Holt e Método de Holt-Winters), foram utilizados os dados reais da demanda observada nos

meses de junho, julho e agosto de 2024. A comparação entre as previsões geradas por cada método e os valores reais permitiu calcular os indicadores de erro MAD e MAPE, com o intuito de identificar qual dos métodos apresentou a maior precisão. O resultado dessa análise está apresentado na Tabela 1.

Tabela 5 – Comparativo análise de acurácia dos métodos

Mês	Dt	MÉTODO				
		MMS	SES	HOLT	HOLT-WINTERS	
jun/24	2026	1835,00	2019,87	2018,83	1954,44	
jul/24	1779	1835,00	2020,00	2025,99	1950,23	
ago/24	1918	1835,00	2020,00	2033,15	1922,95	
		MAD	110,00	116,38	123,11	82,58
		MAPE (%)	5,63%	6,39%	6,75%	4,47%

Fonte: Elaborado pela autora (2024)

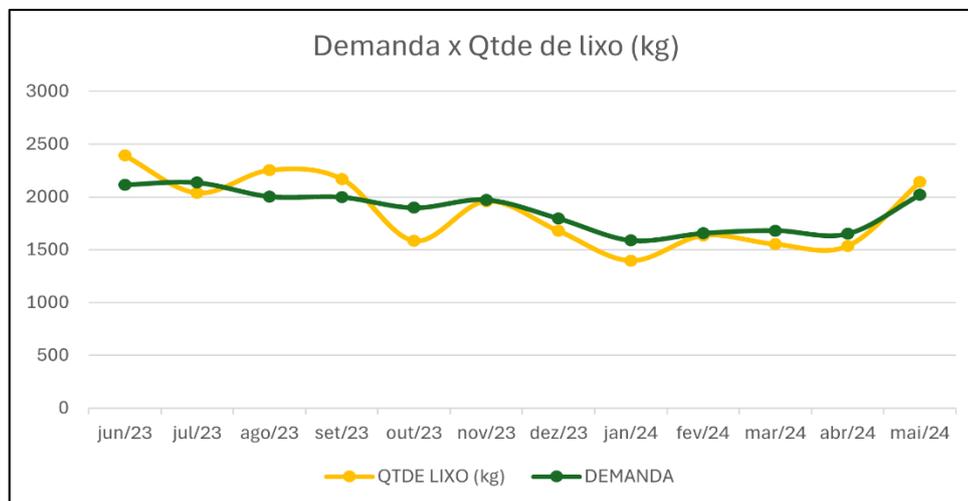
Conforme observado na Tabela 5, o método de Holt-Winters apresentou uma diferença significativa em relação aos outros métodos, com os menores valores de MAD (82,58) e MAPE (4,47%). Esses resultados indicam que o método de Holt-Winters foi o mais preciso ao prever a demanda, com erros absolutos e percentuais bem inferiores aos demais, reafirmando os resultados do ajuste exponencial da demanda, a qual apresentou menor MSE. Como esse método é projetado para lidar com séries temporais que possuem tanto tendência quanto sazonalidade, os resultados mais baixos sugerem que a demanda observada nos meses analisados provavelmente seguiu esse tipo de comportamento. Em contrapartida, os métodos que não consideram a sazonalidade, como o Método de Holt, MMS e SES, apresentaram maior erro de previsão. O Método de Holt, que considera apenas tendência, teve os maiores valores de MAD (123,11) e MAPE (6,75%), o que sugere que, embora tenha capturado a tendência da demanda, não conseguiu acompanhar as variações sazonais, resultando em previsões menos precisas.

3.4. Análise de desperdício

Para a análise de desperdício, foram coletados os dados históricos referentes à quantidade de lixo produzida durante o rodízio mensalmente, em quilogramas (kg), e utilizados para comparação com a demanda observada durante o período de junho de 2023 até maio de 2024 (Figura 8). Esses dados foram utilizados para realizar a análise de desperdício e,

posteriormente, ajustados para avaliar a possibilidade de redução desses desperdícios, contribuindo para a melhoria da eficiência operacional.

Figura 8 – Dados históricos da quantidade de lixo coletado



Fonte: Elaborado pela autora (2024)

O gráfico evidencia que, embora a quantidade de lixo gerado (em kg) acompanhe de forma geral os movimentos da demanda, há momentos em que o lixo supera o número de comensais, indicando possíveis desperdícios ou ineficiências no processo produtivo. Também existem pontos em que a demanda é maior que a quantidade de lixo gerado, sugerindo maior controle ou aproveitamento dos recursos. A relação entre os dois indicadores é clara, refletindo que os ajustes nos processos produtivos impactam diretamente a geração de resíduos, ressaltando a importância de uma gestão eficiente para equilibrar esses fatores.

Os resultados do modelo proposto por Vaz (2006) para análise de desperdício demonstram os dados relacionados ao consumo e desperdício em um rodízio alimentar na Figura 9 e os dados no APÊNDICE F. A média de consumo por pessoa é de 0,6 kg, enquanto o peso das sobras por cliente é de 0,0992 kg, o que equivale a 16,53% de desperdício em relação ao total consumido. Esse percentual situa-se abaixo do limite crítico de 20%, mas ainda acima do ideal de 10% considerado aceitável. Esse valor evidencia que, embora a operação não apresente sinais de falhas graves, há oportunidades de ajustes para otimizar o planejamento e reduzir o desperdício gerado.

Considerando a sobra acumulada, seria possível alimentar 372 pessoas em média por mês, evidenciando o impacto significativo que o aproveitamento dos excedentes poderia ter na redução do desperdício. Esses números destacam a importância de estratégias mais sustentáveis e conscientes para a gestão de alimentos em estabelecimentos desse tipo.

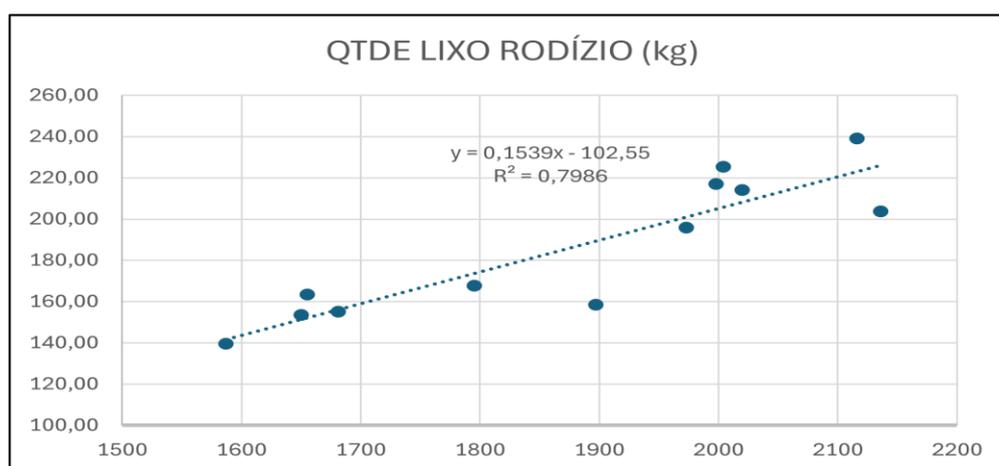
Figura 9 – Resultados Análise de Desperdício

Média consumo rodízio/pessoa	0,600 kg
Peso da sobra por cliente	0,0992 kg
% de sobras	16,53 %
Pessoas alimentadas com a sobra acumulada	372 pessoas

Fonte: Elaborado pela autora

O conjunto de dados é pequeno, limitando o uso de modelos mais complexos para projeções futuras. Nesse cenário, a projeção linear, por meio de uma regressão linear simples, surge como a solução mais adequada. Para isso, foi utilizado o recurso de Regressão em Análise de Dados pelo MS Excel. Nessa abordagem, a variável dependente Y é a quantidade de lixo, enquanto a variável independente X corresponde a demanda para cada período (Figura 10).

Figura 10 – Regressão Linear para Análise de Desperdício



Fonte: Elaborado pela autora (2024)

O coeficiente de determinação $R^2=0,7986$ indica uma forte correlação entre a quantidade de lixo gerada e a demanda, demonstrando que aproximadamente 79,86% da variação na quantidade de lixo pode ser explicada pelas variações na demanda. Esse resultado reforça a relação direta entre esses fatores, permitindo que a projeção da demanda seja utilizada como base para prever o desperdício de maneira confiável, otimizando os processos e auxiliando na tomada de decisões estratégicas.

Com base nesse modelo, foram calculadas as quantidades de lixo produzidas pelo rodízio utilizando as previsões do método mais acurado (Holt-Winters) para os meses de junho, julho e agosto de 2024 (Tabela 6). Para seu cálculo, foi utilizada a equação de regressão simples

indicada pelo MS Excel na Figura 10. Esse procedimento permite projetar os valores de forma consistente, considerando o comportamento histórico dos dados.

Tabela 6 – Quantidade de lixo prevista

MÊS	DEMANDA	QTDE LIXO (kg)
jun/24	1954,44	198,18
jul/24	1950,23	197,53
ago/24	1922,95	193,34

Fonte: Elaborado pela autora (2024)

Com os novos valores para a quantidade de lixo previstos para os meses de junho, julho e agosto de 2024, os cálculos foram atualizados conforme apresentado na Figura 11. Os resultados mostram que o percentual de sobras alcançou 16,85%, ficando acima do limite ideal de 10%, mas ainda abaixo de 20%, o que indica que, embora o desperdício esteja em um nível não aceitável, não atinge valores críticos a ponto de mudanças drásticas.

Figura 11 – Resultados Análise de Desperdício no período previsto

Média consumo rodízio/pessoa	0,600 kg
Peso da sobra por cliente	0,1011 kg
% de sobras	16,85 %
Pessoas alimentadas com a sobra acumulada	394 pessoas

Fonte: Elaborado pela autora (2024)

Os resultados obtidos contribuem para o aumento da previsibilidade do modelo, permitindo estimar com maior precisão a quantidade de desperdício gerada no período futuro, uma vez que os indicadores apresentados estão correlacionados. Isso reforça a importância de monitorar esses dados para otimizar recursos e reduzir desperdícios de forma estratégica.

4. Considerações finais

Este trabalho apresentou uma abordagem prática e fundamentada para enfrentar o problema do desperdício de alimentos, uma questão global com impactos econômicos, sociais e ambientais significativos. Por meio do estudo de caso em uma galeteria em Brasília-DF, exploramos a aplicação de métodos de previsão de demanda baseados em séries temporais, integrados à análise de desperdícios, com o objetivo de reduzir o volume de resíduos orgânicos e aumentar a eficiência operacional.

A pesquisa evidenciou que a falta de previsibilidade no consumo de alimentos resulta em compras e preparações inadequadas, causando perdas financeiras e impactos negativos na

gestão de resíduos. Para solucionar essas questões, foram testados quatro métodos de previsão de demanda: Média Móvel Simples, Suavização Exponencial Simples, Suavização Exponencial Linear de Holt e o Método de Holt-Winters. Este último demonstrou-se o mais eficaz, com menor erro percentual absoluto médio (MAPE de 4,47%), capturando com precisão tanto tendências quanto sazonalidades presentes na série temporal analisada.

Mesmo que o método de Holt-Winters tenha sido o mais acurado, todos métodos cumpriram com o objetivo específico do estudo de garantir uma acurácia superior ao estipulado de 90%. O modelo se mostrou eficaz também para o objetivo específico de geração de informação sobre desperdícios futuros. Esses resultados ressaltam o potencial do modelo aplicado, mas também a importância de realizar ajustes contínuos para aprimorar sua precisão e maximizar seu impacto na gestão e redução de desperdícios.

Por fim, este trabalho reforça a importância de integrar inovação, análise quantitativa e práticas de gestão no combate ao desperdício de alimentos. Mais do que alcançar resultados operacionais positivos, a pesquisa contribui para o avanço de um modelo de negócio mais responsável, alinhado às demandas contemporâneas por eficiência, sustentabilidade e adaptação às mudanças no comportamento dos consumidores. Assim, evidencia-se que a previsão de demanda, quando bem aplicada, pode ser um diferencial competitivo e uma ferramenta essencial para a gestão sustentável no setor alimentício.

Para estudos futuros, recomenda-se o aperfeiçoamento das metodologias de avaliação do desperdício, utilizando abordagens mais robustas e recursos tecnológicos avançados para mapear, de forma mais precisa, as principais origens das sobras. A finalidade seria alcançar uma redução ainda maior do desperdício, superando as metas previamente estabelecidas, e promovendo práticas operacionais mais eficazes e sustentáveis. Isso pode incluir a adoção de sistemas de monitoramento automatizado, a análise aprofundada de comportamentos de consumo e o desenvolvimento de soluções estratégicas para minimizar as perdas em diferentes cenários.

Referências

ALVES-MAZZOTTI, A. J.; GEWANDSZNAJDER, F. **Usos e abusos dos estudos de caso**. Cadernos de Pesquisa (online), v. 36, n. 129, p. 637-51, 2006.

ARMSTRONG, J. **Long-rang Forecasting**. 2 ed., New York: John Wiley & Sons, 1985.

ARMSTRONG, J. **Selecting Forecasting Methods**. Principles of Forecasting: A Handbook for Researchers and Practitioners. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001.

BALLOU, R. H. **Business Logistics/supply Chain Management**. 5ª ed., 2006.

BILSKA, B.; WRZOSEK, M.; KOLOZYN-KRAJEWSKA, D.; KRAJEWSKA, K. **Risk of food losses and potential of food recovery for social purposes**. Waste Management, v. 52, p. 269–277, 2016.

CASTRO, M.D.A.S. **Resto Ingesta e aceitação de refeições em uma Unidade de Alimentação e Nutrição**. Rev. Hig. Alim., São Paulo, v.17 n.114/115, 2003.

CICATIELLO, C.; FRANCO, S.; PANCINO, B.; BLASI, E. **The value of food waste: An exploratory study on retailing**. Journal of Retailing and Consumer Services, v. 30, p. 96– 104, 2016. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jretconser.2016.01.004>.

COLIN, R. **Real world research: a resource for social sciences and practioner- researcher**. 2ª ed. Oxford: Blackwell. 2002.

CORRÊA, H. L. **Administração de Cadeias de Suprimentos e Logística - Integração na Era da Indústria 4.0**. 2ª ed. São Paulo: Atlas, 2019.

DAGUM, E. B.; BIANCONCINI, S. **Seasonal adjustment methods and real time trend-cycle estimation**. Springer, 2016.

DEB, C.; ZHANG, F.; YANG, J.; LEE, S. E.; SHAH, K. W. **A review on time series forecasting techniques for building energy consumption**. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 74, 902-924, 2017.

GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 4ª ed. São Paulo: Atlas, 2002.

GREEN, K. C.; ARMSTRONG, J. S. **Demand Forecasting: Evidence-based Methods**. University of Pennsylvania, 2005.

HYNDMAN, R. J.; & ATHANASOPOULOS, G. **Forecasting: Principles and Practice**. OTexts, 2018.

KAUARK, F. da S.; MANHÃES, F. C.; MEDEIROS, C. H. **Metodologia da Pesquisa: Um guia prático**. Bahia: Via Litterarum, 2010.

KOEHLER, A. B.; SNYDER, R. D.; ORD, J. K. **Forecasting Models and Prediction Intervals for the Multiplicative Holt Winters Method**. International Journal of Forecasting, v. 17, n. 2, p. 269-286, 2001.

MEIJDEN, V. *et al.* **Forecasting: bridging the gap between sales and manufacturing**. International Journal Production Economics, v. 37, n. 1, p. 101-114, 1994.

MORAES, C. **Mitigação do Desperdício de Alimentos: Práticas e Causas na Díade Fornecedor-Supermercado**. Tese (Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção) - Universidade Federal de São Carlos (UFSCar), [S. l.], 2020.

MOREIRA, D. **Administração da Produção e Operações**. 2ª ed. São Paulo: Cengage Learning, 2012.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. **Análise de Séries Temporais**. São Paulo: Blucher, 2006.

OLIVEIRA, I. H. I. *et al.* **Aplicação de métodos de previsão de demanda para redução de custos na gestão do estoque**. XII SEGeT- Simpósio de Excelência em Gestão e Tecnologia: [s. n.], 2015.

PEINADO, J.; GRAEML, A. R. **Administração da Produção: Operações Industriais e de Serviços**. 1ª ed. Curitiba: UnicenP, 2007.

PNUMA. **Índice de Desperdício de Alimentos 2024**. Nações Unidas Brasil, [S. l.], 27 mar. 2024. Disponível em: <https://brasil.un.org/pt-br/264460-%C3%ADndice-de-desperd%C3%ADcio-de-alimentos-2024>.

RITZMAN, L. P.; KRAJEWSKI, L. J. **Administração de Produção e Operações**. São Paulo: Pearson Education do Brasil, 2007.

SALGADO, G. C. *et al.* **Modelo de previsão de demanda para a hamburgueria Osnir**. Trabalho de Conclusão de Curso (Engenharia de Produção) – Escola de Engenharia Mauá do Centro Universitário do Instituto Mauá de Tecnologia, São Caetano do Sul, SP. 2022.

SILVA, M. A. P. *et al.* **Análise de previsão de demanda no processo produtivo de um restaurante localizado na Região Metropolitana de Belém**. XXXVII Encontro Nacional de Engenharia de Produção: [s. n.], 2017.

SOUZA, M. P. **Perspectiva quali-quantitativa no método de uma pesquisa**. Encontro Internacional de Formação de Professores e Fórum Permanente de Inovação Educacional, Anais. v. 11, n. 1, 2018.

TUBINO, D.F. **Manual de Planejamento e Controle da Produção**. Atlas, 1997.

VARELA, M. C. M.; CARVALHO, D. da R. *et al.* **O custo dos desperdícios: um estudo de caso no restaurante universitário da Universidade Federal do Rio Grande do Norte**. Anais Do Congresso Brasileiro De Custos – ABC, 2015.

VAZ, C.S. **Restaurantes – controlando custos e aumentando lucros**. Brasília, 2006.

VERÍSSIMO, A. J.; ALVES, C. C.; HENNING, E. AMARAL, C. E. **Métodos Estatísticos de Suavização Exponencial Holtwinters para Previsão de Demanda em uma Empresa do Setor Metal Mecânico**. Revista Gestão Industrial, v8, n. 4, 2012.

APÊNDICE A – Determinação do n por meio do MSE

Mês	Demanda	MMS									
		n=2		n=3		n=4		n=5		n=6	
mai/21	811										
jun/21	871										
jul/21	1088	841	61009								
ago/21	1149	980	28730	923	50925						
set/21	1087	1119	992	1036	2601	980	11503				
out/21	1330	1118	44944	1108	49284	1049	79102	1001	108109		
nov/21	1266	1209	3306	1189	5980	1164	10506	1105	25921	1056	44100
dez/21	1169	1298	16641	1228	3442	1208	1521	1184	225	1132	1381
jan/22	1083	1218	18090	1255	29584	1213	16900	1200	13736	1182	9702
fev/22	564	1126	315844	1173	370475	1212	419904	1187	388129	1181	380278
mar/22	602	824	49062	939	113344	1021	175142	1082	230784	1083	231521
abr/22	725	583	20164	750	608	855	16770	937	44859	1002	76914
mai/22	887	664	49952	630	65878	744	20592	829	3411	902	210
jun/22	749	806	3249	738	121	695	2970	772	538	838	7980
jul/22	897	818	6241	787	12100	741	24414	705	36711	768	16555
ago/22	995	823	29584	844	22700	815	32580	772	49729	737	66392
set/22	1163	946	47089	880	79900	882	78961	851	97594	809	125198
out/22	1220	1079	19881	1018	40669	951	72361	938	79411	903	100700
nov/22	1610	1192	175142	1126	234256	1069	292952	1005	366267	985	390417
dez/22	1528	1415	12769	1331	38809	1247	78961	1177	123201	1106	178365
jan/23	1795	1569	51076	1453	117192	1380	172018	1303	241867	1236	313040
fev/23	1597	1662	4160	1644	2240	1538	3452	1463	17902	1385	44873
mar/23	1818	1696	14884	1640	31684	1633	34410	1550	71824	1486	110556
abr/23	2043	1708	112560	1737	93840	1685	128522	1670	139428	1595	201003
mai/23	2068	1931	18906	1819	61835	1813	64898	1756	97219	1732	113008
jun/23	2116	2056	3660	1976	19507	1882	54990	1864	63403	1808	94761
jul/23	2136	2092	1936	2076	3640	2011	15563	1928	43098	1906	52823
ago/23	2004	2126	14884	2107	10540	2091	7526	2036	1037	1963	1681
set/23	1998	2070	5184	2085	7627	2081	6889	2073	5685	2031	1078
out/23	1897	2001	10816	2046	22201	2064	27722	2064	28023	2061	26841
nov/23	1973	1948	650	1966	44	2009	1278	2030	3272	2037	4032
dez/23	1795	1935	19600	1956	25921	1968	29929	2002	42684	2021	50925
jan/24	1587	1884	88209	1888	90802	1916	108077	1933	119993	1967	144527
fev/24	1655	1691	1296	1785	16900	1813	24964	1850	38025	1876	48694
mar/24	1681	1621	3600	1679	4	1753	5112	1781	10080	1818	18632
abr/24	1650	1668	324	1641	81	1680	870	1738	7779	1765	13148
mai/24	2020	1666	125670	1662	128164	1643	141941	1674	119993	1724	87912

MSE	n=2	39432	n=3	51556	n=4	65555	n=5	81873	n=6	95395
------------	------------	--------------	------------	--------------	------------	--------------	------------	--------------	------------	--------------

Fonte: Elaborado pela autora

APÊNDICE B – Resultado MMS

Mês	Demanda	MMS	
		n=2	Erro quadrático
mai/21	811		
jun/21	871		
jul/21	1088	841	61009
ago/21	1149	980	28730
set/21	1087	1119	992
out/21	1330	1118	44944
nov/21	1266	1209	3306
dez/21	1169	1298	16641
jan/22	1083	1218	18090
fev/22	564	1126	315844
mar/22	602	824	49062
abr/22	725	583	20164
mai/22	887	664	49952
jun/22	749	806	3249
jul/22	897	818	6241
ago/22	995	823	29584
set/22	1163	946	47089
out/22	1220	1079	19881
nov/22	1610	1192	175142
dez/22	1528	1415	12769
jan/23	1795	1569	51076
fev/23	1597	1662	4160
mar/23	1818	1696	14884
abr/23	2043	1708	112560
mai/23	2068	1931	18906
jun/23	2116	2056	3660
jul/23	2136	2092	1936
ago/23	2004	2126	14884
set/23	1998	2070	5184
out/23	1897	2001	10816
nov/23	1973	1948	650
dez/23	1795	1935	19600
jan/24	1587	1884	88209
fev/24	1655	1691	1296
mar/24	1681	1621	3600
abr/24	1650	1668	324
mai/24	2020	1666	125670

MSE	39.431,64
-----	-----------

Fonte: Elaborado pela autora

APÊNDICE C – Resultado SES

Mês	Demanda	Previsto	<i>Erro Quadrático</i>
mai/21	811	811	
jun/21	871	869,88	3600,00
jul/21	1088	1083,9	47577,21
ago/21	1149	1147,8	4235,27
set/21	1087	1088,1	3694,57
out/21	1330	1325,5	58497,88
nov/21	1266	1267,1	3537,52
dez/21	1169	1170,8	9626,01
jan/22	1083	1084,6	7714,94
fev/22	564	573,74	271068,65
mar/22	602	601,47	798,84
abr/22	725	722,69	15259,30
mai/22	887	883,93	26997,78
jun/22	749	751,52	18205,39
jul/22	897	894,28	21163,51
ago/22	995	993,12	10144,61
set/22	1163	1159,8	28860,40
out/22	1220	1218,9	3621,26
nov/22	1610	1602,7	152979,02
dez/22	1528	1529,4	5577,98
jan/23	1795	1790	70545,14
fev/23	1597	1600,6	37261,80
mar/23	1818	1813,9	47258,51
abr/23	2043	2038,7	52470,89
mai/23	2068	2067,5	857,53
jun/23	2116	2115,1	2356,87
jul/23	2136	2135,6	437,14
ago/23	2004	2006,5	17320,93
set/23	1998	1998,2	71,59
out/23	1897	1898,9	10232,99
nov/23	1973	1971,6	5492,04
dez/23	1795	1798,3	31192,56
jan/24	1587	1591	44648,84
fev/24	1655	1653,8	4102,22
mar/24	1681	1680,5	739,72
abr/24	1650	1650,6	929,73
mai/24	2020	2013,1	136478,38

MSE	32.098,81
------------	------------------

Fonte: Elaborado pela autora

APÊNDICE D – Resultado HOLT

Mês	Demanda	Lt	Tt	y _{t+k}	Erro Quadrático
mai/21	811	811	0		
jun/21	871	869,627	0,3935	811	3600,00
jul/21	1088	1083,013	1,8232	870,02	47514,95
ago/21	1149	1147,532	2,2441	1084,8	4117,02
set/21	1087	1088,436	1,8323	1149,8	3940,83
out/21	1330	1324,515	3,4047	1090,3	57471,14
nov/21	1266	1267,417	2,9986	1327,9	3834,06
dez/21	1169	1171,320	2,3334	1270,4	10285,06
jan/22	1083	1085,074	1,7388	1173,7	8218,10
fev/22	564	575,962	-1,6902	1086,8	273333,36
mar/22	602	601,366	-1,5084	574,27	768,87
abr/22	725	722,137	-0,6876	599,86	15660,72
mai/22	887	883,212	0,3982	721,45	27407,06
jun/22	749	752,080	-0,4846	883,61	18120,00
jul/22	897	893,673	0,469	751,6	21142,56
ago/22	995	992,692	1,1306	894,14	10172,28
set/22	1163	1159,129	2,2402	993,82	28620,86
out/22	1220	1218,659	2,6247	1161,4	3437,54
nov/22	1610	1601,106	5,1743	1221,3	151100,69
dez/22	1528	1529,791	4,6608	1606,3	6127,86
jan/23	1795	1789,039	6,3697	1534,5	67885,34
fev/23	1597	1601,539	5,0684	1795,4	39365,94
mar/23	1818	1813,163	6,4549	1606,6	44686,63
abr/23	2043	2037,889	7,92	1819,6	49899,36
mai/23	2068	2067,492	8,0656	2045,8	492,43
jun/23	2116	2115,075	8,3308	2075,6	1635,57
jul/23	2136	2135,712	8,4134	2123,4	158,62
ago/23	2004	2007,206	7,4944	2144,1	19635,09
set/23	1998	1998,382	7,3848	2014,7	278,90
out/23	1897	1899,489	6,6714	2005,8	11830,24
nov/23	1973	1971,471	7,1098	1906,2	4467,59
dez/23	1795	1799,200	5,9058	1978,6	33701,83
jan/24	1587	1591,990	4,4752	1805,1	47570,22
fev/24	1655	1653,661	4,8591	1596,5	3426,30
mar/24	1681	1680,486	5,0066	1658,5	505,35
abr/24	1650	1650,812	4,7738	1685,5	1259,70
mai/24	2020	2011,662	7,1639	1655,6	132797,68

MSE	32.068,60
------------	------------------

Fonte: Elaborado pela autora

APÊNDICE E – Resultado HOLT-WINTERS

Mês	Mês	Demanda	Lt	Tt	St	y_{t+k}	Erro Quadrático
1	mai/21	811	811,000	0	0	0	
2	jun/21	871	855,772	0,2266	11,175	811,000	3600,00
3	jul/21	1088	1029,117	1,1028	46,185	867,173	48764,43
4	ago/21	1149	1118,853	1,5514	34,416	1076,404	5270,13
5	set/21	1087	1095,478	1,4253	2,9389	1154,820	4599,57
6	out/21	1330	1270,839	2,3056	44,196	1099,842	52972,57
7	nov/21	1266	1267,813	2,2786	10,433	1317,341	2635,90
8	dez/21	1169	1194,658	1,8968	-16,051	1280,525	12437,82
9	jan/22	1083	1111,821	1,468	-25,422	1180,503	9506,84
10	fev/22	564	703,412	-0,6066	-109,07	1087,867	274436,36
11	mar/22	602	627,585	-0,9873	-47,807	593,734	68,32
12	abr/22	725	700,025	-0,6156	5,6028	578,791	21377,02
13	mai/22	887	839,389	0,0928	36,43	705,012	33119,57
14	jun/22	749	771,965	-0,2489	-7,1556	875,911	16106,52
15	jul/22	897	865,202	0,2243	21,43	764,560	17540,32
16	ago/22	995	962,114	0,7136	29,837	886,856	11695,10
17	set/22	1163	1112,195	1,4696	45,224	992,664	29014,29
18	out/22	1220	1193,012	1,8712	31,842	1158,889	3734,60
19	nov/22	1610	1504,641	3,439	85,791	1226,725	146899,76
20	dez/22	1528	1522,944	3,5143	26,545	1593,871	4339,01
21	jan/23	1795	1726,843	4,5285	57,081	1553,003	58562,32
22	fev/23	1597	1631,104	4,021	-9,8334	1788,453	36654,09
23	mar/23	1818	1771,585	4,7117	31,443	1625,292	37136,48
24	abr/23	2043	1975,309	5,7189	58,043	1807,740	55347,18
25	mai/23	2068	2045,926	6,0474	31,648	2039,071	836,89
26	jun/23	2116	2099,750	6,2892	20,349	2083,621	1048,39
27	jul/23	2136	2128,396	6,4024	10,996	2126,388	92,40
28	ago/23	2004	2037,197	5,9084	-21,434	2145,794	20105,68
29	set/23	1998	2009,448	5,738	-14,106	2021,671	560,33
30	out/23	1897	1926,996	5,2917	-25,767	2001,080	10832,64
31	nov/23	1973	1962,667	5,4454	0,7243	1906,521	4419,44
32	dez/23	1795	1838,937	4,7916	-32,049	1968,837	30219,23
33	jan/24	1587	1652,159	3,822	-56,346	1811,679	50480,67
34	fev/24	1655	1655,249	3,8183	-15,18	1599,635	3065,31
35	mar/24	1681	1675,433	3,9012	0,0444	1643,887	1377,38
36	abr/24	1650	1657,445	3,7904	-5,4517	1679,379	863,12
37	mai/24	2020	1928,944	5,1453	75,243	1655,784	132653,38

MSE	31.732,58
------------	------------------

Fonte: Elaborado pela autora

APÊNDICE F – Dados Análise de Desperdício

MÊS	DEMANDA	QTDE LIXO RODÍZIO (kg)
jun/23	2116	239,18
jul/23	2136	203,78
ago/23	2004	225,31
set/23	1998	217,09
out/23	1897	158,40
nov/23	1973	195,96
dez/23	1795	167,75
jan/24	1587	139,62
fev/24	1655	163,43
mar/24	1681	155,19
abr/24	1650	153,52
mai/24	2020	214,12

Fonte: Elaborado pela autora