FGV EBAPE

Revista de GESTÃO dos Países de Língua Portuguesa

Artigo

Previsão de demanda utilizando o método de Holt-Winters: aplicação em um restaurante brasileiro

RANIELE CAVALCANTI MIRANDA[1]
ANA CRISTINA GONÇALVES CASTRO SILVA[1]
PAULO JOSÉ PEREIRA[1]
PEDRO VIEIRA SOUZA SANTOS[2]

[1] Universidade Federal do Vale do São Francisco (UNIVASF) / Colegiado de Engenharia de Produção, Juazeiro – BA, Brasil
[2] Universidade Federal do Vale do São Francisco (UNIVASF) / Colegiado de Engenharia de Produção, Petrolina – PE, Brasil

Resumo

O método de Holt-Winters é uma técnica que estabelece previsões precisas, além de ser de fácil implementação. Desse modo, este trabalho teve como objetivo avaliar a adequação do referido método na análise de previsão de demanda de um restaurante de comida oriental, situado em Petrolina-PE. A escolha do método se deu em função do comportamento da demanda apresentada, além do baixo custo de execução e adaptabilidade aos diversos tipos de série temporal. Para isso, foi feito inicialmente um levantamento da representatividade de vendas de cada item do cardápio do restaurante, de modo a entender quais itens são os mais consumidos e estabelecer uma equação que relacione essa representatividade de vendas com a previsão de demanda de cada produto. Na sequência, foi feito um comparativo entre os dois métodos de Winters para analisar qual era o mais adequado aos dados. Como resultados, obteve-se que a maior representatividade era dos combos promocionais e especiais (representando, juntos, 81% das vendas), e foi estabelecida também a equação para a previsão de demanda dos produtos. Além disso, concluiu-se que o método aditivo era o mais adequado aos dados, obtendo as menores medidas de erro.

Palavras-chave: *Delivery*. Previsão de demanda. Holt-Winters.

[1] Artigo submetido em 11 de abril de 2023 e aceito em 09 de dezembro de 2025.
DOI: https://doi.org/10.12660/rgplp.v24.2025.89218

CC BY

Demand forecast using the Holt-Winters method: Application in a restaurant in Brazil

Abstract

The Holt-Winters method produces accurate forecasts and is easy to implement. This study evaluated the suitability of the Holt-Winters method for demand forecasting at an Asian cuisine restaurant, located in Petrolina, PE. The method was chosen because of the behavior of the demand, its low implementation cost, and adaptability to different types of time series. A survey of the sales share of each item on the restaurant's menu was initially carried out to identify the best-selling items and establish an equation that relates this sales share to the demand forecast for each product. Next, a comparison between the additive and multiplicative variants of the Holt-Winters method was conducted to analyze which was the most appropriate for the data. The results showed that the greatest sales share came from promotional and special combos (representing, together, 81% of sales), and the equation for forecasting product demand was also established. Furthermore, the additive model was found to be the most appropriate, yielding the lowest error metrics.

Keywords: Delivery. Demand forecast. Holt-Winters.

Pronóstico de la demanda utilizando el método de Holt-Winters: aplicación en un restaurante brasileño

Resumen

El método Holt-Winters es una técnica que establece predicciones precisas, además de ser fácil de implementar. Así, este trabajo tuvo como objetivo evaluar la idoneidad de dicho método en el análisis del pronóstico de demanda de un restaurante de comida oriental, ubicado en Petrolina-PE. El método fue elegido con base en el comportamiento de la demanda presentada, además del bajo costo de ejecución y adaptabilidad a diferentes tipos de series de tiempo. Para ello, inicialmente se realizó un estudio sobre la representatividad de ventas de cada artículo del menú del restaurante, con el fin de conocer cuáles son los artículos más vendidos y establecer una ecuación que relacione esta representatividad de ventas con el pronóstico de demanda de cada producto. A continuación, se realizó una comparación entre los dos métodos de Winters para analizar cuál era el más apropiado para los datos. Como resultado, se encontró que la mayor representatividad provino de los combos promocionales y especiales (en conjunto representan el 81% de las ventas), y también se estableció la ecuación para pronosticar la demanda de los producto. Además, se concluyó que el método aditivo fue el más apropiado para los datos, obteniendo las medidas de error más bajas.

Palabras clave: Delivery. Pronóstico de demanda. Holt-Winters.

CC BY

INTRODUÇÃO

Como consequência da vida moderna, em que as pessoas buscam cada vez mais otimizar o seu tempo, o hábito de se alimentar fora de casa passou a ser cada vez mais comum. Segundo Queiroz (2015), o crescimento da alimentação fora do lar é uma característica mundial da evolução do comportamento alimentar, e o Brasil não fica de fora dessa realidade.

Destacando o serviço de *delivery*, foi por meio dele que a alimentação fora do lar ganhou uma nova dinâmica, sendo possível oferecer, via aplicativos, várias opções de restaurantes com diferentes tipos de comida, entregues diretamente ao cliente e com prazos cada vez mais rápidos. Além disso, esse mercado vem, ao longo dos anos, crescendo e sendo cada vez mais lucrativo (Souza, 2021).

A preferência pelo *delivery* nesse cenário de pandemia é compreensível, visto que "as pessoas se sentem mais seguras, fazendo um pedido via Rappi e evitando concentrações massivas", informou a empresa em comunicado à Reuters (Calais, 2020). Nessa circunstância de pandemia, onde foram impostas medidas de restrições e o fechamento do comércio para conter o vírus, os restaurantes de comida oriental, bastante frequentados, tiveram que se adaptar ao funcionamento apenas com *delivery* – e obtiveram sucesso também nesse novo formato.

Sob essa perspectiva, Basseto (2015) afirma que a previsão da demanda é um método eficaz, o qual possibilita a integração de todo o processo produtivo, minimizando os custos com estocagem. Para Tubino (2007), a previsão de demanda é a variável mais importante na definição de um sistema, principalmente para as funções desenvolvidas pelo Planejamento e Controle da Produção (PCP), pois como a previsão fornece informações acerca do valor das vendas futuras de um item ou de um conjunto de itens (Moreira, 2011), essas informações são usadas para que a produção seja planejada com antecedência, proporcionando, assim, menor estoque, custo financeiro e tempo de entrega, além de maior previsibilidade e satisfação do cliente (Cavalheiro, 2003; Santos et al., 2021).

Compreendendo a importância da previsão de demanda nas empresas, em especial nos restaurantes, percebe-se a carência da aplicação de modelos sofisticados de previsão nesse tipo de negócio. Segundo Cecatto e Belfiore (2015) e Purificação *et al.* (2017), a maioria das empresas fornecedoras de produtos alimentícios não utiliza modelos sofisticados de previsão; 93,8% das pesquisadas usam análise histórica, média móvel ou análise de mercado. As aplicações dos métodos de previsão adequados são importantes na realização de um bom planejamento, visto que os produtos alimentícios possuem perecibilidade e a demanda possui sazonalidade; além do mais, a previsão ajuda os restaurantes a manterem a regularidade do seu cardápio.

Diante desse cenário, elaborou-se o seguinte questionamento que norteia a pesquisa: o método de Holt-Winters é indicado para a análise de previsão de demanda de um restaurante? Logo, o objetivo deste trabalho foi avaliar a adequação do método de Holt-Winters na análise de prever a demanda de um restaurante de origem oriental brasileiro.

REVISÃO DE LITERATURA

Segundo Kotler (1991), a demanda de um produto é o volume total que seria comprado por um determinado grupo de consumidores em uma área geográfica específica, em um período de tempo e ambiente de mercado definido, e com um programa de marketing determinado. Estimar e prever esse volume não é uma tarefa fácil, visto que a demanda por serviços e bens pode variar muito (Krajewski; Ritzman; Malhotra, 2009). Além disso, alguns fatores podem impactar essa demanda,

por exemplo, o preço do produto, a renda, os gostos e as expectativas dos consumidores, assim como os preços de bens relacionados ao produto (Santos, 2020; Sobral; Silva; Santos, 2025).

Apesar dessa variação no comportamento da demanda, quando se analisa o histórico dos dados referentes às vendas de um item ou uma família de itens, bem como de um serviço, é possível perceber algum comportamento específico. Segundo Martins e Laugeni (2005), o comportamento da demanda possui alguns padrões de variação, sendo os mais comuns:

- média, em que as flutuações da demanda estão em torno de um valor constante;
- tendência linear, em que a demanda cresce ou decresce linearmente;
- tendência não linear, em que a demanda cresce ou decresce não linearmente, conforme uma equação do 2º grau, por exemplo;
- estacional (sazonal), em que a demanda cresce ou decresce em certos períodos – por exemplo, um dia da semana, do mês, ou em meses específicos do ano.

Para essa análise do comportamento da demanda, os dados podem ser compilados em diferentes períodos: diário, semanal, mensal, entre outros, de acordo com a disponibilidade dos dados e até que se consiga perceber um padrão de comportamento. Dessa forma, a análise do comportamento da demanda se mostra imprescindível na identificação de padrões de consumo, presença ou não de tendência e sazonalidade, além de contribuir na identificação do método de previsão de demanda mais indicado para que esta seja a mais assertiva possível.

Previsão de demanda

Diante do cenário competitivo e dinâmico em que as empresas se encontram, alguns métodos auxiliam na gestão dessas empresas; um deles trata-se das previsões feitas acerca do comportamento estimado da demanda. Elas têm uma função essencial, servindo como norteadoras para o planejamento da produção, de vendas, finanças e, ainda, ao marketing de uma organização (Santos, 2020; Lima *et al.*, 2025).

A previsão de demanda é uma ferramenta de grande importância para as empresas, visto que é o ponto inicial para um planejamento eficaz em vários segmentos dela (Souza; Silva, 2017). Apesar da sua relevância, por se tratar de uma ferramenta que lida com projeções, seu resultado não é exato. Como afirma Stevenson (2001), as previsões raramente são perfeitas, pois há uma grande dificuldade em se prever o conjunto de fatores que poderá afetar a previsão.

Um fator que impacta nessa exatidão é o horizonte de previsão. Para Fernandes e Godinho Filho (2010), à medida que o horizonte de planejamento aumenta, a exatidão das previsões diminui. De acordo com os autores, previsões de longo prazo são mais incertas que as de médio prazo, as quais são mais incertas que as de curto prazo. Dessa forma, as organizações que respondem mais rapidamente às mudanças no mercado se beneficiam de previsões mais exatas, pois requerem um menor horizonte de planejamento de previsões (Santos *et al.*, 2017).

É importante ressaltar, também, que, para a previsão de demanda atingir seu objetivo com sucesso, entre outros fatores, são necessários (Corrêa *et al.*, 2001):

1. Saber analisar os dados históricos, detectando certos comportamentos dos consumidores e eliminando anormalidades que poderiam induzir a erros.
2. Conhecer os produtos, identificando como suas características, seus usos e o estágio no ciclo de vida afetam a demanda.
3. Considerar fatos, documentando eventos e seus impactos na demanda (sua repetição pode facilitar o processo de previsão de demanda).

Para Moreira (2011) e Soares *et al.* (2022), os métodos de previsão podem ser classificados de acordo com critérios variados, no entanto, a classificação mais comum considera o tipo de abordagem utilizada, ou seja, ferramentas e conceitos que formam a base da previsão. Por este critério, os métodos podem ser qualitativos e quantitativos.

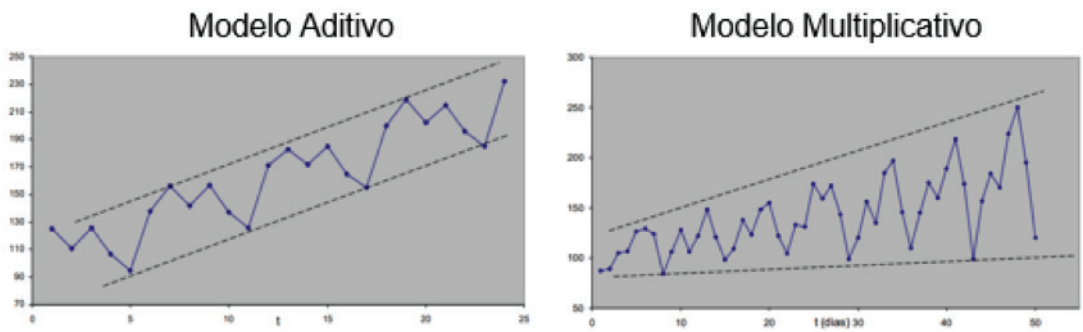
Método de Holt-Winters

O método de Holt-Winters trata-se de uma extensão do modelo de Holt desenvolvido por Winter e é entendido como um método de suavização exponencial que inclui uma equação extra usada para ajustar a previsão da sazonalidade (Makridakis; Wheelwright; Hyndman, 1998). Trata-se, portanto, de um modelo apropriado para séries que possuem tendência e sazonalidade, partindo do princípio de que determinadas séries possuem um fator sazonal, além do nível e da tendência que captam características da série que se repetem a intervalos regulares de tempo.

Morettin e Toloi (1987) afirmam que esse modelo possui procedimentos baseados em três equações com três constantes de alisamento diferentes, as quais são associadas a cada uma dessas componentes-padrão da série: nível, tendência e sazonalidade. Winter propôs métodos de projeção para essas séries, considerando dois tipos de efeitos sazonais: aditivos e multiplicativos (Alves *et al.*, 2019). A Figura 1 demonstra componentes do modelo aditivo e multiplicativo.

FIGURA 1

Componentes do modelo aditivo e multiplicativo



Fonte: Lobo (2007).

O modelo aditivo é utilizado na modelagem de dados em que a amplitude do ciclo sazonal independe do nível local da série, ou seja, permanece constante com o passar do tempo. Já o modelo multiplicativo é utilizado na modelagem de dados em que a amplitude do ciclo sazonal varia proporcionalmente ao nível da série com o passar do tempo (Alves *et al.*, 2019). A Tabela 1 traz as equações de ambos os modelos.

TABELA 1

Equações dos modelos aditivos e multiplicativos

EQUAÇÕES	HOLT-WINTERS ADITIVO		HOLT-WINTERS MULTIPLICATIVO	
Nível	$Lt = \alpha(Zt-St-s)+(1-\alpha)(Lt-1+Tt-1)$	(1)	$Lt = \alpha(Zt/St-s)+(1-\alpha)(Lt-1+Tt-1)$	(2)
Tendência	$Tt = \beta(Lt-Lt-1)+(1-\beta)Tt-1$	(3)	$Tt = \beta(Lt - Lt-1) + (1-\beta)Tt-1$	(4)
Sazonalidade	$St = \gamma(Zt-Lt)+(1-\gamma)St-S$	(5)	$St = \gamma(Zt/Lt)+ (1-\gamma)St-s$	(6)
Previsão	$\hat{z}t+k = Lt+KTt+St-s+k$	(7)	$\hat{z}t+k = (Lt+KTt)St-s+k$	(8)

Fonte: Elaborada pelos autores.

Sendo: Lt o componente de nível; Tt, componente de tendência; St, componente de sazonalidade; $\hat{z}t+k$, a previsão para k períodos à frente; Zt, valor real observado no período de tempo t; k, quantidade de períodos futuros a serem previstos; α, constante de suavização para estimativa de nível ($0 \leq \alpha \leq 1$); β, constante de suavização para estimativa de tendência ($0 \leq \beta \leq 1$); e γ, constante de suavização para estimativa de sazonalidade ($0 \leq \gamma \leq 1$).

As equações (1), (2), (3), (4), (5) e (6) são utilizadas para estimativa de nível, tendência e sazonalidade, respectivamente, nos modelos aditivos e multiplicativos. É possível observar que apenas a equação de tendência é igual nos dois modelos. Já as equações de nível (1) e (2), sazonalidade (5) e (6), e previsão para k períodos a frente (7) e (8), possuem algumas mudanças sutis, como operações de soma e subtração no modelo aditivo, e de divisão e multiplicação no modelo multiplicativo.

Nos últimos anos, algumas metodologias abordam o método de Holt-Winters em associação com abordagens quantitativas de cunho estatístico e matemático. Isso se dá em função da necessidade de avaliar o desempenho na previsão da demanda em meio a fatores imprevisíveis e desenvolver algoritmos de previsão robustos usando dados do mundo real (Kumar; Khedlekar, S.; Khedlekar, U., 2024).

A aplicação dessa técnica nos diversos contextos é justificada, ainda, pela necessidade de capturar flutuações de demanda, considerando sazonalidade, tendências de mercado e padrões cíclicos. Ademais, é possível incorporar fatores mercadológicos e econômicos com maior ênfase (Kumar; Khedlekar, S.; Khedlekar, U., 2024).

Destaca-se, ainda, que alguns estudos demonstraram a eficácia do método de Holt-Winters ao integrá-lo com modelos de previsão de demanda baseados em rede neural, por exemplo. Nesse caso, mostrou-se que essa abordagem híbrida supera os métodos tradicionais em precisão e estabilidade.

Essa combinação ressalta a relevância desse tipo de integração com outras metodologias avançadas para aprimorar o desempenho da previsão (Chen; Du, 2024; Gao; Xu; Li, 2022; Kumar; Khedlekar, S.; Khedlekar, U., 2024; Maia; Carvalho, 2011).

Após a aplicação dos métodos de previsão de demanda, é necessário identificar o mais adequado para os dados estudados. Essa identificação é feita por meio da análise dos erros aos quais os métodos estão sujeitos.

Medidas de erro de previsão

A precisão de uma previsão é caracterizada pela máxima aproximação dela com a demanda real. Quanto menores os erros, mais o modelo de previsão se aproxima dos dados reais, sendo, portanto, mais preciso. Algumas medidas de cálculo de erro serão demonstradas a seguir.

- **Erro Percentual Absoluto Médio (MAPE):** o MAPE é calculado pela média percentual da divisão entre o erro de previsão e o valor real. Segundo Lewis (1997), o MAPE é considerado uma das medidas de erro mais usadas para se avaliar os métodos de previsão, conforme a Equação (9):

$$MAPE = \sum[(A(t) - F(t)) / A(t)] / N \quad (9)$$

Onde: A(t) é a demanda real no período; F(t) é a previsão para o período t; N é o número de períodos de previsão t.

- **Erro Absoluto Médio (MAD)**: o MAD é calculado pela diferença entre a demanda real e a demanda prevista dividida pela quantidade de períodos observados. Conforme Mentzer e Bienstock (1998) a Equação (10) abaixo:

$$MAD = \sum[A(t) - F(t)] / N \quad (10)$$

Onde: A(t) é a demanda real no período; F(t) é a previsão no período t; N é o número de períodos de previsão t.

Assim, se o MAD for pequeno, os dados reais seguem estritamente as previsões da variável dependente, e o modelo fornece previsões acuradas. Dessa forma, as medidas de erro se fazem indispensáveis, pois é por meio delas que se pode assegurar a confiabilidade dos resultados provenientes da aplicação do método escolhido.

No presente trabalho, as previsões de demanda serão demonstradas utilizando-se o método de Holt-Winters ou Suavização Exponencial Tripla, fazendo um comparativo entre o modelo aditivo e o modelo multiplicativo. Esse método baseia-se na análise de séries temporais, ou seja, utilizando os dados históricos das vendas diárias, os componentes da série serão analisados e as previsões, realizadas. Como forma de verificar a confiabilidade dos resultados, as medidas de erro utilizadas serão o MAD e o MAPE – bastante utilizadas, de fácil implementação e interpretação.

METODOLOGIA

Essa pesquisa, em relação aos objetivos, apresenta-se como exploratória, isto é, busca proporcionar maior familiaridade com o problema (explicitá-lo). O trabalho foi composto por quatro fases: na primeira fase da pesquisa foram definidos a temática, o objeto do estudo, além da problemática e dos objetivos da pesquisa. Já na segunda fase foi realizada a revisão bibliográfica como forma de reunir fontes de pesquisas para fornecer embasamento teórico para o trabalho.

A terceira fase consistiu em analisar a representatividade das vendas dos combos em relação aos outros itens do cardápio. Com a análise, concluiu-se que os combos promocionais e especiais são os itens mais vendidos, necessitando de uma melhor gestão da sua demanda. A partir dessa análise da representatividade de vendas e dos preços de cada combo, definiu-se como a previsão de vendas semanais do restaurante seria aplicada na previsão de demanda dos produtos da empresa, relação essa estabelecida pela Equação (11).

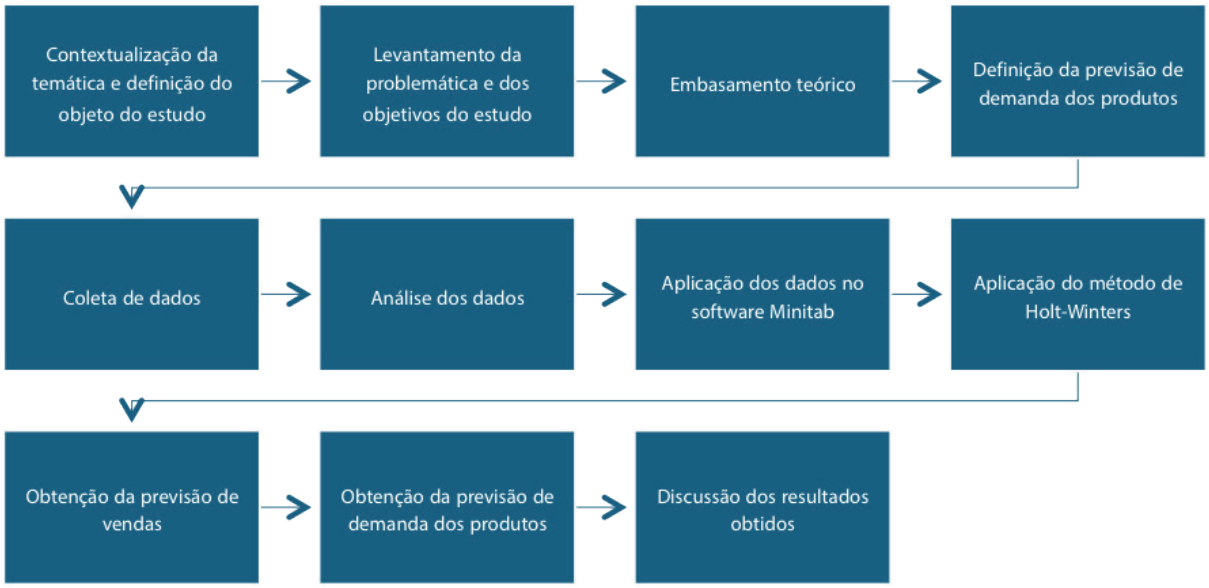
Em seguida, realizou-se a coleta dos dados do faturamento diário do restaurante referentes ao período de abril de 2020 a outubro de 2021. Além disso, os dados foram organizados no *software* Microsoft Excel® 2013 e realizou-se a análise do comportamento da demanda, como forma de verificar se o método é adequado. Após essa análise, os dados foram inseridos no *software* Minitab® 21.1 e os métodos de Holt-Winters aditivo e multiplicativo, aplicados.

A quarta e última etapa consistiu na obtenção da previsão de vendas efetivamente e, com base nas medidas de erro utilizadas, foi definido o método de Holt-Winters com o melhor desempenho. Para comprovar a adequação deste em relação a outros métodos de previsão de demanda, foi feito um comparativo com os métodos da média móvel, suavização exponencial simples e suavização exponencial dupla, por meio das medidas de erro (MAPE e MAD). Finalmente, fundamentada na previsão de vendas semanais, foi obtida a previsão de demanda para cada combo e os resultados, discutidos.

Em suma, as fases da pesquisa e as ações realizadas em cada uma delas estão resumidas na Figura 2.

FIGURA 2

Etapas da pesquisa



Fonte: Elaborada pelos autores.

Vale destacar que respeitar essa sequência de etapas foi imprescindível para obter um bom desenvolvimento do trabalho e alcançar os objetivos propostos, o que atesta que as etapas estavam alinhadas e possuíam uma interdependência. Ressalta-se, ainda, que as etapas da pesquisa aqui descritas podem servir de base para que outros autores sigam como referência na aplicação desse tipo de técnica – especificamente no segmento gastronômico.

RESULTADOS

Caracterização da empresa

Estabelecida na cidade de Petrolina-PE, a empresa objeto do estudo iniciou suas atividades em 29 de novembro de 2018 e sua estrutura organizacional é composta por cozinheiros, auxiliares de cozinha, *sushimans*, auxiliares de *sushimans*, embaladores, expedidores, operadores de caixa e gerente geral, totalizando 20 funcionários. Um diferencial da estrutura do restaurante é a utilização de máquinas de sushi no auxílio do preparo dos produtos. A empresa possui uma máquina de fazer enrolados de sushi, onde é produzida a base dos *uramakis* e *makimonos*, além de uma máquina de produzir bolinhos de arroz para *niguiris*.

Seus canais de vendas são dois aplicativos de *delivery* e o WhatsApp – por meio do sistema Totvs, no qual o cliente realiza o pedido pelo WhatsApp e a operadora do caixa lança o pedido no Totvs. O restaurante realiza entregas tanto na cidade de Petrolina-PE quanto na cidade de Juazeiro-BA, obtendo assim um alto volume de pedidos semanalmente. A média do volume semanal de pedidos por cada canal de venda pode ser vista no Quadro 1.

QUADRO 1

Volume de pedidos semanais

Aplicativos	Quantidade de Pedidos (Und.)
App 1	1100
App 2	200
Totvs	250
Total	1550

Fonte: Elaborado pelos autores.

Para encontrar a média de pedidos semanais do restaurante, foi feito o levantamento do número de pedidos semanal de cada canal de venda durante o período de abril de 2020 a outubro de 2021; depois, uma média dessa quantidade por aplicativo.

Os dois aplicativos de *delivery* realizam entregas nas duas cidades, mas o sistema Totvs apenas na cidade de Petrolina-PE, em 165 bairros. O aplicativo 1 entrega em 226 bairros, juntando ambas as cidades; já o aplicativo 2 entrega em apenas 77 bairros das duas cidades – por isso a quantidade de pedidos nesse aplicativo é bem inferior ao primeiro. Além disso, o aplicativo 1 fornece de maneira recorrente incentivos de vendas para o restaurante, por meio da disponibilidade de cupons de descontos e entregas grátis para os clientes, o que impulsiona muito as vendas nesse aplicativo.

O cardápio do restaurante é composto por cinco combos promocionais – que serão chamados de A, B, C, D e E – e dois combos especiais – que serão chamados de X e Y. Além disso, conta com quatro tipos de entradas (pastel de carne com *cream cheese*, pastel de queijo, rolinho primavera e rolinho de queijo) e a culinária chinesa (*yakisoba*, arroz *chop suey* e frango xadrez). Além desses itens, o cardápio ainda conta com 14 tipos de bebidas.

Os combos promocionais são compostos por 40 peças de sushi cada e custam o valor de R$ 42. Já os combos especiais possuem 30 peças de sushis cada e custam R$ 74. A principal diferença entre os combos promocionais e especiais é a quantidade de salmão presente nas peças. Por ser um insumo de maior valor, os combos especiais possuem peças com maior quantidade de salmão. A composição dos combos promocionais pode ser vista no Quadro 2.

QUADRO 2

Composição dos combos promocionais

Combo	Peças	Total de peças
A	15 *Hot Holls*, 15 *Hot* Filadélfia e 10 *Hot* Especiais	40
B	10 Dragons, 5 *Uramakis* de *Kani*, 5 *Niguiris* de Salmão, 10 *Hot Holls*, 10 *Hot* Filadélfia	40
C	5 *Niguiris* de Salmão, 5 *Niguiris* de *Kani* empanado, 10 *Maquimonos* de patê de Salmão, 10 *Uramakis* de *Kani* e 10 *Umarakis* de Salmão *skin*	40
D	5 *Niguiris* de Salmão, 5 *Niguiris* de *Kani* empanado, 10 *Hot* Filadélfia, 10 *Uramaki* de *kani* e 10 *Uramaki* de Salmão *skin*	40
E	10 *Uramakis* de *kani*, 10 *Hot Holls*, 10 *Hot* Filadélfia e 10 *Niguiris* de *Kani* empanado	40

Fonte: Elaborado pelos autores.

A composição dos combos especiais está descrita no Quadro 3.

QUADRO 3

Composição dos combos especiais

Combos especiais	Peças	Total de peças
X	5 Sashimis de salmão, 5 *Niguiris* de salmão, 10 *Uramakis* de salmão e 10 *Makimonos* de salmão	30
Y	5 Sashimis de salmão, 5 *Niguiris* de salmão, 5 *Uramakis* de salmão, 5 *Makimonos* de salmão e 10 *Hots* Filadéflfia	30

Fonte: Elaborado pelos autores.

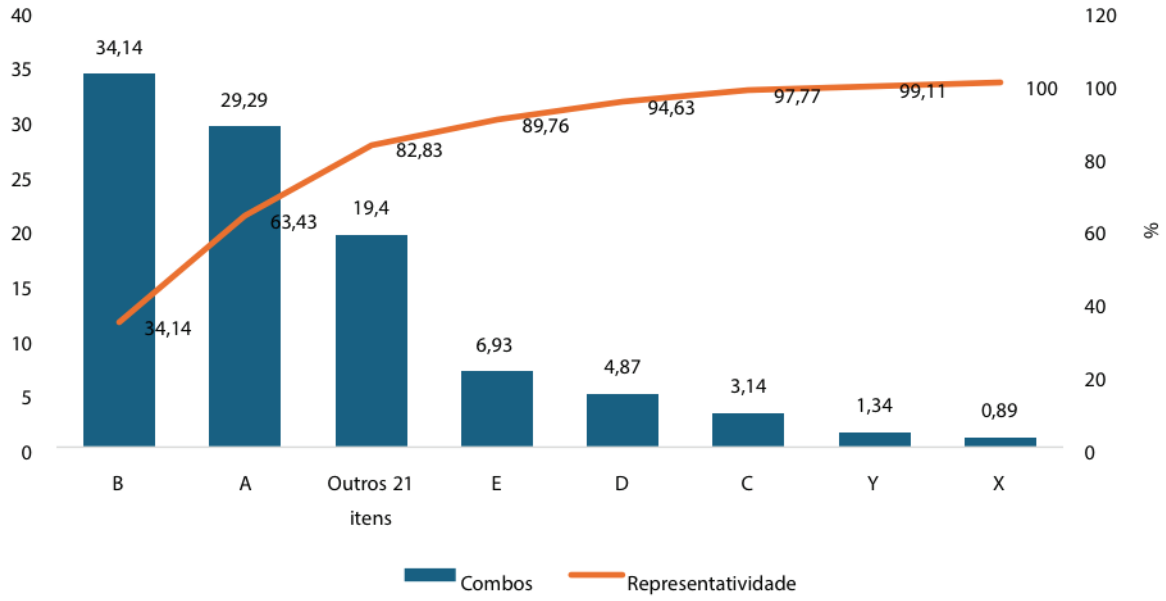
Como pode ser observado nos Quadros 2 e 3, os combos promocionais são compostos, em sua maioria, por peças nas quais as proteínas predominantes são o patê, a gordura e a pele do salmão, além do *Kani* – o que diminui o custo dessas peças, tornando o combo mais barato. Já os especiais têm como única proteína predominante nas suas peças o filé do salmão, o que os torna mais caros. O *Hot* Filadélfia presente no combo Y é composto pelo filé do salmão, diferentemente do *Hot* Filadélfia dos combos promocionais, composto pela gordura do salmão.

Definição da previsão de demanda dos produtos

É importante destacar que a empresa analisada não possui os dados históricos das vendas de cada item do seu cardápio, e sim dados referentes à relação existente entre o faturamento da semana e a representatividade de venda de cada item sobre esse faturamento – dados esses disponibilizados por meio dos canais de vendas da empresa. Fazendo uma análise prévia dessas relações, percebe-se a relevância dos combos sobre os outros itens do cardápio, como pode ser observado na Figura 3.

FIGURA 3

Representatividade de venda dos itens do cardápio



Fonte: Elaborada pelos autores.

Dessa forma, dos 28 itens disponíveis no cardápio, os 7 combos (A, B, C, D, E, X e Y) representam 80,60% das vendas, ou seja, 25% dos itens correspondem a 81% do faturamento. Além disso, os combos A e B, sozinhos, correspondem a 63,43% do faturamento do restaurante.

Assim, ficou evidente a relevância dos sete combos disponíveis no cardápio para a empresa e a necessidade de uma maior gestão desses produtos. A previsão de demanda é importante no auxílio dessa gestão, já que fornece uma melhor noção da quantidade vendida de cada um desses itens, possibilitando um gerenciamento mais preciso da quantidade a ser produzida de cada produto. Nesse sentido, fez-se necessário o desenvolvimento de um método de previsão de demanda desses itens baseado na previsão de vendas semanais.

Dessa forma, sabendo-se que o preço de venda de cada combo promocional é de R$ 42 e o de cada combo especial é de R$ 74, com base na previsão das vendas semanais e porcentagem das vendas de cada produto, conseguiu-se estabelecer a previsão de demanda de cada item. Essa relação entre a previsão de vendas semanais e a previsão de demanda de cada item pode ser dada pela Equação (11), elaborada pelos autores:

$$\text{Previsão de demanda de cada item} = \frac{Porcentagem\ x\ PV}{P} \qquad (11)$$

Na equação, a porcentagem refere-se à representatividade de vendas do item sobre o faturamento semanal; PV, à previsão das vendas de determinada semana; e P, ao preço do combo. Assim, a previsão de demanda de cada item se dá semanalmente. Essa relação será usada mais adiante após ser calculada a previsão de vendas semanais do restaurante.

Análise do comportamento da demanda

Antes de iniciar o processo de previsão de demanda, foi imprescindível conhecer o comportamento da demanda nos períodos anteriores como forma de entender se o método proposto foi adequado para os dados analisados. Nesse sentido, essa foi uma boa forma de perceber nesses dados a presença, ou não, de componentes como tendência e sazonalidade.

Assim, essa investigação só fez sentido diante da apresentação dos dados levantados – sendo, portanto, o ponto de partida –, tendo em mãos a série histórica do faturamento diário do restaurante de abril de 2020 a outubro de 2021, e levando-se em consideração que o restaurante funciona de terça-feira a domingo. Observando os dados, foi possível ter uma noção do hábito de consumo dos clientes do restaurante analisado. Existe uma variação na demanda diariamente, na qual picos aparecem durante toda a série. Essa variação demonstrou inicialmente uma sazonalidade ocasionada pelos dias da semana: as vendas são mais baixas no início da semana, entre os dias de terça-feira a quinta-feira, e aumentam consideravelmente nos finais de semana, entre sextas-feiras e domingos. Entretanto, foi preciso fazer uma análise mais detalhada para comprovar essa sazonalidade.

O pico de vendas percebido no mês de junho, tanto no ano de 2020 como em 2021, se deu devido ao dia dos namorados no Brasil (12 de junho), dia do ano em que o restaurante mais vende. Foi possível perceber, também, uma queda nas vendas, principalmente a partir do mês de julho de 2021, o que pode sinalizar a presença de tendência nos dados analisados.

Além da visão diária dos dados da série temporal, outra análise importante de se fazer foi a visão semanal dos dados. Dessa forma, os dados diários foram consolidados de forma que o comportamento da demanda fosse visto com o passar das semanas. Para que fosse gerada uma amostra de dados que fornecesse realmente alguma informação relevante para as análises, foi necessária a criação de um critério que definisse como seriam consolidadas as semanas do mês. O Quadro 4 explicita os agrupamentos realizados.

QUADRO 4

Critério de consolidação dos dados diários em semanas do mês

Semana	Dia do mês
1ª	01-06
2ª	08-13
3ª	15-20
4ª	22-27
5ª	Restante

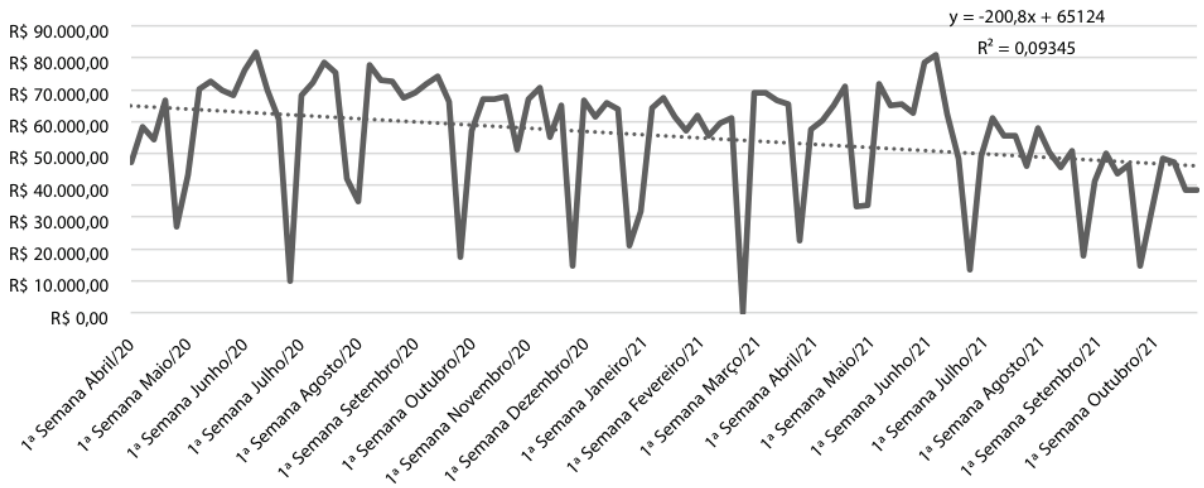
Fonte: Elaborado pelos autores.

Esse critério foi utilizado em todos os meses em que o dia 1º ocorre em uma terça-feira. Como o restaurante não funciona às segundas-feiras, sua semana abrange, em geral, os dias de terça-feira a domingo, podendo essa regra sofrer variações: dependendo do dia da semana que se inicie o mês, a semana será contada a partir desse dia, exceto se cair em uma segunda-feira, indo até o domingo – assim, a semana pode ter menos de seis dias.

Dessa forma, as quatro primeiras semanas de todos os meses foram formadas, em geral, pela mesma base de dias, o que forneceu uma vantagem analítica de seus comportamentos. Como os meses não possuem o mesmo número de dias, a quinta semana foi criada para absorver essas diferenças e para permitir que as demais semanas possuíssem, em média, seis dias. Feitas tais considerações, gerou-se a curva de demanda com visão semanal, como pode ser visto na Figura 4.

FIGURA 4

Histórico das vendas semanais de abril/2020 a outubro/2021



Fonte: Elaborada pelos autores.

Semelhantemente à percepção tida com o comportamento das demandas diárias, analisar o comportamento dos dados de forma semanal também trouxe a desconfiança de que há a presença de sazonalidade nos dados, porém, agora, de ordem semanal.

Como forma de embasar se as conclusões obtidas com a análise dos gráficos foram, ou não, coerentes, fez-se o levantamento dos dados numéricos a respeito da participação de cada dia da semana e de cada semana do mês no faturamento total do restaurante, levando-se em consideração toda a série histórica disponível, como pode ser visto na Tabela 2.

ISSN 2674-5895

TABELA 2

Participação da demanda por dia da semana e semana do mês

DIA DA SEMANA	SEMANA DO MÊS					TOTAL
	1ª SEM	2ª SEM	3ª SEM	4ª SEM	5ª SEM	
Terça-feira	0,78%	2,43%	2,61%	2,27%	2,26%	10,35%*
Quarta-feira	1,51%	2,67%	2,55%	2,68%	2,31%	11,72%
Quinta-feira	2,31%	3,01%	2,64%	2,36%	1,70%	12,02%
Sexta-feira	3,78%	4,81%	4,67%	4,68%	2,45%	20,39%
Sábado	4,99%	5,41%	5,23%	5,22%	2,42%	23,27%**
Domingo	5,22%	5,14%	5,05%	4,99%	1,86%	22,26%
TOTAL	18,59%	23,47%**	22,75%	22,20%	13%*	100%

Nota: *menores valores; **maiores valores.

Fonte: Elaborada pelos autores.

Assim, verificou-se que o dia que apresenta a maior representatividade de vendas da semana é o sábado, seguido do domingo e da sexta-feira. A terça-feira foi o dia com a menor representatividade de vendas. Esse comportamento é característico desse tipo de negócio.

Já entre as semanas do mês, verificou-se que a segunda semana é líder em vendas e a quinta semana é a que menos vende, o que já era previsível, já que nessa semana só se considerou as vendas de poucos dias. O fato de a segunda semana se destacar nas vendas pode ser explicado pelo fato de os consumidores estarem com mais dinheiro no início do mês, além de ser o período em que a maior parte dos cartões de crédito já faturaram, tornando assim os consumidores mais propensos aos gastos. Já a baixa representatividade das vendas na primeira semana pode ser explicada pelo fato de ela não possuir os seis dias completos em todos os meses. Assim, pôde-se confirmar a presença de sazonalidade na série de dados analisada.

Além do mais, a equação da reta negativa e o valor de R^2 significativo comprovaram um comportamento de tendência negativa da demanda. Essa queda nas vendas pode ser explicada pelo fato de o restaurante trabalhar com a mesma cartela de produtos desde o início da pandemia, não inserindo novidades no cardápio, oferecendo pouca flexibilidade e nenhum tipo de personalização dos produtos.

Dessa forma, ficou nítido que os dados analisados revelavam tanto características de tendência quanto de sazonalidade, justificando a escolha do método de Holt-Winters para elaboração do estudo.

Previsão de vendas

O método de Holt-Winters foi implementado com os dados referentes ao faturamento semanal de abril de 2020 a outubro de 2021, totalizando 95 observações. O horizonte de previsão adotado foi de 60 semanas, o que equivale a 1 ano, obtendo-se previsões para todas as semanas do mês de

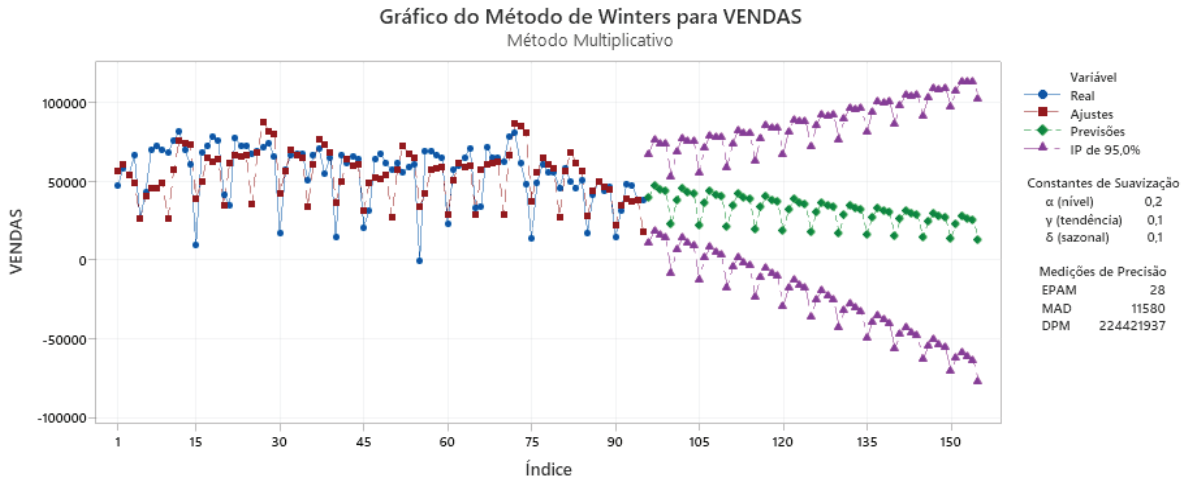
novembro de 2021 a outubro de 2022. Esse período de previsão foi definido devido ao fato de ser o período pelo qual o restaurante planejava continuar funcionando apenas com o formato de *delivery*, pois, após esse período, o planejamento era retornar também com o rodízio e, com isso, haveria chances de uma mudança no comportamento da demanda do *delivery*, necessitando assim de novas análises. Dessa forma, foram aplicados tanto o método Holt-Winters multiplicativo como o método Holt-Winters aditivo.

Holt-Winters multiplicativo

Utilizando-se o comprimento sazonal igual a 5 semanas e as constantes de suavização $\alpha = 0{,}2$, $\gamma = 0{,}1$ e $\delta = 0{,}1$, obteve-se o gráfico de suavização exponencial demonstrado na Figura 5. A obtenção dessas constantes de suavização se deu por várias tentativas de combinações das variáveis até que fossem encontrados os menores valores para o MAPE e o MAD.

FIGURA 5

Suavização exponencial pelo método HW multiplicativo



Fonte: Elaborada pelos autores.

Como pôde ser observado, as medidas de ajuste ou de previsões obtidas com o método se mostraram próximas aos valores reais da demanda. Com relação às medidas de erro obtidas, estas estão evidenciadas na Tabela 3.

TABELA 3

Medidas de erro HW multiplicativo

MEDIDAS DE PRECISÃO	
MAPE	28%
MAD	R$ 11.580

Fonte: Elaborada pelos autores.

ISSN 2674-5895

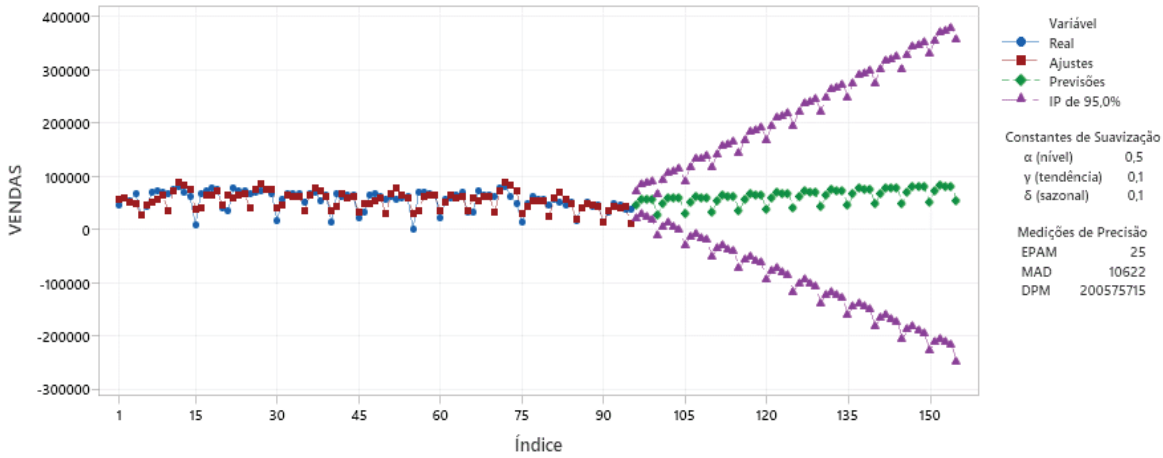
Assim, a média absoluta dos erros apresentou um total de R$ 11.580, o que corresponde a uma média percentual absoluta dos erros de 28%. Em seguida, o modelo aditivo foi implementado, e os resultados podem ser vistos a seguir.

Holt-Winters aditivo

Utilizando o mesmo comprimento sazonal de 5 semanas e os valores para as constantes de suavização $\alpha = 0{,}5$, $\gamma = 0{,}1$ e $\delta = 0{,}1$, obteve-se o gráfico de suavização exponencial demonstrado na Figura 6. Assim como foi feito anteriormente, a obtenção dessas constantes de suavização no *software* se deu por várias tentativas de combinações das variáveis até que fossem encontrados os menores valores para o MAPE e o MAD.

FIGURA 6

Suavização exponencial pelo método HW aditivo



Fonte: Elaborada pelos autores.

É possível perceber uma maior adequação dos ajustes ou previsões à demanda real (grau de acurácia) se comparado ao método multiplicativo, entretanto, essa análise só pode ser confirmada com a comparação das medidas de erro. Assim, as medidas de erro MAPE e MAD para o modelo aditivo estão evidenciadas na Tabela 4.

TABELA 4

Medidas de erro HW aditivo

MEDIDAS DE PRECISÃO	
MAPE	25%
MAD	R$ 10.622

Fonte: Elaborada pelos autores.

CC BY
ISSN 2674-5895

Dessa forma, a média absoluta dos erros apresentou um total de R$ 10.622, o que corresponde a uma média percentual absoluta dos erros de 25%.

Fazendo o comparativo entre as medidas de erro dos métodos multiplicativo e aditivo, percebeu-se que essas medidas são bem próximas, porém o método aditivo possuía as menores medidas. Isso demonstrou que a amplitude da variação sazonal possui poucas variações ao longo da série, permanecendo próxima a uma constante e beneficiando as previsões do modelo aditivo. Assim, o método escolhido para estabelecer as previsões de demanda da empresa analisada foi o método aditivo, e as previsões semanais obtidas com o método estão demonstradas na Tabela 5.

TABELA 5

Previsões de vendas

PREVISÕES								
PERÍODO		PREVISÃO	PERÍODO		PREVISÃO	PERÍODO		PREVISÃO
nov/21	1ª SEMANA	R$ 47.351,00	mar/22	1ª SEMANA	R$ 56.850,70	jul/22	1ª SEMANA	R$ 66.350,40
	2ª SEMANA	R$ 58.053,30		2ª SEMANA	R$ 67.553,00		2ª SEMANA	R$ 77.052,70
	3ª SEMANA	R$ 55.778,30		3ª SEMANA	R$ 65.278,00		3ª SEMANA	R$ 74.777,70
	4ª SEMANA	R$ 55.722,10		4ª SEMANA	R$ 65.221,80		4ª SEMANA	R$ 74.721,50
	5ª SEMANA	R$ 28.475,70		5ª SEMANA	R$ 37.975,40		5ª SEMANA	R$ 47.475,10
dez/21	1ª SEMANA	R$ 49.725,90	abr/22	1ª SEMANA	R$ 59.225,60	ago/22	1ª SEMANA	R$ 68.725,30
	2ª SEMANA	R$ 60.428,20		2ª SEMANA	R$ 69.927,90		2ª SEMANA	R$ 79.427,60
	3ª SEMANA	R$ 58.153,20		3ª SEMANA	R$ 67.652,90		3ª SEMANA	R$ 77.152,60
	4ª SEMANA	R$ 58.097,10		4ª SEMANA	R$ 67.596,80		4ª SEMANA	R$ 77.096,50
	5ª SEMANA	R$ 30.850,60		5ª SEMANA	R$ 40.350,40		5ª SEMANA	R$ 49.850,10
jan/22	1ª SEMANA	R$ 52.100,90	mai/22	1ª SEMANA	R$ 61.600,60	set/22	1ª SEMANA	R$ 71.100,30
	2ª SEMANA	R$ 62.803,10		2ª SEMANA	R$ 72.302,80		2ª SEMANA	R$ 81.802,50
	3ª SEMANA	R$ 60.528,20		3ª SEMANA	R$ 70.027,90		3ª SEMANA	R$ 79.527,60
	4ª SEMANA	R$ 60.472,00		4ª SEMANA	R$ 69.971,70		4ª SEMANA	R$ 79.471,40
	5ª SEMANA	R$ 33.225,60		5ª SEMANA	R$ 42.725,30		5ª SEMANA	R$ 52.225,00
fev/22	1ª SEMANA	R$ 54.475,80	jun/22	1ª SEMANA	R$ 63.975,50	out/22	1ª SEMANA	R$ 73.475,20
	2ª SEMANA	R$ 65.178,10		2ª SEMANA	R$ 74.677,80		2ª SEMANA	R$ 84.177,50
	3ª SEMANA	R$ 62.903,10		3ª SEMANA	R$ 72.402,80		3ª SEMANA	R$ 81.902,50
	4ª SEMANA	R$ 62.846,90		4ª SEMANA	R$ 72.346,60		4ª SEMANA	R$ 81.846,30
	5ª SEMANA	R$ 35.600,50		5ª SEMANA	R$ 45.100,20		5ª SEMANA	R$ 54.599,90

Fonte: Elaborada pelos autores.

É importante destacar que o *software* possibilitou realizar previsões para períodos maiores que 60 semanas, informação importante caso haja mudança de estratégia do restaurante sobre o período de funcionamento apenas com *delivery*. Como forma de saber se as previsões obtidas na Tabela 5 estavam próximas às vendas obtidas pelo restaurante, foi feito um levantamento do faturamento semanal de novembro de 2021 até o mês de fevereiro de 2022, último mês de dados do faturamento. Esse comparativo pode ser visto na Tabela 6.

TABELA 6

Comparativo da previsão com a demanda real

MÊS	SEMANA	PREVISÃO	DEMANDA REAL
nov/21	1ª	R$ 47.351,00	R$ 47.511,50
	2ª	R$ 58.053,30	R$ 48.083,70
	3ª	R$ 55.778,30	R$ 53.122,40
	4ª	R$ 55.722,10	R$ 47.237,10
	5ª	R$ 28.475,70	R$ 5.045,60
dez/21	1ª	R$ 49.725,90	R$ 39.901,80
	2ª	R$ 60.428,20	R$ 55.151,20
	3ª	R$ 58.153,20	R$ 49.423,06
	4ª	R$ 58.097,10	R$ 48.017,20
	5ª	R$ 30.850,60	R$ 26.491,20
jan/22	1ª	R$ 52.100,90	R$ 13.822,78
	2ª	R$ 62.803,10	R$ 55.991,78
	3ª	R$ 60.528,20	R$ 50.771,40
	4ª	R$ 60.472,00	R$ 56.883,60
	5ª	R$ 33.225,60	R$ 43.204,44
fev/22	1ª	R$ 54.475,80	R$ 48.286,00
	2ª	R$ 65.178,10	R$ 57.279,60
	3ª	R$ 62.903,10	R$ 56.451,20
	4ª	R$ 62.846,90	R$ 54.614,39
	5ª	R$ 35.600,50	R$ 0,00

Fonte: Elaborada pelos autores.

Foi possível perceber uma boa aproximação dos dados da demanda real com a previsão, havendo uma diferença máxima entre os valores em torno de R$ 10 mil. A grande diferença que ocorreu na quinta semana do mês de novembro se justificou pelo fato de essa semana possuir apenas um dia (30/11), assim como na primeira semana do mês de janeiro, no dia 01/01, o restaurante foi fechado devido ao feriado da confraternização universal no Brasil.

A última semana de fevereiro teve a sua demanda real zerada porque possuía apenas um dia (28/02) e caiu em uma segunda-feira. Esse comparativo demonstrou também que as previsões, em geral, superestimam a demanda, o que é interessante para a empresa no sentido de evitar a falta de produtos e, consequentemente, perdas nas vendas. Entretanto, é importante sempre fazer uma análise cautelosa na hora de estabelecer as quantidades produzidas para não haver muitos desperdícios, buscando sempre se atentar a essa superestimação na previsão.

Apesar de a análise prévia dos dados já indicar o método de Holt-Winters como adequado para a previsão de demanda devido à presença da tendência e da sazonalidade, foi importante comprovar essa análise com um comparativo desse método com outros de previsão de demanda. Nesse sentido, foram aplicados no *software*, além dos métodos de Holt-Winters demonstrados anteriormente, os métodos da média móvel, suavização exponencial simples e suavização exponencial dupla, bastante utilizados na realização de previsão de demanda. Em todos os métodos foram inseridas previsões para as próximas 60 semanas.

Para a análise da média móvel, foi inserido cinco no comprimento de Média Móvel, ou seja, o programa usou as cinco semanas consecutivas para a análise da média móvel. Para a análise do método da suavização exponencial simples, foi utilizado $\alpha = 0{,}07$, enquanto para a análise do método de suavização exponencial dupla foram utilizados $\alpha = 0{,}1$ e $\beta = 0{,}1$. A constante α utilizada no método da suavização exponencial simples foi obtida por meio do ARIMA (*AutoRegressive Integrated Moving Average*), que definiu o valor de $\alpha = 0{,}07$ como valor ótimo, ou seja, com os menores valores do MAPE e MAD. Já as constantes do método da suavização exponencial dupla foram obtidas por várias tentativas de combinações das variáveis até que fossem encontrados os menores valores para o MAPE e o MAD. Diferentemente do que ocorreu com o método da suavização exponencial simples, em que o ARIMA definiu o valor ótimo da constante, na suavização exponencial dupla os valores das constantes definidos pelo ARIMA não tiveram as menores medidas do MAPE e do MAD. Dessa forma, o comparativo das menores medidas de erro obtidas com cada método pode ser visto na Tabela 7.

TABELA 7

Medidas de erro de cada método

Método	MAPE	MAD
Média Móvel	43%	13822
Suavização Exponencial Simples	40%	12763
Suavização Exponencial Dupla	41%	13486
Holt-Winters Multiplicativo	28%	11580
Holt-Winters Aditivo	25%	10622

Fonte: Elaborada pelos autores.

Portanto, o método de suavização exponencial tripla, ou método de Holt-Winters, tanto o aditivo quanto o multiplicativo, apresentou as menores medidas de erro em comparação aos outros métodos, especialmente o aditivo, ficando evidente a sua adequação aos dados analisados.

Previsão de demanda dos produtos

Após a realização das previsões de vendas semanais, e utilizando a Equação (11) definida anteriormente, foi possível obter as previsões de demanda para cada combo, separadamente. Como já foi exposto no trabalho, no cardápio do restaurante os combos são divididos em promocionais e especiais. Os combos promocionais custam R$ 42 e os especiais, R$ 74. Além disso, cada um possui uma representatividade nas vendas, como pode ser visto nas Tabelas 8 e 9.

TABELA 8

Valor e representatividade nas vendas dos combos promocionais

COMBOS PROMOCIONAIS	REPRESENTATIVIDADE DE VENDAS (%)	VALOR (R$)
A	29,29%	42,00
B	34,14%	42,00
C	3,14%	42,00
D	4,87%	42,00
E	6,93%	42,00

Fonte: Elaborada pelos autores.

TABELA 9

Valor e representatividade nas vendas dos combos especiais

COMBOS ESPECIAIS	REPRESENTATIVIDADE DE VENDAS (%)	VALOR (R$)
X	0,89%	74,00
Y	1,34%	74,00

Fonte: Elaborada pelos autores.

Assim, iniciou-se a aplicação da previsão de demanda para o combo A. Com base na representatividade de vendas dessa *box* sobre o faturamento semanal (29,29%), no seu preço (R$ 42), e utilizando as previsões de vendas obtidas na Tabela 9, obteve-se as previsões de demanda do combo para as 5 semanas dos próximos 12 meses, totalizando 60 semanas, como demonstrado na Tabela 10.

TABELA 10

Previsão de demanda do combo A

COMBO A					
PERÍODO	PREVISÃO DE DEMANDA (UND)	PERÍODO	PREVISÃO DE DEMANDA (UND)	PERÍODO	PREVISÃO DE DEMANDA (UND)
	330		396		463
	405		471		537
nov/21	389	mar/22	455	jul/22	521
	389		455		521
	199		265		331
	347		413		479
	421		488		554
dez/21	406	abr/22	472	ago/22	538
	405		471		538
	215		281		348
	363		430		496
	438		504		570
jan/22	422	mai/22	488	set/22	555
	422		488		554
	232		298		364
	380		446		512
	455		521		587
fev/22	439	jun/22	505	out/22	571
	438		505		571
	248		315		381

Fonte: Elaborada pelos autores.

Como pode ser observado na Tabela 10, a previsão de demanda do combo A estabelece uma quantidade média de 420 combos na 1ª semana de cada mês, 496 combos na 2ª, 480 combos na 3ª, 480 combos na 4ª e 290 combos na última semana de cada mês. Como era esperado, a segunda semana do mês, como sendo a que mais vende, totalizou um número maior na previsão, enquanto a última semana, como sendo a que menos vende, totalizou o menor número. O mesmo foi realizado para os outros combos promocionais, e as previsões obtidas podem ser vistas na Tabela 11.

TABELA 11

Previsão de demanda dos combos promocionais

	B	C	D	E
PERÍODO	PREVISÃO DE DEMANDA (UND)	PREVISÃO DE DEMANDA (UND)	PREVISÃO DE DEMANDA (UND)	PREVISÃO DE DEMANDA (UND)
	385	35	55	78
	472	43	67	96
nov/21	453	42	65	92
	453	42	65	92
	231	21	33	47
	404	37	58	82
	491	45	70	100
dez/21	473	43	67	96
	472	43	67	96
	251	23	36	51
	424	39	60	86
	510	47	73	104
jan/22	492	45	70	100
	492	45	70	100
	270	25	39	55
	443	41	63	90
	530	49	76	108
fev/22	511	47	73	104
	511	47	73	104
	289	27	41	59
	462	43	66	94
	549	51	78	111
mar/22	531	49	76	108
	530	49	76	108
	309	28	44	63
	481	44	69	98
	568	52	81	115
abr/22	550	51	78	112
	549	51	78	112
	328	30	47	67
	501	46	71	102
	588	54	84	119
mai/22	569	52	81	116
	569	52	81	115
	347	32	50	70

continua

ISSN 2674-5895

	B	C	D	E
PERÍODO	PREVISÃO DE DEMANDA (UND)	PREVISÃO DE DEMANDA (UND)	PREVISÃO DE DEMANDA (UND)	PREVISÃO DE DEMANDA (UND)
	520	48	74	106
	607	56	87	123
jun/22	589	54	84	119
	588	54	84	119
	367	34	52	74
	539	50	77	109
	626	58	89	127
jul/22	608	56	87	123
	607	56	87	123
	386	35	55	78
	559	51	80	113
	646	59	92	131
ago/22	627	58	89	127
	627	58	89	127
	405	37	58	82
	578	53	82	117
	665	61	95	135
set/22	646	59	92	131
	646	59	92	131
	425	39	61	86
	597	55	85	121
	684	63	98	139
out/22	666	61	95	135
	665	61	95	135
	444	41	63	90

Fonte: Elaborada pelos autores.

Assim como feito anteriormente, as médias das previsões de cada semana e de cada um dos combos B, C, D e E podem ser vistas na Tabela 12.

TABELA 12

Média das previsões dos combos promocionais

PREVISÃO	COMBOS			
	B (UND)	C (UND)	D (UND)	E (UND)
1ª SEMANA	491	45	70	100
2ª SEMANA	578	53	82	117
3ª SEMANA	560	51	80	114
4ª SEMANA	559	51	80	113
5ª SEMANA	338	31	48	69

Fonte: Elaborada pelos autores.

ISSN 2674-5895

Assim como ocorreu com o combo A, a média das previsões para os outros combos promocionais é maior na segunda semana e possui os menores valores na última semana do mês. Além disso, fica evidente, no comparativo entre as previsões de todas as *boxes* promocionais, que as previsões do combo B são maiores, seguido dos combos A, E, D e, por último, do combo C – o que é explicado pela representatividade de vendas desses produtos. O mesmo procedimento foi realizado para os dois combos especiais, entretanto, o preço de venda utilizado foi de R$ 74. Uma parte das previsões obtidas para os produtos X e Y está descrita na Tabela 13, enquanto a outra parte está inserida no Apêndice A.

TABELA 13

Previsão de demanda dos combos especiais

	X	Y
PERÍODO	PREVISÃO DE DEMANDA (UND)	PREVISÃO DE DEMANDA (UND)
nov/21	6	9
	7	11
	7	10
	7	10
	3	5
dez/21	6	9
	7	11
	7	11
	7	11
	4	6
jan/22	6	9
	8	11
	7	11
	7	11
	4	6
fev/22	7	10
	8	12
	8	11
	8	11
	4	6
mar/22	7	10
	8	12
	8	12
	8	12
	5	7
abr/22	7	11
	8	13
	8	12
	8	12
	5	7

Fonte: Elaborada pelos autores.

Assim como foi feito com os combos promocionais, as médias semanais das previsões das *boxes* especiais estão apresentadas na Tabela 14.

TABELA 14

Média das previsões dos combos especiais

PREVISÃO	COMBOS	
	X (UND)	Y (UND)
1ª SEMANA	7	11
2ª SEMANA	9	13
3ª SEMANA	8	12
4ª SEMANA	8	12
5ª SEMANA	5	8

Fonte: Elaborada pelos autores.

Analisando a Tabela 14, percebeu-se o mesmo comportamento dos combos promocionais: a média das previsões é maior na segunda semana do mês e menor na quinta semana. Além disso, o combo Y possui os valores da previsão maiores que o combo X, o que também é explicado pela representatividade de vendas desses itens. Apesar da relevância de todos os combos sobre os outros itens do cardápio, é notório o destaque dos combos A e B, o que pode ser comprovado pela representatividade de vendas deles. Dessa forma, o restaurante deve ter um foco maior nesses produtos, fazendo uma melhor gestão da produção e do estoque para que esses itens não fiquem indisponíveis ou tenham a sua qualidade reduzida.

Assim, fundamentada na previsão de demanda de cada combo estabelecida semanalmente, e entendendo o comportamento da demanda durante cada dia da semana – vendas menores na terça-feira, seguida da quarta-feira e quinta-feira; e vendas maiores aos finais de semana, especialmente no sábado –, a empresa pode estipular a previsão de demanda diária, definindo assim quanto será produzido de cada um diariamente.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

No presente trabalho, buscou-se aplicar um método de previsão de demanda que melhor se adequasse às vendas e aos produtos da supracitada empresa e, após a análise prévia dos dados, percebeu-se a adequação do método de Holt-Winters na série temporal, análise essa confirmada pelo comparativo deste com outros métodos de previsão de demanda. Além do mais, fazendo um comparativo entre os métodos aditivo e multiplicativo, percebeu-se que o Holt-Winters aditivo conseguiu um desempenho superior ao multiplicativo, se ajustando melhor à série temporal.

Existiram algumas limitações para realizar a previsão de demanda de cada combo, devido ao restaurante não possuir os dados históricos das vendas de cada um deles. Porém, com base na previsão das vendas semanais obtidas com o método de Winters, aliada às informações sobre a representatividade de venda de cada combo e os seus respectivos preços, conseguiu-se obter as previsões de demandas semanais de cada um a partir da Equação (11) desenvolvida no trabalho.

ISSN 2674-5895

Nesse sentido, é possível concluir que o objetivo do trabalho foi alcançado e a problemática, que buscava saber se o método de Holt-Winters é adequado para a análise da previsão de demanda da empresa analisada, foi solucionada com bastante êxito, uma vez que se conseguiu obter previsões bastante acuradas. Diante disso, é oportuno mencionar que as contribuições mais significativas deste trabalho foram: o desenvolvimento da equação para encontrar a previsão de demanda de cada produto, na qual foi possível estabelecer uma relação entre a previsão do faturamento semanal e a previsão de demanda de cada combo; a análise do comportamento da demanda, etapa imprescindível para entender se o método de Holt-Winters era adequado para os dados analisados; além da confirmação da presença de tendência e sazonalidade na série histórica dos dados.

Como sugestões de trabalhos futuros na empresa, propõe-se estudar mais profundamente a margem de lucro dos produtos, uma vez que aqueles que vendem muito não necessariamente possuem uma boa margem de lucro, almejando que a empresa foque nos produtos que realmente tenham uma boa lucratividade. Outra proposta é o acompanhamento contínuo dessas previsões, pois o restaurante pretendia retomar também com o funcionamento do rodízio, o que pode suscitar mudanças no comportamento da demanda do *delivery*, além da realização de uma análise de previsão de demanda específica para o rodízio.

REFERÊNCIAS

ALVES, C. da C. *et al.* Aplicação de métodos estatísticos com suavização exponencial dupla e tripla para previsão de demanda na gestão de estoques. **Revista Produção Online**, Florianópolis, v. 19, n. 3, p. 1001-1026, 2019. DOI: 10.14488/1676-1901.v19i3.3539.

BASSETO, A. L. C. **Previsão de demanda em uma empresa de produção de peças para implementos agrícolas**. 2015. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia de Produção) – Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Medianeira, 2015. Disponível em: http://repositorio.utfpr.edu.br/jspui/handle/1/12918. Acesso em: 05 set. 2022.

CALAIS, B. Crise do coronavírus impulsiona aplicativos de entregas no Brasil: plataformas já acionam medidas para suprir o aumento da demanda com segurança e qualidade. **Forbes**, São Paulo, 17 mar. 2020. Disponível em: https://forbes.com.br/last/2020/03/crise-do-coronavirus-impulsiona-aplicativos-de-entregas-no-brasil/. Acesso em: 05 set. 2022.

CAVALHEIRO, D. **Método de previsão de demanda aplicada ao planejamento da produção de indústrias de alimentos**. 2003. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) – Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2003. Disponível em: http://repositorio.ufsc.br/xmlui/handle/123456789/85516. Acesso em: 04 set. 2022.

CECATTO, C.; BELFIORE, P. O uso de métodos de previsão de demanda nas indústrias alimentícias brasileiras. **Gestão & Produção**, São Carlos, v. 22, n. 2, p. 404-418, 2015. DOI: 10.1590/0104-530X108-12.

CHEN, M.; DU, W. Dynamic relationship network and international management of enterprise supply chain by particle swarm optimization algorithm under deep learning. **Expert Systems**, Hoboken, v. 41, n. 5, p. 1-13, 2024. DOI: 10.1111/exsy.13081.

CORRÊA, H. *et al.* **Planejamento, programação e controle da produção**. 4. ed. São Paulo: Atlas, 2001.

FERNANDES, F. C. F.; GODINHO FILHO, M. **Planejamento e controle da produção**: dos fundamentos ao essencial. São Paulo: Atlas, 2010.

GAO, Q.; XU, H.; LI, A. The analysis of commodity demand predication in supply chain network based on particle swarm optimization algorithm. **Journal of Computational and Applied Mathematics**, Amsterdam, v. 400, p. 1-15, 2022. DOI: 10.1016/j.cam.2021.113760.

KOTLER, P. **Marketing management**: analysis, planning, implementation, and control. New Jersey: Prentice-Hall, 1991.

KRAJEWSKI, L.; RITZMAN, L.; MALHOTRA, M. **Administração de produção e operações**. São Paulo: Person Prentice Hall, 2009.

KUMAR, L.; KHEDLEKAR, S.; KHEDLEKAR, U. K. A comparative assessment of holt winter exponential smoothing and autoregressive integrated moving average for inventory optimization in supply chains. **Supply Chain Analytics**, United Kingdom, v. 8, 100084, 2024. DOI: 10.1016/j.sca.2024.100084.

LEWIS, C. D. **Demand forecasting and inventory control**. New York: Wiley, 1997.

LIMA, L. S.; SANTOS, P. V. S.; FERNANDES, C. H. A.; LEITE, A. A. M. Aplicação da engenharia de métodos no processo de fabricação de drywall: mapeamento e melhorias no setor de embalagem. **Revista Gestão e Tecnologia**, v. 25, n. 4, p. 164-198, 2025. DOI: 10.20397/2177-6652/2025.v25i4.3216.

LOBO, B. A. **Métodos estatísticos de previsão**: amortecimento exponencial. Porto: Faculdade de Engenharia, Universidade do Porto, 2007. 1 arquivo (slides). Disponível em: https://sigarra.up.pt/feup/pt/conteudos_service.conteudos_cont?pct_id=34792&pv_cod=36aaXairaa2f. Acesso em: 05 ago. 2022.

MAIA, A. L. S.; CARVALHO, F. A. T. Holt's exponential smoothing and neural network models for forecasting interval-valued time series. **International Journal of Forecasting**, Amsterdam, v. 27, n. 3, p. 740-759, 2011. DOI: 10.1016/j.ijforecast.2010.02.012.

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

MARTINS, P.; LAUGENI, F. **Administração da produção**. 2. ed. São Paulo: Saraiva, 2005.

MENTZER, J.; BIENSTOCK, C. **Sales forecasting management**. California: Sage, 1998.

MOREIRA, D. **Administração da produção e operações**. 2. ed. São Paulo: Cengage Learning, 2011.

MORETTIN, P.; TOLOI, C. **Previsão de séries temporais**. 2. ed. São Paulo: Atual, 1987.

PURIFICAÇÃO, M. R. R. G.; FERNANDES, C. H. A.; SANTOS, P. V. S.; SANTOS, A. A. R. ; DIAS NETO, L. S. Utilização do método da média móvel exponencial para previsão de demanda: um estudo de caso. *In*: SIMPÓSIO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO DO VALE DO SÃO FRANCISCO, 7., 2017, Juazeiro. **Anais** [...]. Juazeiro/BA: DAEP, 2017. v. 1. p. 20-32.

QUEIROZ, P. W. V. **Alimentação fora de casa**: uma análise do consumo brasileiro com dados da POF 2008-2009. 2015. Dissertação (Pós-Graduação em Economia Aplicada) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2015. Disponível em: http://www.locus.ufv.br/handle/123456789/6341. Acesso em: 05 set. 2022.

SANTOS, P. V. S. Previsão da demanda por produção de café no Brasil: uma análise. **Latin American Journal of Business Management**, Taubaté, v. 11, n. 1, p. 19-28, 2020. Disponível em: https://www.lajbm.com.br/journal/article/view/591. Acesso em: 05 set. 2022.

SANTOS, P. V. S. Previsão da demanda como suporte à filosofia lean. **Exacta**, v. 18, n. 1, p. 226-243, 2020. DOI: 10.5585/exactaep.v18n1.8935.

SANTOS, P. V. S.; VIANA, I. M. S.; DAMASCENO, N. T. S.; SILVA, E. C. Estudo comparativo da eficiência em operações de vinícolas brasileiras e portuguesas. **Revista de Gestão dos Países de Língua Portuguesa (RGPLP)**, Rio de Janeiro, v. 20, n. 1, p. 21-40, 2021. DOI: 10.12660/rgplp.v20n1.2021.81066.

SANTOS, P. V. S.; FERNANDES, C. H. A.; SANTOS, A. A. R.; PURIFICAÇÃO, M. R. R. G. da; DIAS NETO, L. S. Application of the Holt Winters model for demand forecasting in additive seasonal series: a case study. **Journal of Engineering and Technology for Industrial Applications (ITEGAM-JETIA)**, Manaus, v. 3, n. 10, p. 164-168, 2017.

SOARES, L. M. C.; SILVA, A. C. G. C.; SILVA, J. C.; SANTOS, P. V. S. Previsão de demanda de peças sobressalentes utilizando rede neural artificial. **Revista Eletronica Sistemas & Gestão**, v. 17, p. 255-270, 2022. DOI: 10.20985/1980-5160.2022.v17n3.1806.

SOBRAL, J. F. S.; SILVA, A. C. G. C.; SANTOS, P. V. S. Previsão de demanda em uma empresa de asfalto estocável. **IJIE - Iberoamerican Journal of Industrial Engineering,** v. 17, n. 32, p. 1-30, 2025. DOI: 10.5007/2175-8018.2025.e106794.

SOUZA, C. Quem diria, travestida de embalagem, a mandioca está cada vez mais em alta. **Forbes**. São Paulo, 5 maio 2021. Disponível em: https://forbes.com.br/forbesesg/2021/05/quem-diria-travestida-de-embalagem-a-mandioca-esta-cada-vez-mais-em-alta/. Acesso em: 08 ago. 2022.

SOUZA, K. D.; SILVA, D. M. **Previsão de demanda do estoque em uma empresa agrícola do sudoeste goiano**. 2017. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia de Produção) – Universidade de Rio Verde, Rio Verde, 2017. Disponível em: https://www.unirv.edu.br/conteudos/fckfiles/files/PREVIS%C3%83O%20DE%20DEMANDA%20DO%20ESTOQUE%20EM%20UMA%20EMPRESA%20AGR%C3%8DCOLA%20DO%20SUDOESTE%20GOIANO.pdf. Acesso em: 09 set. 2022.

STEVENSON, W. **Administração das operações de produção**. 6. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2001.

TUBINO, D. **Planejamento e controle da produção**. São Paulo: Atlas, 2007.

AUTORES

RANIELE CAVALCANTI MIRANDA
ORCID: https://orcid.org/0009-0004-6346-6219
Engenheira de Produção pela Universidade Federal do Vale do São Francisco (UNIVASF), Colegiado de Engenharia de Produção, Juazeiro-BA, Brasil. E-mail: raniele_87@hotmail.com

ANA CRISTINA GONÇALVES CASTRO SILVA
ORCID: https://orcid.org/0000-0001-8682-7794
Doutora em Engenharia Industrial pela Universidade Federal do Vale do São Francisco (UNIVASF), Colegiado de Engenharia de Produção, Juazeiro-BA, Brasil. E-mail: castroanasilva@gmail.com

PAULO JOSÉ PEREIRA
ORCID: https://orcid.org/0000-0002-4436-8304
Doutor em Demografia pela Universidade Federal do Vale do São Francisco (UNIVASF), Colegiado de Engenharia de Produção, Juazeiro-BA, Brasil. E-mail: paulojosepereira@msn.com

PEDRO VIEIRA SOUZA SANTOS
ORCID: https://orcid.org/0000-0001-9802-506X
Mestre em Engenharia de Produção pela Universidade Federal do Vale do São Francisco (UNIVASF), Colegiado de Engenharia de Produção, Petrolina-PE, Brasil. E-mail: pedrovieirass@hotmail.com

CONTRIBUIÇÃO DOS AUTORES

Raniele Cavalcanti Miranda: Escrita - rascunho original (igual).

Ana Cristina Gonçalves Castro Silva: Supervisão (liderança); Validação (liderança).

Paulo José Pereira: Visualização (liderança); Administração de projeto (suporte).

Pedro Vieira Souza Santos: Escrita - revisão e edição (igual).

DISPONIBILIDADE DE DADOS

Todo o conjunto de dados que dá suporte aos resultados deste estudo foi publicado no próprio artigo.

APÊNDICE A

Previsão de demanda dos combos especiais

	X	Y
PERÍODO	PREVISÃO DE DEMANDA (UND)	PREVISÃO DE DEMANDA (UND)
nov/21	6	9
	7	11
	7	10
	7	10
	3	5
dez/21	6	9
	7	11
	7	11
	7	11
	4	6
jan/22	6	9
	8	11
	7	11
	7	11
	4	6
fev/22	7	10
	8	12
	8	11
	8	11
	4	6
mar/22	7	10
	8	12
	8	12
	8	12
	5	7
abr/22	7	11
	8	13
	8	12
	8	12
	5	7
mai/22	7	11
	9	13
	8	13
	8	13
	5	8

continua

ISSN 2674-5895

	X	Y
PERÍODO	PREVISÃO DE DEMANDA (UND)	PREVISÃO DE DEMANDA (UND)
jun/22	8	12
	9	14
	9	13
	9	13
	5	8
jul/22	8	12
	9	14
	9	14
	9	14
	6	9
ago/22	8	12
	10	14
	9	14
	9	14
	6	9
set/22	9	13
	10	15
	10	14
	10	14
	6	9
out/22	9	13
	10	15
	10	15
	10	15
	7	10

Fonte: Elaborado pelos autores.