

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ADMINISTRAÇÃO, CIÊNCIAS CONTÁBEIS,
ENGENHARIA DE PRODUÇÃO E SERVIÇO SOCIAL

LEONARDO JANOLIO GALANTE

PREVISÃO DE DEMANDA EM UMA INDÚSTRIA
DO RAMO ALIMENTÍCIO

ITUIUTABA
2022

LEONARDO JANOLIO GALANTE

PREVISÃO DE DEMANDA EM UMA INDÚSTRIA
DO RAMO ALIMENTÍCIO

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à coordenação da Faculdade de Administração, Ciências Contábeis, Engenharia de Produção, e Serviço Social da Universidade Federal de Uberlândia, para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia de Produção

Orientador: Prof. ^a Dra. Vanessa Aparecida de Oliveira Rosa

ITUIUTABA
2022

PREVISÃO DE DEMANDA EM UMA INDÚSTRIA DO RAMO ALIMENTÍCIO

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à coordenação da Faculdade de Administração, Ciências Contábeis, Engenharia de Produção, e Serviço Social da Universidade Federal de Uberlândia, para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia de Produção.

Ituiutaba, 24 de março de 2022

Banca Examinadora:

Profa. Dra. Vanessa Aparecida de Oliveira Rosa,
Universidade Federal de Uberlândia

Profa. Dra. Gabriela Lima Menegaz, Universidade Federal de Uberlândia

Profa. Dra. Mara Rúbia da Silva Miranda, Universidade Federal de Uberlândia

Aos meus pais, que sempre me deram todo o apoio e suporte necessário para que eu conseguisse concluir mais essa etapa.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, por todas as bênçãos em minha vida.

Aos meus pais, que sempre acreditaram em mim e investiram nos meus estudos, nunca deixando nada faltar.

A minha irmã e a minha avó, que sempre me apoiaram emocionalmente.

Aos meus amigos de Ituiutaba, que me fizeram seguir na jornada da graduação.

Ao corpo docente do curso de Engenharia de Produção por todo conhecimento compartilhado ao longo da minha graduação. Em especial, a minha orientadora, Prof^a. Dra. Vanessa Aparecida de Oliveira Rosa, por todo apoio e paciência durante a execução deste trabalho.

RESUMO

O Brasil destaca-se por ser o quarto maior produtor de leite do mundo, sendo a indústria de laticínios, em grande parte composta por pequenas empresas, um importante incremento no PIB do País. Para que essas empresas se mantenham competitivas no mercado, com níveis adequados de estoque de matéria-prima e atendendo plenamente a sua demanda, destaca-se a importância da utilização de métodos quantitativos de previsão de demanda, para subsidiar as decisões de compra, produção e estoques. Neste contexto, o presente trabalho tem como objetivo principal aplicar métodos quantitativos de previsão de demanda em uma indústria de laticínios de pequeno porte, a fim de manter níveis adequados de estoque de matérias-primas e auxiliar no desenvolvimento de estratégias de produção para evitar perdas nas vendas. Trata-se de um estudo de natureza aplicada, e no que se refere aos objetivos trata-se de uma pesquisa quantitativa. Foi realizada uma pesquisa descritiva, e um estudo de caso por meio de uma entrevista semiestruturada com o gestor de uma empresa de pequeno porte fabricante de laticínios, localizada no interior de São Paulo. Os dados coletados referem-se à demanda de três produtos no período de janeiro de 2020 a dezembro de 2021. A partir da análise da série temporal foram aplicados os modelos da média móvel simples, suavização exponencial simples e decomposição da série temporal. Os resultados mostraram que o modelo de decomposição de série temporal mostrou-se o mais acurado para a previsão de demanda dos produtos, com valores de erro para os produtos iogurte de morango, iogurte de açaí com morango e iogurte de açaí com banana, de 9,8 %, 14,3 % e 15,0 %, respectivamente.

Palavras-chave: Indústria de laticínio. Média móvel simples. Suavização exponencial simples. Decomposição de série temporal. Sinal de rastreamento.

ABSTRACT

Brazil stands out for being the fourth largest milk producer in the world, and the dairy industry, largely composed of small companies, represents an important increase in the country's GDP. In order for these companies to remain competitive in the market, with adequate levels of raw material stock and fully meeting their demand, the importance of using quantitative demand forecasting methods is highlighted to support purchase, production and stocks. In this context, the main objective of this work is to apply quantitative methods of demand forecasting in a small dairy industry, in order to maintain adequate levels of raw material stock and assist in the development of production strategies to avoid losses in sales. This work consists of an applied study, and with regard to the objectives, it is a quantitative research. A descriptive research was carried out, and a case study was developed through a semi-structured interview with the manager of a small dairy company located in São Paulo's countryside. The data collected refer to the demand for three products from January 2020 to December 2021. From the analysis of the time series, the simple moving average, simple exponential smoothing and time series decomposition models were applied. The results showed that the time series decomposition model proved to be the most accurate for forecasting product demand, with error values for the products strawberry yogurt, açai yogurt with strawberry and açai yogurt with banana, of 9.8%, 14.3% and 15.0%, respectively.

Keywords: Dairy industry. Simple Moving Average. Simple exponential smoothing. Time series decomposition. Tracking signal.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1	Características da série temporal: (a) padrão de demanda média; (b) padrão de demanda com tendência; (c) padrão de demanda com tendência e sazonalidade.....	6
Figura 2	Sazonalidade: a) aditiva com tendência; b) multiplicativa com tendência...	9
Figura 3	Série temporal da demanda dos produtos da família de iogurtes 900 g.....	14
Figura 4	Série temporal da demanda do produto açaí com banana, sem o <i>outlier</i>	15
Figura 5	Previsão de demanda com diferentes valores de n para o produto iogurte morango.....	16
Figura 6	Previsão de demanda com diferentes valores de n para o produto iogurte açaí com morango.....	16
Figura 7	Previsão de demanda com diferentes valores de n para o produto iogurte açaí com banana.....	16
Figura 8	Previsão de demanda com diferentes valores de α para o produto iogurte morango.....	18
Figura 9	Previsão de demanda com diferentes valores de α para o produto iogurte açaí com morango.....	18
Figura 10	Previsão de demanda com diferentes valores de α para o produto iogurte açaí com banana.....	18
Figura 11	Previsão de demanda por decomposição de série temporal, para o produto iogurte morango.....	21
Figura 12	Previsão de demanda por decomposição de série temporal, para o produto iogurte açaí com morango.....	22
Figura 13	Previsão de demanda por decomposição de série temporal, para o produto iogurte açaí com banana.....	22
Figura 14	Sinal de rastreamento (TS) para o produto iogurte morango.....	24
Figura 15	Sinal de rastreamento (TS) para o produto iogurte açaí com morango.....	25
Figura 16	Sinal de rastreamento (TS) para o produto iogurte açaí com banana.....	25
Figura 17	Sinal de rastreamento (TS) para os três produtos, para os períodos 25 e 26.....	26

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Erro de previsão (MAD e MAPE) para os diferentes valores de n	17
Tabela 2	Erro de previsão (MAD e MAPE) para os diferentes valores de α	19
Tabela 3	Índices sazonais do produto iogurte morango.....	20
Tabela 4	Decomposição da série temporal do produto iogurte morango.....	20
Tabela 5	Comparação do erro de previsão (MAD e MAPE), em que: M.M.S. – média móvel simples; S.E.S. – suavização exponencial simples.....	23
Tabela 6	Cálculo do sinal de rastreamento para o produto iogurte morango.....	24
Tabela 7	Previsão de demanda para os períodos 25 e 26.....	26

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	1
1.1	CONTEXTUALIZAÇÃO	1
1.2	OBJETIVOS DE PESQUISA	2
1.2.1	<i>Objetivo geral</i>	2
1.2.2	<i>Objetivos específicos</i>	2
1.3	JUSTIFICATIVA	2
1.4	DELIMITAÇÃO DO TRABALHO	3
1.5	ESTRUTURA DO TRABALHO	3
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	4
2.1	PREVISÃO DE DEMANDA	4
2.2	MÉTODOS QUANTITATIVOS	5
2.2.1	<i>Média Móvel Simples</i>	7
2.2.2	<i>Suavização Exponencial Simples</i>	7
2.2.3	<i>Decomposição de Série Temporal</i>	8
2.3	ERROS DE PREVISÃO	10
2.4	SINAL DE RASTREAMENTO	11
3	METODOLOGIA	12
4	RESULTADOS	13
4.1	CARACTERIZAÇÃO DA EMPRESA E MAPEAMENTO DA REALIDADE EMPRESARIAL	13
4.2	ANÁLISE DA SÉRIE TEMPORAL E DEFINIÇÃO DOS MODELOS DE PREVISÃO	13
4.3	APLICAÇÃO DO MODELO DA MÉDIA MÓVEL SIMPLES	15
4.4	APLICAÇÃO DO MODELO DA SUAVIZAÇÃO EXPONENCIAL	17
4.5	APLICAÇÃO DO MODELO DA DECOMPOSIÇÃO DE SÉRIE TEMPORAL	19
4.6	COMPARAÇÃO E VALIDAÇÃO DOS MODELOS DE PREVISÃO	23
4.7	PREVISÃO DE DEMANDA PARA OS PERÍODOS 25 E 26	26
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	27
	REFERÊNCIAS	28

1 INTRODUÇÃO

1.1 Contextualização

O Brasil é o quarto maior produtor de leite do mundo. A produção de laticínios é muito importante, pois é responsável por movimentar a economia de inúmeras cidades, contribuir para a distribuição de renda, incrementar o Produto Interno Bruto (PIB) e gerar empregos permanentes, principalmente na área rural (CENTRO OESTE, 2022). Devido aos impactos da pandemia do COVID-19 as indústrias de laticínios vêm tentando se adaptar à nova realidade, visto que são muitos desafios em relação ao impacto na mão-de-obra, disponibilidade de matérias primas, dificuldade de fornecimento de itens essenciais e incertezas quanto ao mercado demandante frente a instabilidade econômica do País (MILKPOINT, 2021).

Diante desse cenário, destaca-se a importância da utilização de técnicas de gerenciamento dos sistemas produtivos, a fim de manter níveis adequados de estoques e atender a demanda dos clientes. Neste sentido, o planejamento e controle da produção (PCP) têm como função o gerenciamento dos recursos produtivos da empresa. As principais questões a serem abordadas pelo PCP é quando e quanto produzir ou comprar, a partir dos dados de demanda. Neste sentido, prever a demanda possui um papel fundamental para o setor de planejamento e, através das informações adquiridas, são realizadas decisões de caráter comercial, operacional e financeiro, as quais influenciarão diretamente no resultado econômico de uma organização (LUSTOSA et al., 2008).

Para Tubino (2007), a previsão de demanda é uma atividade essencial tanto para o planejamento estratégico da produção, quanto para os setores de vendas e finanças de qualquer empresa, no qual necessitem tomar decisões futuras.

A previsão de demanda pode ser classificada em abordagem qualitativa ou quantitativa. A abordagem qualitativa é fundamentada em fatores subjetivos, como opiniões, julgamentos e experiências pessoais. Por sua vez, a quantitativa é baseada em séries temporais e aplica modelos matemáticos para se chegar aos valores previstos (TUBINO, 2007). Segundo Stevenson (2001) os métodos quantitativos necessitam de uma sequência de observações e se baseiam no padrão histórico da demanda; a partir disso é definido o modelo matemático de previsão a ser utilizado com a finalidade de estimar valores futuros (ELSAYED; BOUCHER, 1994). Neste contexto, a seguir são apresentados os objetivos do presente trabalho.

1.2 Objetivos de pesquisa

1.2.1 Objetivo geral

Aplicar métodos quantitativos de previsão de demanda em uma indústria de laticínios de pequeno porte, a fim de manter níveis adequados de estoque de matérias-primas e auxiliar no desenvolvimento de estratégias de produção para evitar perdas nas vendas.

1.2.2 Objetivos específicos

- Identificar os produtos de maior demanda da empresa;
- Realizar o levantamento dos dados históricos de demanda destes produtos;
- Analisar a série temporal e definir os modelos matemáticos a serem utilizados;
- Comparar os resultados e validar os modelos de previsão;
- Realizar a previsão de demanda para os dois períodos subsequentes.

1.3 Justificativa

O trabalho justifica-se pelo fato da necessidade da aplicação de técnicas quantitativas de previsão de demanda na indústria onde foi realizado o estudo de caso, tendo em vista que a falta de uma previsão acurada incorre em excesso ou falta de insumos na produção. Esses fatores levam ao não atendimento pleno da demanda, reduzindo as vendas e, por consequência, os lucros da empresa.

Uma boa previsão de demanda pode proporcionar à empresa vantagem competitiva, visto que sua utilização auxilia nas tomadas de decisões (VEIGA; VEIGA; DUCLÓS, 2010). A previsão de vendas é importante para utilizar as máquinas de maneira correta, para repor os materiais no momento e na quantidade certa, bem como para que todas as outras atividades necessárias ao processo industrial sejam programadas de forma adequada (MARTINS; LAUGENI, 2005).

1.4 Delimitação do trabalho

A fundamentação teórica teve como abordagem principal os métodos quantitativos de previsão de demanda, uma vez que o estudo de caso enfatizou a aplicação de séries temporais para atingir os objetivos do trabalho. Ainda, o estudo limitou-se a uma única família de produtos, para a qual foram aplicados três diferentes métodos quantitativos de previsão, com valores de parâmetros pré-estabelecidos.

1.5 Estrutura do trabalho

No primeiro capítulo é apresentada a introdução do trabalho, passando pela contextualização, objetivos gerais e específicos, justificativa e delimitação do mesmo. Na sequência, no capítulo 2, tem-se a fundamentação teórica, constituída dos seguintes temas: previsão de demanda, métodos quantitativos, média móvel simples, suavização exponencial simples, decomposição de série temporal, erros de previsão e sinal de rastreamento. No capítulo 3 é apresentada a metodologia do trabalho e, no capítulo 4, os resultados e discussões. Por fim, no quinto e último capítulo as conclusões e sugestões para trabalhos futuros são apresentadas.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Previsão de demanda

A previsão de demanda é de grande importância nas empresas de forma geral, tendo em vista que ela é o ponto inicial do planejamento de atividades como planejamento da produção, fluxo de caixa entre outras (GERBER et al., 2013). Segundo Veiga, Veiga e Duclós (2010) uma boa previsão de demanda proporciona à empresa vantagem competitiva, já que sua utilização auxilia nas tomadas de decisão. Entretanto, por lidar com projeções e ser uma ferramenta gerencial, o resultado não é exato, o que faz com que o gestor tenha a responsabilidade de buscar informações, como por exemplo os desempenhos anteriores da organização, além do ambiente político e socioeconômico do país e do cenário internacional para que chegue em uma previsão mais próxima da realidade (CARVALHO, 2010).

De acordo com Moreira (2008), é necessário saber quanto a empresa planeja vender de seus produtos ou serviços no futuro, pois essa expectativa é o ponto de partida, direto ou indireto, para praticamente todas as decisões.

As previsões agregadas em longo prazo são usadas para realizar o plano de produção, onde são definidos a família de produtos e os serviços prestados ao mercado, a escolha do maquinário e instalações, o nível de qualificação de mão-de-obra, entre outras diversas decisões. Quando o sistema está estabelecido e pronto para ser utilizado as previsões de médio e curto prazo são necessárias para definir outro conjunto de fatores, como: planos de armazenagem, planos de compras, reposição de estoques e sequenciamento da produção (TUBINO, 2007).

Porém, para aumentar as chances de realizar uma previsão assertiva é importante conhecer características comuns que a maioria dos tipos de previsão possui. A primeira delas é saber que o comportamento mercadológico de um produto continuará existindo futuramente, ou seja, saber que há altas chances de que o padrão de demanda se repita no futuro e sempre estar atento as variações. Também é importante que a previsão possua métodos fáceis de compreender e utilizar, pois dessa forma a popularidade desses métodos aumenta, disseminando mais rápido as principais informações entre as pessoas responsáveis pela área (FERNANDES; GODINHO FILHO, 2010).

Para Lustosa et al. (2008), algumas etapas devem ser seguidas para que a previsão de demanda alcance êxito. Primeiramente, é necessário identificar qual é o objetivo da previsão, ou seja, é necessário definir o que será previsto, o número de itens a serem previstos, o nível de

agregação, o horizonte de planejamento da decisão, o volume de recursos a serem utilizados e o grau de detalhe requerido pela previsão.

Em seguida é importante decidir qual será a abordagem escolhida: qualitativa ou quantitativa. A abordagem qualitativa caracteriza-se por técnicas baseadas em consenso e também conhecimento de mercado. São mais apropriados quando os dados são inadequados ou insuficientes para que possa ser feita uma análise quantitativa, como por exemplo o lançamento de um novo produto no mercado. É baseado em aspectos mais difíceis de se quantificar, como experiências e opiniões e é indicado quando a aquisição de dados específicos apresenta maiores desafios. Para Lemos (2006), os métodos qualitativos utilizam da opinião de consumidores ou especialistas para realizar estimações subjetivas. De acordo com Makridakis, Wheelwright e Hyndman (1998), esses métodos são mais aplicados para previsões a médio e longo prazo. Por sua vez, a abordagem quantitativa emprega técnicas estatísticas para a obtenção de resultados (LUSTOSA et al., 2008). Para Higuchi (2006), consiste em analisar os dados passados de maneira objetiva com a finalidade de realizar uma projeção futura através do uso de modelos matemáticos. São utilizados dados históricos de vendas e, baseando-se neles, é possível traçar demandas futuras (CASONATTO, 2017).

Por fim, é necessário selecionar qual método de previsão empregar, que está diretamente relacionado com o tipo de abordagem escolhida. Caso seja qualitativa pode-se utilizar analogia histórica, pesquisa de mercado, pesquisa de clientes e pesquisa da equipe de vendas. Se for quantitativa, a escolha do método de previsão depende do comportamento da série temporal.

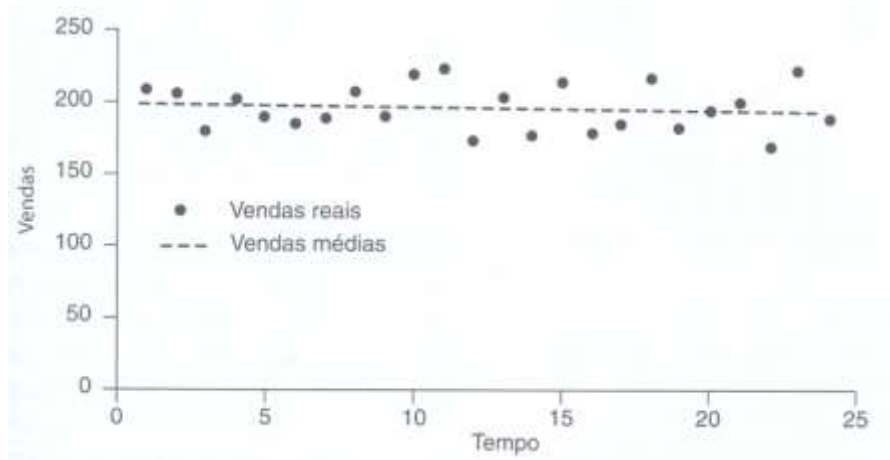
2.2. Métodos quantitativos

Conforme Pellegrini e Fogliatto (2001), a escolha de um método quantitativo a fim de realizar a previsão de demanda necessita, sobretudo, da análise do comportamento das séries históricas. Para Fernandes e Godinho Filho (2010), uma série temporal consiste em um conjunto de dados ordenados ao longo do tempo e pode apresentar como principais características (Fig. 1):

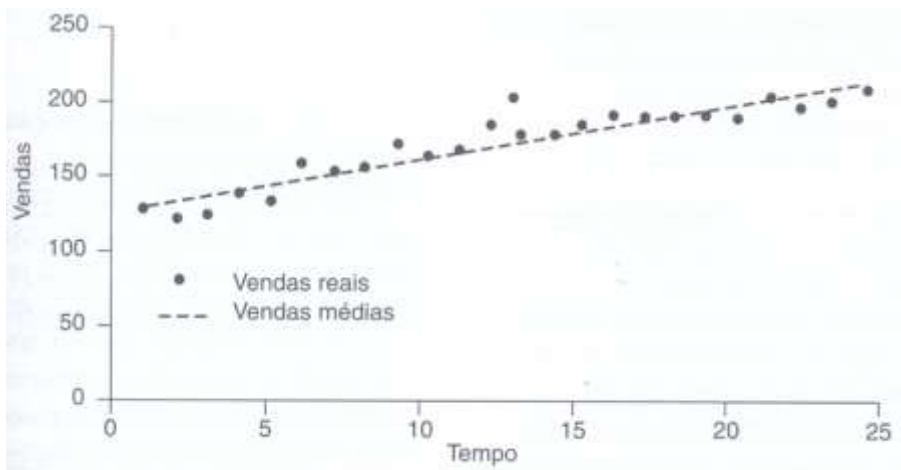
- a) Média: ocorre quando os dados da série oscilam entre um valor médio constante;
- b) Sazonalidade: ocorre quando existem padrões cíclicos de variação em intervalos constantes de tempo, seja no período de dia, semana, mês ou estação;
- c) Tendência: existe quando a série, de uma maneira geral, apresenta uma tendência, ascendente ou descendente, quando analisado um longo período de tempo.

Figura 1 – Características da série temporal: (a) padrão de demanda média; (b) padrão de demanda com tendência; (c) padrão de demanda com tendência e sazonalidade.

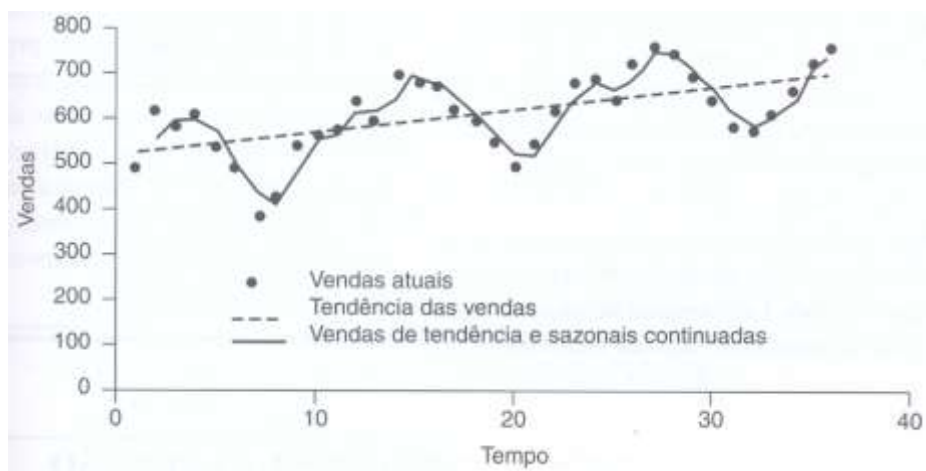
(a)



(b)



(c)



Fonte: Adaptado de Lustosa et al. (2008)

Quando a série temporal dos dados obtidos não apresenta um movimento de tendência significativo, os métodos de média móvel e suavização exponencial simples podem ser empregados. Se apresenta movimentos significativos de tendência e/ou sazonalidade, pode-se aplicar, dentre outros, o método de *Holt*, para dados apenas com tendência, ou os modelos de *Holt-Winters* e decomposição da série temporal, para dados com tendência e/ou sazonalidade (LUSTOSA et al., 2008). A seguir são apresentados os métodos: média móvel simples; suavização exponencial simples; decomposição da série temporal.

2.2.1 Média móvel simples

A média móvel simples faz a estimativa da demanda a partir de n dados de períodos anteriores (MARTINS; LAUGENI, 2005). Para Moreira (2011), de forma geral esse método pode ser eficiente quando se tem uma demanda estacionária (varia de forma média), entretanto não é eficiente para variações de tendência e sazonalidade na demanda. A Eq. (1) é utilizada para o cálculo das médias móveis simples (TUBINO, 2007).

$$M_t = \frac{\sum_{i=1}^t D_t}{t} \quad (1)$$

M_t = média móvel de t períodos;

D_t = demanda no período t ;

t = número de períodos

i = índice do período ($i = 2, 3, 4, \dots$).

2.2.2. Suavização exponencial simples

O método de suavização exponencial tem algumas particularidades, dentre as quais: é um método de simples implementação; é considerado de grande acurácia entre os modelos que são concorrentes de sua classe; exige uma pequena quantidade de dados para que seja aplicado; consegue ser auto adaptável às mudanças na série de dados. Nesse método são atribuídos pesos diferentes para cada observação, sendo um maior peso para as mais recentes observações e um menor para as mais antigas (MCCLAVE; BENSON; SINCICH, 2004).

Segundo Fernandes e Godinho Filho (2010), este método consiste na utilização de pesos que decrescem geometricamente ou exponencialmente conforme os dados avançam para o passado. Cada previsão realizada é obtida em relação a previsão anterior, porém diferentemente da média móvel, um fator de erro é acrescido para a realização do cálculo.

Esse erro consiste na subtração da demanda do período anterior (D_{t-1}) pela previsão do período anterior (M_{t-1}), corrigido por um coeficiente de suavização (α). Este coeficiente deve assumir valores que variam entre 0 a 1, sendo ajustado pelo previsor.

Quanto maior o valor de α , mais rápido o modelo de previsão irá reagir conforme a real variação da demanda. Caso contrário, as previsões se sujeitarão a ficarem defasadas da demanda real. Além disso, quando for utilizado um valor muito grande de α , há chances de ocorrer variações aleatórias nas previsões obtidas. O cálculo da previsão de demanda utilizando a suavização exponencial simples é feito a partir da Eq. (2) (TUBINO, 2007).

$$F_t = F_{t-1} + \alpha(D_{t-1} - F_{t-1}) \quad (2)$$

F_t = previsão para o período t ;

F_{t-1} = previsão para o período $t - 1$;

α = coeficiente de suavização;

D_{t-1} = demanda do período $t - 1$.

2.2.3. Decomposição de série temporal

As variações sazonais nos dados das séries temporais são apresentadas como movimentos para cima e para baixo que se repetem com regularidade (ciclo sazonal), podendo ser espaçadas igualmente em dias, semanas, meses, anos, etc. Por exemplo, em um ciclo sazonal trimestral, tem-se que a cada três meses o comportamento da série se repete. A sazonalidade é expressa em termos do valor do desvio da série, ou seja, se a série tende a variar ao redor de um valor médio, a sazonalidade a acompanha; se a série apresenta tendência, então os valores da sazonalidade seguem a linha de tendência (STEVENSON, 2001). O valor aplicado sobre a média, ou sobre a tendência, é conhecido como índice de sazonalidade ou coeficiente sazonal.

Conforme Lustosa et al. (2008), o método que permite a projeção de tendências com sazonalidade é classificado como decomposição clássica, e neste, o fator sazonal pode ser aditivo ou multiplicativo. Segundo Ballou (2001), este é um método que tem grande aceitação e apresenta boa precisão.

Para Stevenson (2001), o modelo aditivo é caracterizado pela soma ou subtração de certa quantia à média da série, com o intuito de ser integrada à sazonalidade. Já o multiplicativo é definido por meio da porcentagem do valor médio que é multiplicada pelo valor de uma série, a fim de ser adicionada à sazonalidade.

O modelo aditivo pode ser calculado conforme a Eq. (3), e o modelo multiplicativo de acordo com a Eq. (4) (MOREIRA, 2008):

$$F = (T_t) + (S_t) + (E_t) \quad (3)$$

$$F = (T_t) \times (S_t) \times (E_t) \quad (4)$$

F = valor da série (demanda prevista);

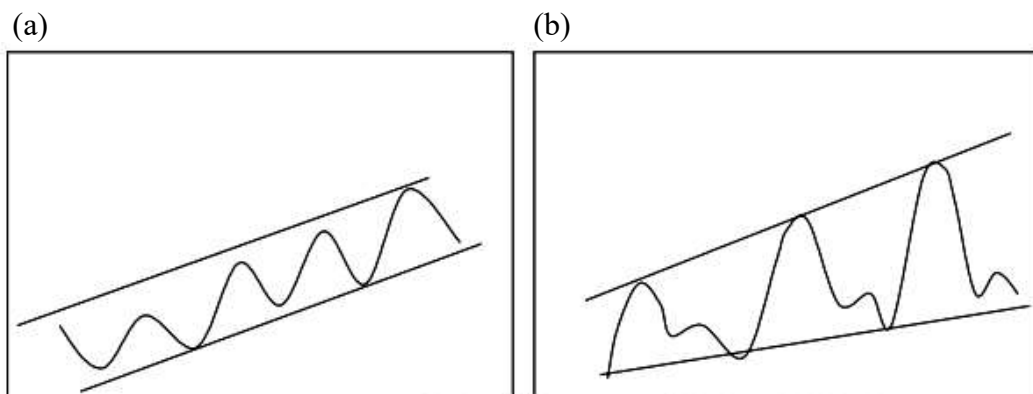
T = componente de tendência do período t ;

S = componente de sazonalidade do período t ;

E_t = componente do erro no período t .

Os métodos de decomposição são constituídos de um padrão e de um elemento de erro ou aleatoriedade na série temporal (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998). O modelo aditivo é adequado quando a amplitude das flutuações sazonais não se altera com o nível da série. Caso as flutuações sazonais divergirem crescente ou decrescentemente em proporção ao nível da série, o modelo mais apropriado será o multiplicativo (Fig. 2).

Figura 2 – Sazonalidade: a) aditiva com tendência; b) multiplicativa com tendência



Fonte: Adaptado de Lustosa et al. (2008)

2.3. Erros de previsão

De acordo com Tubino (2007), é importante salientar que toda técnica de previsão de demanda possui aplicabilidade, porém, não existe uma técnica que pode ser empregada em todas as situações. Além disso, todo método de previsão deve ser monitorado, realizando os ajustes necessários no modelo inicial. A previsão, geralmente, apresenta erros, porém estes podem ser minimizados através da utilização do método apropriado (FERNANDES; GODINHO FILHO, 2010).

Conforme Fernandes e Godinho Filho (2010) o erro de previsão ocorre de duas formas. A primeira seria pelo fato da escolha inadequada do método e dos parâmetros de previsão que foram utilizados. Já a segunda pode ser atribuída devido à aleatoriedade do mercado, o que pode acarretar mudanças imprevisíveis nos valores que foram encontrados pelos métodos.

De acordo com Lustosa et al. (2008) o erro de previsão pode ser calculado de diversas formas, e o indicador básico dessa medida é comparar o valor da demanda real com a demanda prevista, conforme mostrado na Eq. (5).

$$E_t = D_t - F_{t-1} \quad (5)$$

E_t = erro de previsão no período t ;

D_t = demanda real para o período t ;

F_{t-1} = demanda prevista para o período $t - 1$.

A partir do valor de erro obtido pela aplicação da Eq. (5), é possível calcular o desvio absoluto médio (MAD – *Mean Absolut Deviation*) (Eq. 6), que pode ser aplicado como sendo a média do desvio absoluto em todos os períodos. É utilizado para calcular o desvio padrão do componente aleatório, e na escolha de parâmetros e métodos de previsão. Caso os valores do MAD sejam pequenos, o método está bem ajustado. Entretanto, valores altos indicam que existem problemas com o método de previsão utilizado e/ou com os parâmetros empregados.

$$MAD = \frac{\sum |D_t - F_{t-1}|}{n} \quad (6)$$

n = número de observações

D_t = demanda real para o período t ;

F_{t-1} = demanda prevista para o período $t - 1$.

O erro percentual absoluto médio (EPAM) é uma alternativa ao MAD. Seu cálculo considera os desvios relativos ou percentuais no cálculo do erro, e expressa a precisão como uma porcentagem do erro, conforme Eq. (7).

$$EPAM = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|D_t - F_t|}{|D_t|} * 100 \quad (7)$$

2.4. Sinal de rastreamento

O sinal de rastreamento (TS – *Tracking Signal*) é considerado uma importante medida de monitoramento do erro em previsões, oferecendo meios para que se saiba se os desvios que estão ocorrendo são provenientes somente da componente aleatória ou a uma causa determinada (FERNANDES; GODINHO FILHO, 2010). De acordo com Martins e Laugen (2005), depois do modelo de previsão ser escolhido, é necessária a utilização de uma ferramenta que garanta que o modelo selecionado continue representando o fenômeno verdadeiro de forma adequada.

O sinal de rastreamento é uma variável normal de média zero e desvio padrão 1. Aceita-se que o modelo de previsão que foi utilizado continue a ser considerado sempre que o valor do TS estiver, algebricamente, entre -3 e +3, sendo calculado de acordo com a Eq. (8).

$$TS = \frac{\text{Desvio acumulado}}{\text{Desvio absoluto médio acumulado}} \quad (8)$$

3. METODOLOGIA

As pesquisas podem ser classificadas de acordo com a sua natureza, podendo ser básicas ou aplicadas. A pesquisa aplicada abrange estudos elaborados com a finalidade de resolver problemas no âmbito das sociedades em que os pesquisadores vivem, já a pesquisa básica aglutina estudos que tem como objetivo completar uma lacuna no conhecimento (GIL, 2010). Logo, o presente estudo possui natureza aplicada, tendo em vista que se caracteriza pela necessidade de resolver problemas mais imediatos e concretos, possuindo finalidade prática.

Quanto ao problema de pesquisa, esta classifica-se como quantitativa, pois foram empregados modelos matemáticos para realizar os cálculos relacionados a previsão de demanda e, desta forma, por meio dos resultados obtidos, demonstrar a relevância do tema. Em relação aos objetivos do presente estudo, trata-se de uma pesquisa descritiva. Para Gil (2010) as pesquisas descritivas estão voltadas para a descrição das características de determinada população, servindo também para identificar possíveis relações entre variáveis.

Por fim, quanto ao procedimento metodológico estes fazem a inclusão de tipos de pesquisa e de técnicas de coleta e análise de dados, bem como a especificação de suas etapas e procedimentos que serão adotados em cada uma delas (GERHARDT; SILVEIRA, 2009). No presente trabalho foi realizado um estudo de caso, em que foi escolhido um laticínio de pequeno porte localizado na cidade de Nuporanga - SP, para aplicação das técnicas quantitativas de previsão de demanda para uma família de produtos.

A técnica de coleta de dados aplicada foi por meio de entrevistas com o engenheiro de produção da indústria, para descobrir em que aspecto a empresa tinha maior necessidade de melhorias. Uma vez feito este levantamento, posteriormente foi solicitado ao setor financeiro o histórico de venda dos produtos de maior demanda da empresa, indicados pelo gestor. Estes foram disponibilizados por meio de planilhas no Excel, sendo as séries temporais relativas ao período de janeiro de 2020 a dezembro de 2021. É importante esclarecer que não foram considerados os dados anteriores pelo fato da empresa não possuir mais destes dados, que foram perdidos quando esta passou por uma reestruturação no ano de 2019.

Após a coleta dos dados estes foram organizados, filtrados e posteriormente dispostos graficamente para a análise da série temporal e posterior escolha dos modelos de previsão. As previsões, por sua vez, foram feitas utilizando-se o Excel. No caso particular das previsões utilizando o método da decomposição da série temporal, estas foram obtidas por meio do *software* Minitab. Uma vez aplicados os modelos estes foram validados e, por fim, obteve-se as previsões de demanda para os meses de janeiro e fevereiro de 2022 (períodos 25 e 26).

4. RESULTADOS

4.1 Caracterização da empresa e mapeamento da realidade empresarial

A empresa em que foi realizado o estudo de caso é uma indústria de laticínios de pequeno porte, com 22 funcionários, situada na zona rural de Nuporanga, São Paulo, fundada em outubro de 2004. Atualmente, o mix de produtos da empresa é composto por iogurtes e bebidas lácteas fermentadas, apesar desta já ter produzido outros tipos de itens, como o requeijão. Os iogurtes são divididos em famílias, sendo estas: iogurte garrafa (1000 g, 900 g, 180 g, 175 g e 140 g); iogurte bandeja (540 g); iogurte no pote (110 g); leite fermentado (150 g e 850 g); bebida láctea fermentada (900 g).

Antes da pandemia do novo coronavírus os principais clientes da empresa eram prefeituras de cidades do interior do estado de São Paulo. Porém, devido às restrições impostas pela pandemia a organização mudou sua estratégia de vendas, passando a ter como clientes-chave os mercados de varejo.

A previsão de demanda na empresa era realizada apenas qualitativamente, baseada no *feeling* do gestor, o que muitas vezes resultava em previsões com altos valores de erro. Esta baixa acuracidade tinha reflexo direto no estoque de matérias-primas e embalagens, resultando em falta ou excesso destes.

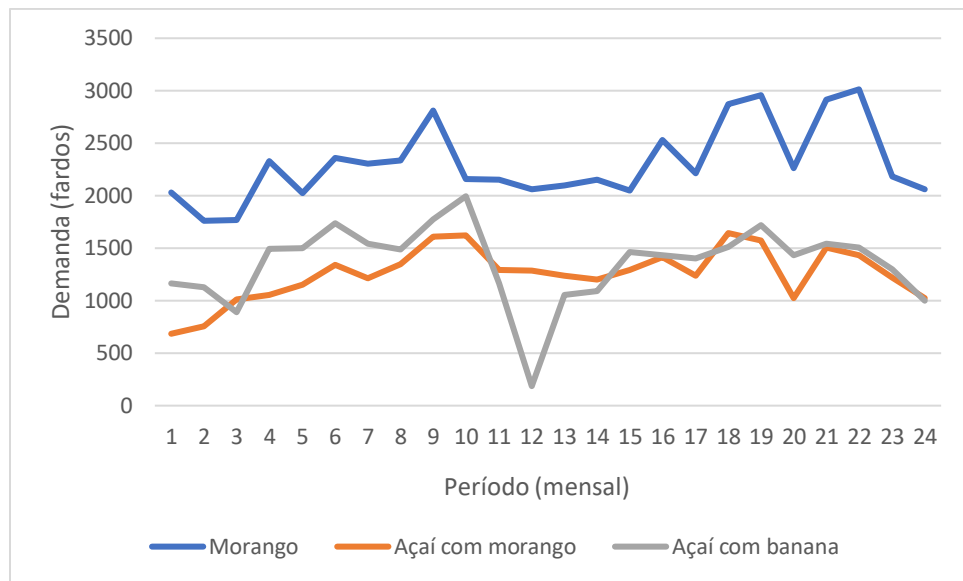
Em particular, para a família de iogurtes de 900 g o envasamento é realizado em embalagens plásticas, cuja validade é de apenas um ano. Inicialmente, identificou-se que essas garrafas muitas vezes apresentavam excesso de estoque, resultando em perda por validade. Ainda, é importante destacar que esta embalagem representa aproximadamente 50 % do custo final do produto, e estas perdas podem representar prejuízos financeiros.

Neste sentido, o presente estudo de caso aplicou métodos quantitativos de previsão de demanda para os três produtos de maior demanda da família de iogurtes 900 g, sendo eles dos sabores: morango; açaí com morango; açaí com banana. Os resultados são apresentados a seguir.

4.2. Análise da série temporal e definição dos modelos de previsão

A Figura (3) apresenta as séries temporais dos três produtos do estudo de caso. O período 1 corresponde ao mês de janeiro de 2020, e o período 24, ao mês de dezembro de 2021.

Figura 3 – Série temporal da demanda dos produtos da família de iogurtes 900 g



Fonte: Dados da pesquisa

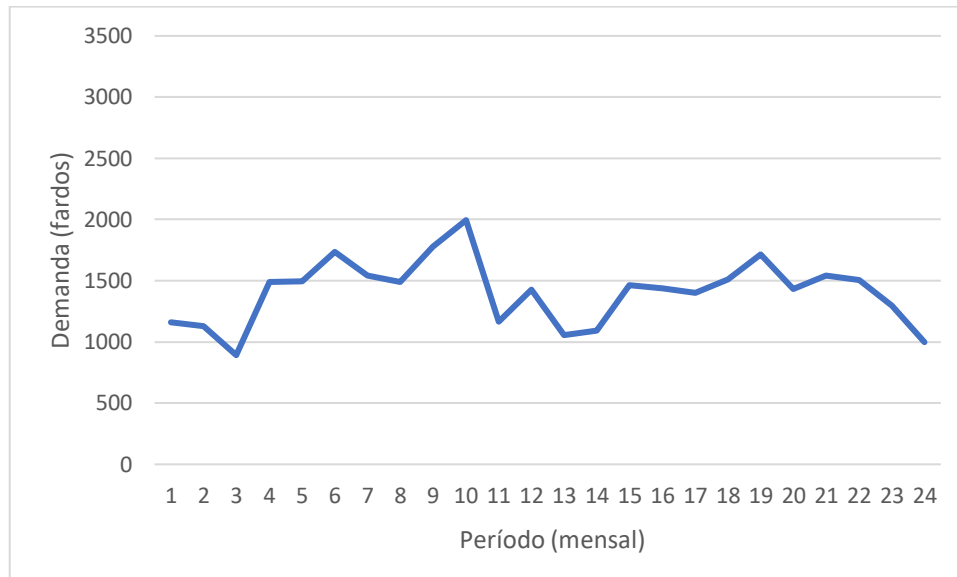
No gráfico apresentado na Fig. 3, para o produto iogurte morango, observa-se que o comportamento da demanda é bem similar nos períodos de março a setembro dos anos de 2020 (períodos 3 a 9) e 2021 (períodos 15 a 21). Ainda, nos meses de maio a dezembro de 2021 (períodos 17 a 24) é possível visualizar uma sazonalidade bem definida. Outro aspecto desta série temporal que chama a atenção é o vale (baixa demanda) dos períodos 10 a 15 (outubro de 2020 a março de 2021), o que pode ser justificado pelos reflexos negativos da pandemia na economia do País, afetando diretamente o setor lácteo brasileiro. Para os demais produtos observa-se comportamento similar com relação à queda da demanda neste período.

Por sua vez, para o produto iogurte açaí com morango observa-se na Fig. (3) que nos períodos 1 a 6 (janeiro a setembro de 2020) houve uma tendência de crescimento da demanda, que é explicada, de acordo com o gestor, pelo fato de que no final do ano de 2019 houve falta de entrega pelo fornecedor dos rótulos para esse produto, sendo o atendimento à demanda normalizado ao longo do primeiro semestre de 2020. Assim como no produto apresentado anteriormente, nos meses de maio a dezembro de 2021 a demanda do iogurte açaí com morango também apresenta uma sazonalidade bem definida.

Por fim, com relação ao produto iogurte açaí com banana (Fig. 3) tem-se que no período 12 (dezembro de 2020) ocorreu uma queda vertiginosa na demanda, configurando um *outlier* na série temporal. Isso explica-se, de acordo com o gestor, também pelo fato de que a empresa que fornece o rótulo não efetuou a entrega do pedido deste insumo dentro do prazo, o que resultou no não atendimento à demanda do produto. Assim, para remover esse *outlier* da série

temporal calculou-se a demanda média dos três meses anteriores e posteriores ao período 12, que passou a assumir o valor de demanda média igual a 1425 fardos. A Figura (4) apresenta o gráfico da série temporal após a remoção do outlier.

Figura 4 – Série temporal da demanda do produto iogurte açaí com banana, sem o *outlier*



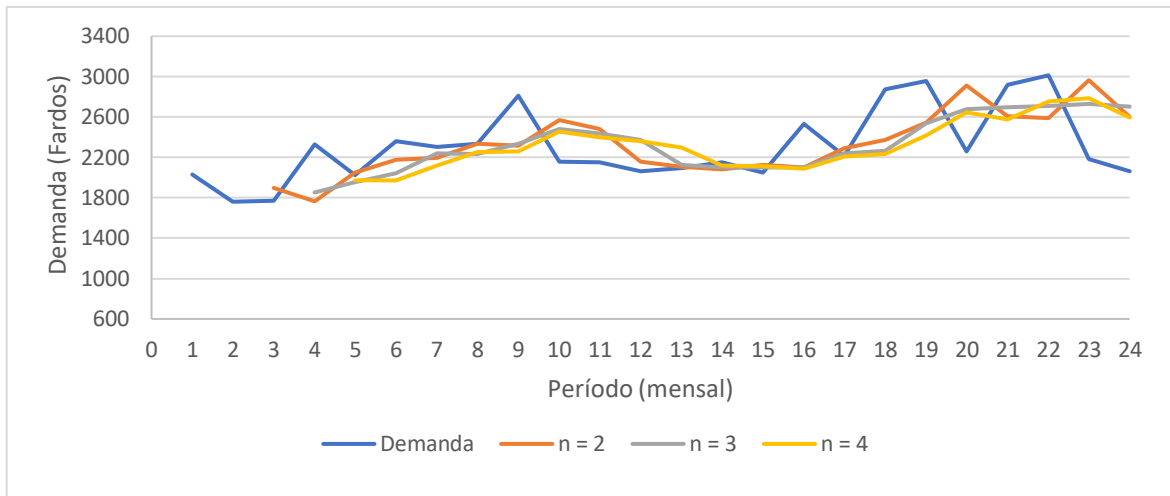
Fonte: Fonte: Elaborado pelo autor

A partir das análises das séries temporais dos três produtos, foram selecionados três modelos matemáticos para a realização das previsões de demanda, a saber: i) média móvel simples, com n igual a 2, 3 e 4; ii) suavização exponencial simples, para α igual a 0,2, 0,5 e 0,8, como também um valor de α otimizado, calculado pelo suplemento solver do Excel; iii) decomposição da série temporal, para um ciclo de sazonalidade igual a 3 meses, utilizando o modelo multiplicativo. Uma vez aplicados os três métodos matemáticos com seus respectivos parâmetros, os valores de erro de previsão foram comparados a fim de identificar aquele mais acurado. Os resultados são apresentados a seguir.

4.3. Aplicação do modelo da média móvel simples

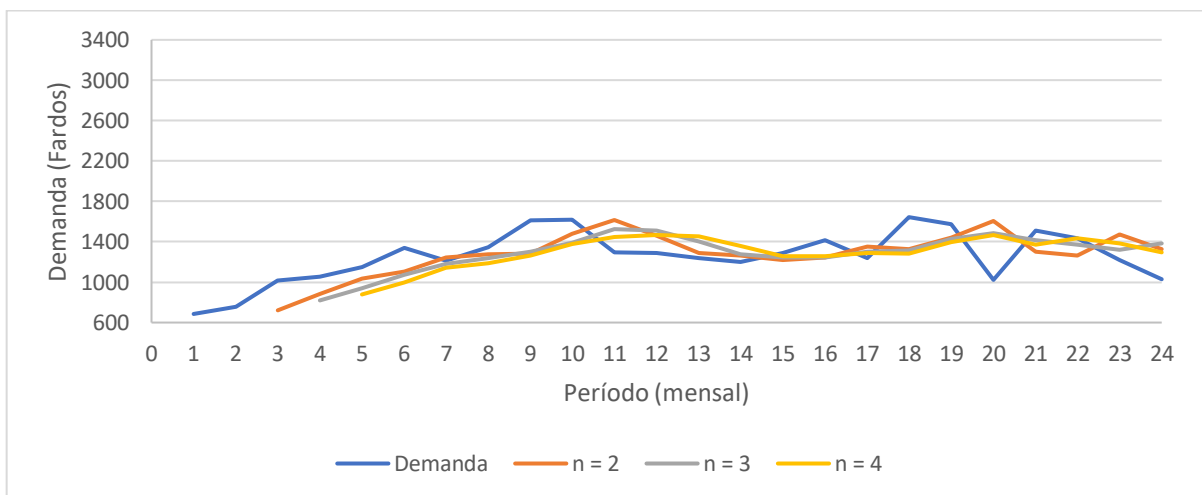
As Figuras (5) a (7) apresentam a previsão de demanda aplicando o modelo da média móvel simples, com n igual a 2, 3 e 4, para os produtos iogurte morango, iogurte açaí com morango e iogurte açaí com banana, respectivamente.

Figura 5 – Previsão de demanda com diferentes valores de n para o produto iogurte morango



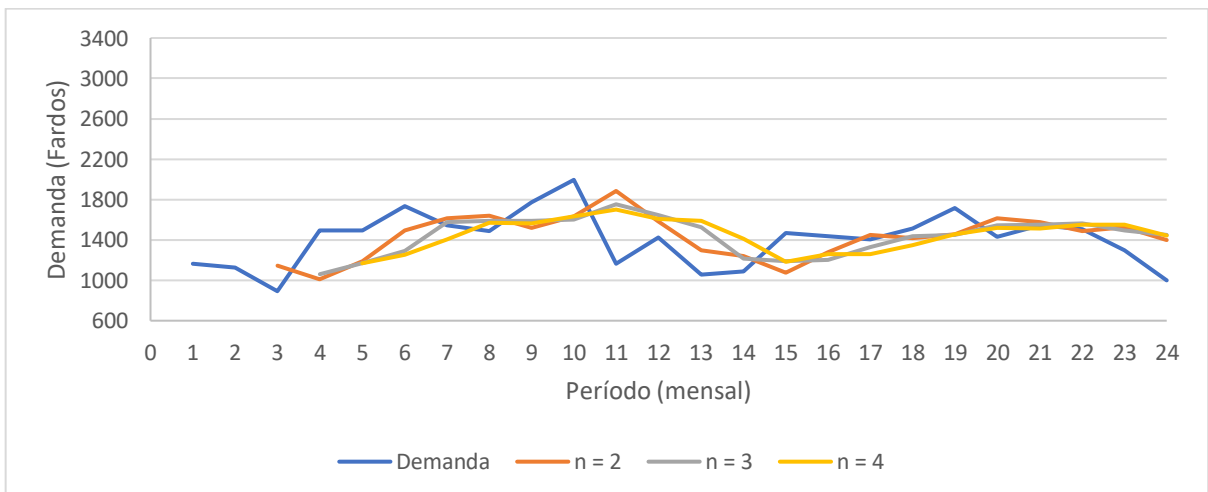
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 6 – Previsão de demanda com diferentes valores de n para o produto iogurte açaí com morango



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 7 – Previsão de demanda com diferentes valores de n para o produto iogurte açaí com banana



Fonte: Elaborado pelo autor

Observa-se nas Figuras (5) a (7) que valores menores de n resultaram em valores de previsão que seguiram o comportamento da demanda real dos períodos mais recentes, enquanto que valores maiores de n resultaram em previsões mais suavizadas. A Tabela (1) apresenta os valores de erro de previsão considerando a aplicação dos diferentes valores de n , para os três produtos analisados.

Tabela 1 – Erro de previsão (MAD e MAPE) para os diferentes valores de n

Produto	$n = 2$	$n = 3$	$n = 4$
Iogurte morango	MAD = 301	MAD = 294	MAD = 307
	MAPE = 12,6 %	MAPE = 12,2 %	MAPE = 12,7 %
Iogurte açaí com morango	MAD = 197	MAD = 187	MAD = 198
	MAPE = 15,7 %	MAPE = 14,7 %	MAPE = 15,2 %
Iogurte açaí com banana	MAD = 236	MAD = 241	MAD = 252
	MAPE = 17,6 %	MAPE = 17,6 %	MAPE = 18,7 %

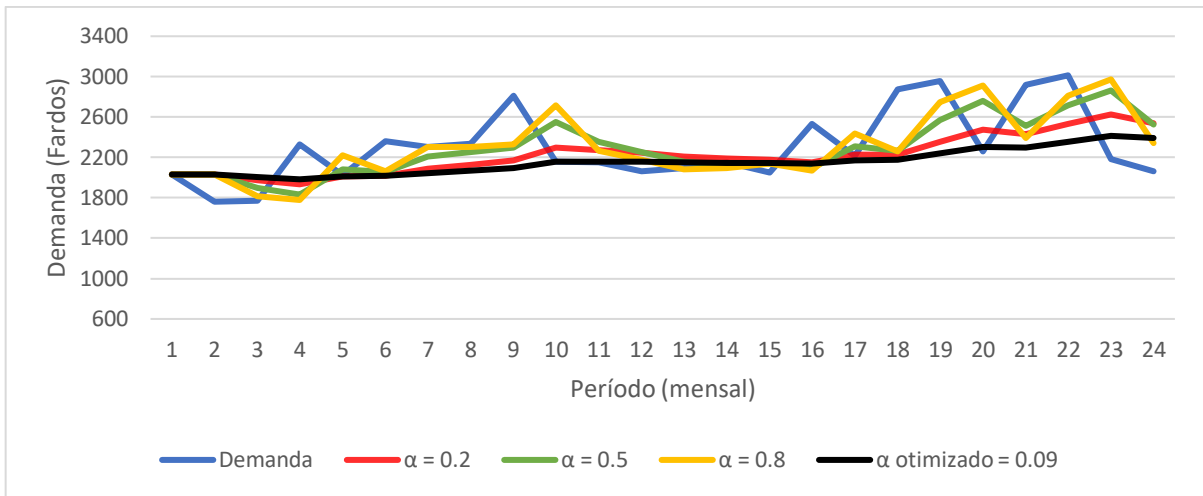
Fonte: Elaborado pelo autor

Como pode-se observar na Tab. (1), para os produtos iogurte morango e iogurte açaí com morango, a utilização do n igual a 3 resultou em menores valores de erro. Já para o produto iogurte açaí com banana, o menor valor do MAD foi obtido com n igual a 2.

4.4. Aplicação do modelo da suavização exponencial simples

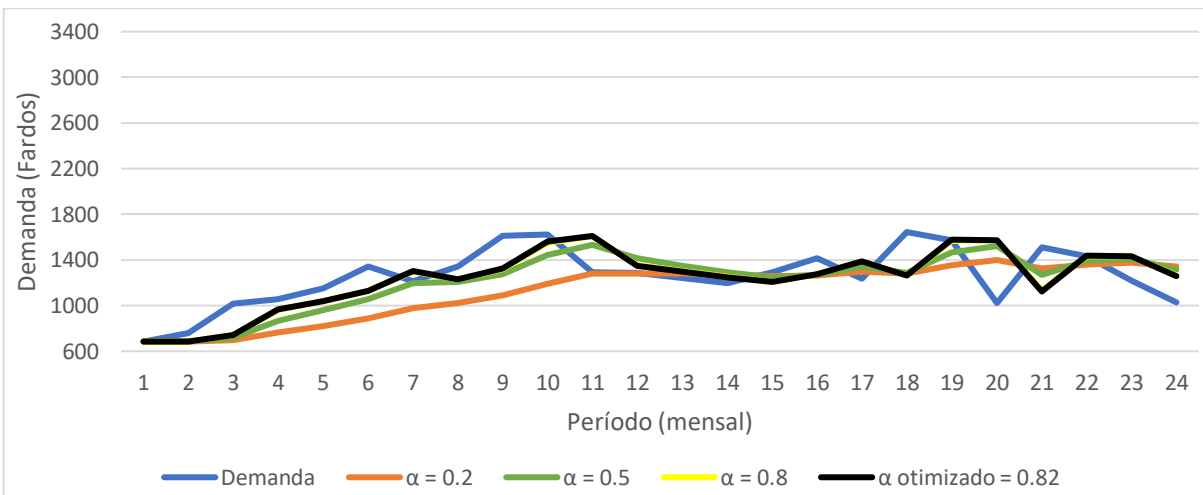
As Figuras (8) a (10) apresentam a previsão de demanda utilizando o modelo da suavização exponencial simples. Inicialmente, a previsão foi realizada aplicando-se os valores de α igual a 0,2, 0,5 e 0,8. A partir dos valores de erro de previsão foi calculado o MAD e, posteriormente, foi feita a otimização do valor de α , com o objetivo de minimizar esse valor de erro. O valor do α otimizado foi igual a 0,09, 0,82 e 0,65 para os produtos iogurte morango, iogurte açaí com morango e iogurte açaí com banana, respectivamente.

Figura 8 – Previsão de demanda com diferentes valores de α para o produto iogurte morango



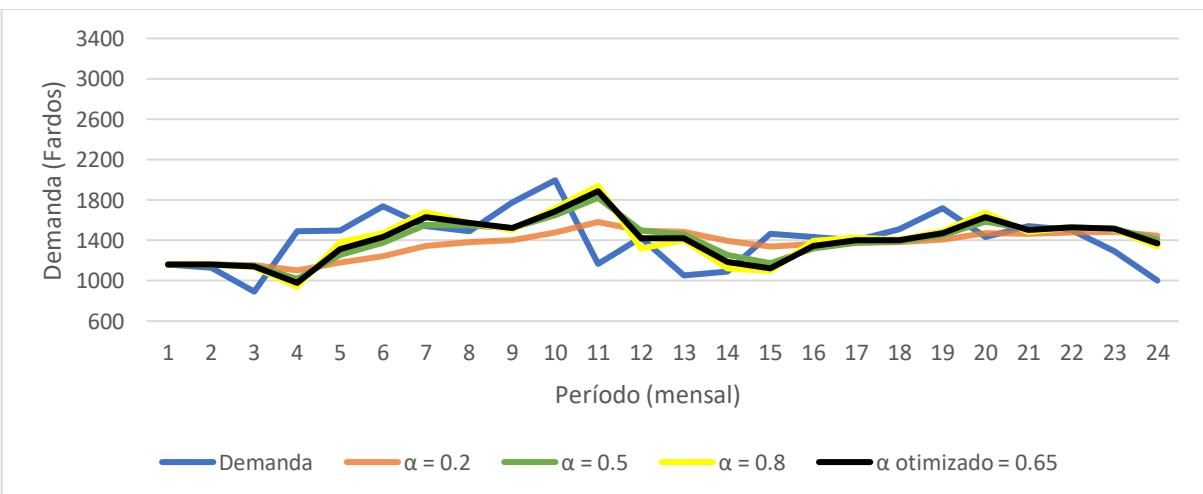
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 9 – Previsão de demanda com diferentes valores de α para o produto iogurte açaí com morango



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 10 – Previsão de demanda com diferentes valores de α para o produto iogurte açaí com banana



Fonte: Elaborado pelo autor

Nas Figuras (8) a (10), tem-se que a previsão utilizando os menores valores de α fornecem uma curva de previsão mais suave, não refletindo de forma imediata as alterações bruscas na demanda, enquanto que os valores de α maiores, com destaque para α igual a 0,8, estão mais próximos da demanda real dos períodos mais recentes.

No caso particular do produto iogurte morango (Fig. 8), para o baixo valor do α otimizado tem-se que a cada significativo aumento ou redução da demanda real, o valor da demanda prevista para o próximo mês não altera na mesma proporção. Isso se dá por conta de que a constante de suavização (α) está bem próxima de 0.

Em contrapartida, para os produtos açaí com morango e açaí com banana os valores do α otimizado foram maiores, de maneira que a demanda prevista acompanha o comportamento da demanda real dos meses mais recentes.

A Tabela (2) apresenta os valores de erro de previsão considerando a aplicação dos diferentes valores de α , para os três produtos analisados. Como pode-se observar, os valores de α otimizados são os que apresentam os menores valores de erro, para os três produtos.

Tabela 2 – Erro de previsão (MAD e MAPE) para os diferentes valores de α

Produto	$\alpha = 0,2$	$\alpha = 0,5$	$\alpha = 0,8$	$\alpha = \text{otimizado}$
Iogurte morango	MAD = 281 MAPE = 11,6 %	MAD = 283 MAPE = 11,9 %	MAD = 282 MAPE = 11,9 %	MAD = 268 MAPE = 10,7 %
Iogurte açaí com morango	MAD = 210 MAPE = 16,5 %	MAD = 178 MAPE = 14,4 %	MAD = 165 MAPE = 13,3 %	MAD = 164 MAPE = 13,3 %
Iogurte açaí com banana	MAD = 223 MAPE = 16,5 %	MAD = 207 MAPE = 15,7 %	MAD = 203 MAPE = 15,2 %	MAD = 202 MAPE = 15,2 %

Fonte: Elaborado pelo autor

4.5. Aplicação do modelo da decomposição de série temporal

Primeiramente, a seguir é descrito o passo a passo da previsão de demanda pelo método da decomposição da série temporal, para o produto iogurte morango. Para os demais produtos este memorial de cálculo é omitido, visto que o roteiro dos cálculos é o mesmo. Posteriormente, são apresentados os gráficos de previsão de demanda para os três produtos.

Uma vez determinado o ciclo sazonal igual a 3 meses, aplicou-se a média móvel centrada para se obter os índices sazonais de cada período deste ciclo para o produto iogurte morango, sendo estes apresentados na Tab. (3).

Tabela 3 – Índices sazonais do produto iogurte morango

Período	Índice Sazonal
1	1,06861
2	0,89916
3	1,03222

Fonte: Dados da pesquisa

Como mostrado na Tab. (3), no período 2 o índice sazonal é menor do que 1, indicando que a demanda neste período de cada ciclo atinge cerca de 90 % do valor da demanda média, ou seja, ela é em torno de 10 % menor.

Uma vez definidos os índices sazonais, a próxima etapa do modelo consistiu em fazer a decomposição da série temporal, que se baseia em remover desta os componentes de sazonalidade e de tendência, a fim de identificar quais destes componentes estão atuando na série temporal e, posteriormente, calcular o valor previsto e o erro (resíduo). A Tabela (4) apresenta o resultado da decomposição da série temporal do produto iogurte morango.

Tabela 4 – Decomposição da série temporal do produto iogurte morango

Período	Demanda	Índice Sazonal	Dessazonalização	Tendência	Sem Tendência	Previsão	Erro
1	2028	1,06861	1897,79	2025,23	1,00137	2164,19	-136,189
2	1761	0,89916	1958,49	2050,13	0,85897	1843,4	-82,401
3	1769	1,03222	1713,78	2075,02	0,85252	2141,89	-372,889
4	2330	1,06861	2180,4	2099,92	1,10957	2244	86,002
5	2027	0,89916	2254,32	2124,81	0,95397	1910,56	116,445
6	2362	1,03222	2288,26	2149,71	1,09875	2218,98	143,019
7	2303	1,06861	2155,13	2174,6	1,05904	2323,81	-20,807
8	2333	0,89916	2594,63	2199,5	1,0607	1977,71	355,291
9	2812	1,03222	2724,21	2224,39	1,26416	2296,07	515,928
10	2156	1,06861	2017,57	2249,29	0,95853	2403,62	-247,617
11	2153	0,89916	2394,45	2274,18	0,94671	2044,86	108,137
12	2061	1,03222	1996,66	2299,08	0,89645	2373,16	-312,164
13	2097	1,06861	1962,36	2323,97	0,90233	2483,43	-386,426
14	2150	0,89916	2391,11	2348,87	0,91533	2112,02	37,983
15	2048	1,03222	1984,07	2373,76	0,86277	2450,26	-402,256
16	2529	1,06861	2366,62	2398,66	1,05434	2563,24	-34,235
17	2215	0,89916	2463,4	2423,55	0,91395	2179,17	35,829
18	2872	1,03222	2782,34	2448,45	1,17299	2527,35	344,653
19	2955	1,06861	2765,27	2473,34	1,19474	2643,04	311,956
20	2260	0,89916	2513,45	2498,24	0,90464	2246,33	13,675
21	2916	1,03222	2824,97	2523,13	1,15571	2604,44	311,561
22	3013	1,06861	2819,55	2548,03	1,18248	2722,85	290,146
23	2186	0,89916	2431,15	2572,92	0,84962	2313,48	-127,479
24	2061	1,03222	1996,66	2597,82	0,79336	2681,53	-620,53

Fonte: Elaborado pelo autor

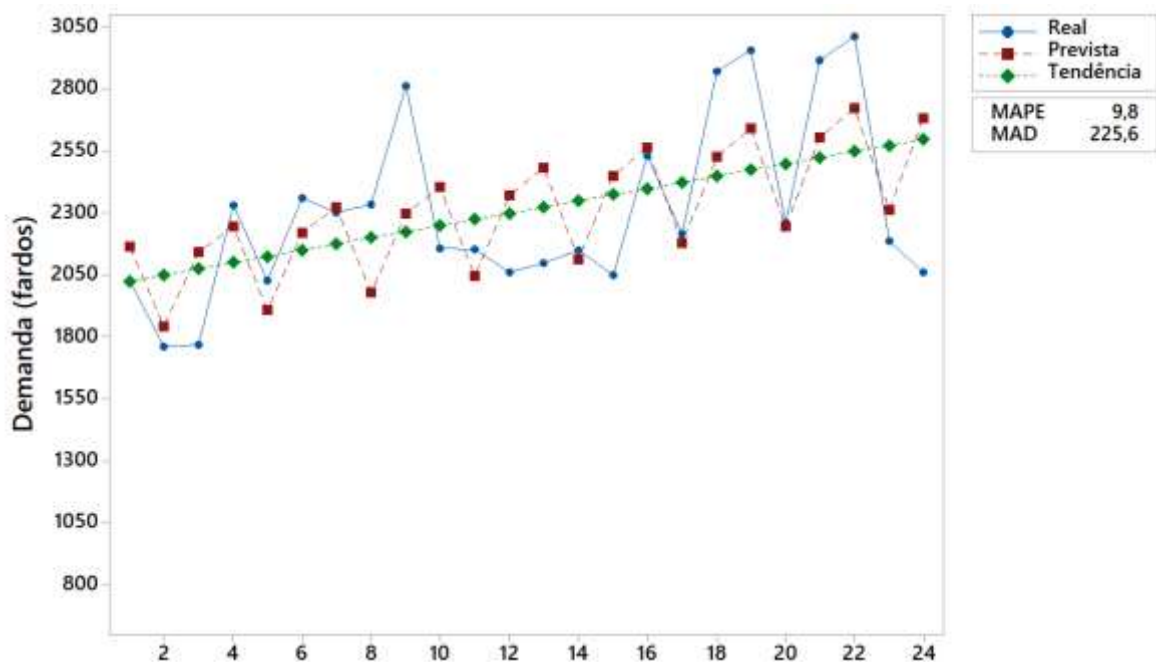
Na Tabela (4), primeiramente, para remover o componente sazonal dos dados para cada período dividiu-se a demanda pelo seu respectivo índice sazonal, obtendo-se os dados dessazonalizados. A partir dos valores obtidos (coluna “Dessazonalização”), aplicou-se o método dos mínimos quadrados para determinar a equação de tendência ajustada, apresentada na Eq. (9). O componente de tendência (Y_t) para um período de tempo (t) específico foi calculado inserindo os valores de tempo para cada observação no conjunto de dados na equação de tendência ajustada.

$$Y_t = 24,895 \cdot t + 2000,3 \quad (9)$$

A partir da aplicação da Eq. (9) obteve-se o componente de tendência da série temporal (coluna “Tendência”), que por sua vez também foi removido da série. Para tanto, dividiu-se a demanda de cada período por sua respectiva tendência, obtendo-se os valores apresentados na coluna “Sem Tendência”. Por fim, uma vez removidos da série temporal os componentes de sazonalidade e de tendência, o próximo passo consistiu em fazer a previsão, multiplicando-se para cada período seus respectivos valores do índice de sazonalidade e de tendência (coluna “Previsão”). O erro de previsão (coluna “Erro”) é dado como a diferença entre a demanda real e a demanda prevista.

As previsões de demanda aplicando o modelo da decomposição de série temporal, com ciclo sazonal igual a três, para todos os produtos, são apresentadas na Figuras (11) a (13).

Figura 11 – Previsão de demanda por decomposição de série temporal, para o produto iogurte morango



Fonte: Elaborado pelo autor

A partir das Figuras (11) a (13), pode-se observar que para os produtos iogurte morango e iogurte açaí com morango há uma tendência, embora discreta, de crescimento nas vendas, comportamento esse não observado para o produto iogurte açaí com banana. Com relação à sazonalidade, observa-se que há uma sazonalidade mais acentuada a partir do segundo ano da série (períodos 13 a 24).

4.6. Comparação e validação dos modelos de previsão

A Tabela (5) apresenta os valores de erro de previsão obtidos a partir da aplicação de todos os modelos de previsão de demanda, para os três produtos.

Tabela 5 – Comparação do erro de previsão (MAD e MAPE), em que:
M.M.S. – média móvel simples; S.E.S. – suavização exponencial simples

Modelos	Iogurte morango	Iogurte açaí com morango	Iogurte açaí com banana
M.M.S. $n = 2$	MAD = 301 MAPE = 12,6 %	MAD = 197 MAPE = 15,7 %	MAD = 236 MAPE = 17,6 %
M.M.S. $n = 3$	MAD = 294 MAPE = 12,2 %	MAD = 187 MAPE = 14,7 %	MAD = 241 MAPE = 17,6 %
M.M.S. $n = 4$	MAD = 307 MAPE = 12,7 %	MAD = 198 MAPE = 15,2 %	MAD = 252 MAPE = 18,7 %
S.E.S. alfa = 0,2	MAD = 281 MAPE = 11,6 %	MAD = 210 MAPE = 16,5 %	MAD = 223 MAPE = 16,5 %
S.E.S. alfa = 0,5	MAD = 283 MAPE = 11,9 %	MAD = 178 MAPE = 14,4 %	MAD = 207 MAPE = 15,7 %
S.E.S. alfa = 0,8	MAD = 282 MAPE = 11,9 %	MAD = 165 MAPE = 13,3 %	MAD = 203 MAPE = 15,2 %
S.E.S. alfa otimizado	MAD = 268 MAPE = 10,7 %	MAD = 164 MAPE = 13,3 %	MAD = 202 MAPE = 15,2 %
Decomposição Ciclo sazonal = 3	MAD = 225,6 MAPE = 9,8 %	MAD = 160,1 MAPE = 14,3 %	MAD = 192,7 MAPE = 15,0 %

Fonte: Elaborado pelo autor

A partir dos valores apresentados na Tab. (5), para todos os produtos tem-se que o modelo que apresentou o menor valor de erro foi o da decomposição da série temporal, exceto pelo produto iogurte açaí com morango em que o MAPE foi menor com a utilização do alfa otimizado. Porém, os valores de erro obtidos por este método se aproximaram daqueles alcançados aplicando-se o método da suavização exponencial simples, para os valores de alfa otimizado.

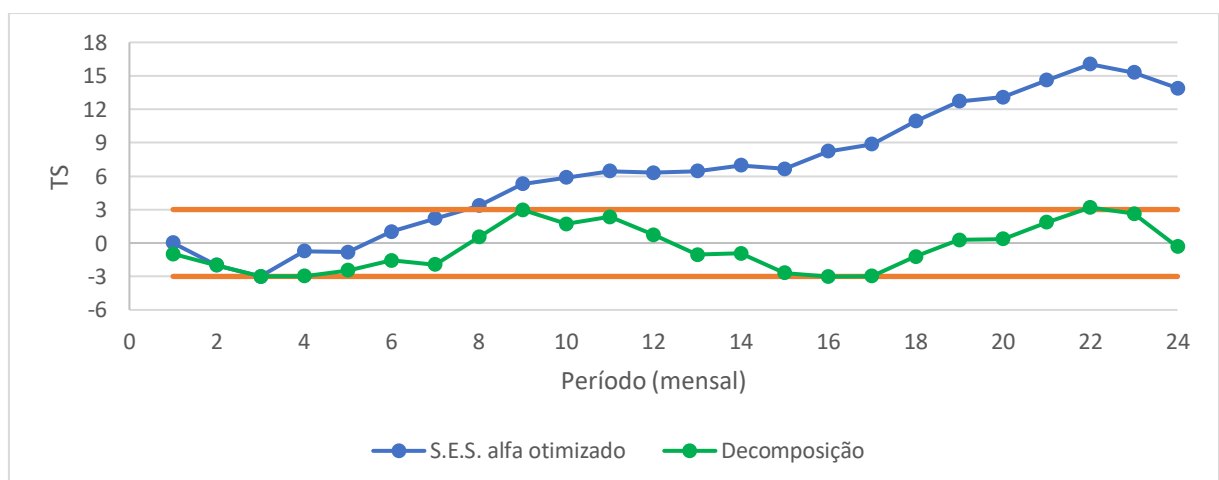
Logo, para fins de validação, foram feitos os gráficos do sinal de rastreamento para ambos os modelos (Fig. 14 a 16). A Tabela (6) apresenta o cálculo do sinal de rastreamento do produto iogurte morango.

Tabela 6 – Cálculo do sinal de rastreamento para o produto iogurte morango

Período	Demanda Real	Demanda Prevista	Desvio (Erro)	Desvio Acumulado	Desvio Absoluto	Desvio Absoluto Acumulado	MAD Acumulado	TS
1	2028	2164,19	-136	-136	136	136	136	-1
2	1761	1843	-82	-219	82	219	109	-2
3	1769	2142	-373	-591	373	591	197	-3
4	2330	2244	86	-505	86	677	169	-3
5	2027	1911	116	-389	116	794	159	-2
6	2362	2219	143	-246	143	937	156	-2
7	2303	2324	-21	-267	21	958	137	-2
8	2333	1978	355	88	355	1313	164	1
9	2812	2296	516	604	516	1829	203	3
10	2156	2404	-248	357	248	2077	208	2
11	2153	2045	108	465	108	2185	199	2
12	2061	2373	-312	153	312	2497	208	1
13	2097	2483	-386	-234	386	2883	222	-1
14	2150	2112	38	-196	38	2921	209	-1
15	2048	2450	-402	-598	402	3324	222	-3
16	2529	2563	-34	-632	34	3358	210	-3
17	2215	2179	36	-596	36	3394	200	-3
18	2872	2527	345	-252	345	3738	208	-1
19	2955	2643	312	60	312	4050	213	0
20	2260	2246	14	74	14	4064	203	0
21	2916	2604	312	385	312	4375	208	2
22	3013	2723	290	676	290	4666	212	3
23	2186	2313	-127	548	127	4793	208	3
24	2061	2682	-621	-72	621	5414	226	0

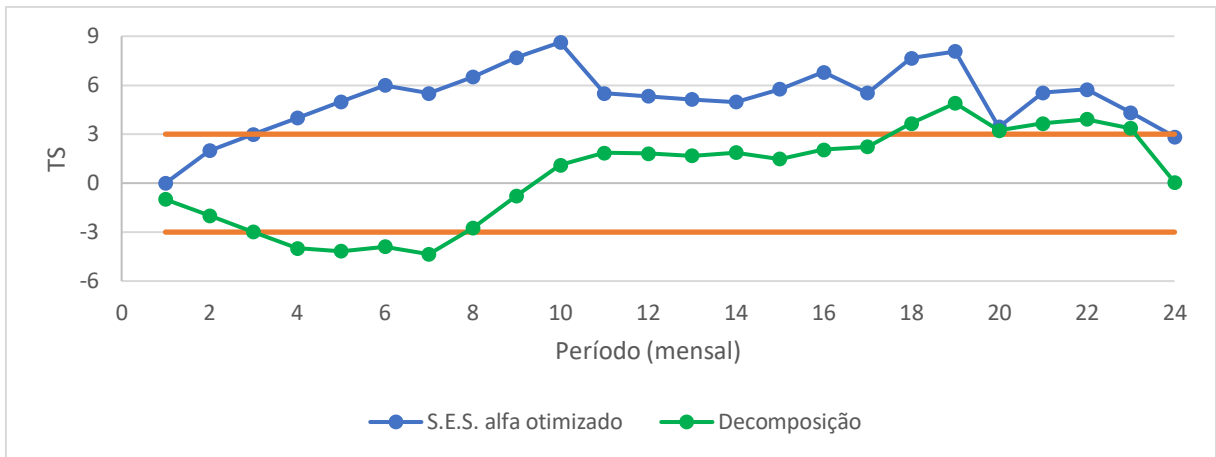
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 14 – Sinal de rastreamento (TS) para o produto iogurte morango



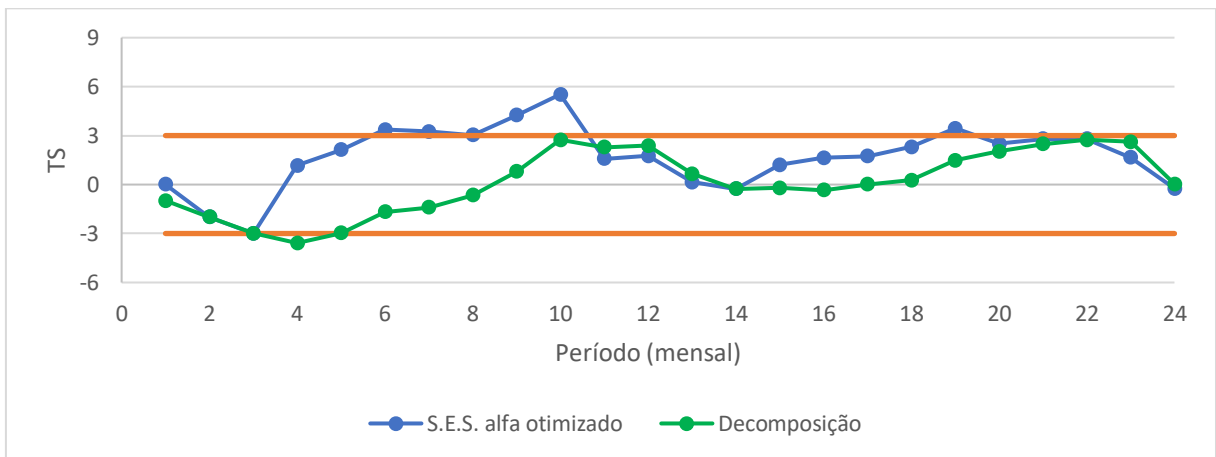
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 15 – Sinal de rastreamento (TS) para o produto iogurte açáí com morango



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 16 – Sinal de rastreamento (TS) para o produto iogurte açáí com banana



Fonte: Elaborado pelo autor

Como pode-se observar nas Fig. (14) e (15), para os produtos iogurte morango e iogurte açáí com morango o método da suavização exponencial simples assumiu valores de sinal de rastreamento (TS) acima do limite superior de controle e, portanto, não pode ser validado. Por sua vez, em ambos os casos o modelo da decomposição da série apresentou valores do sinal de rastreamento dentro do intervalo de ± 3 TS, podendo ser validado. No caso particular do iogurte açáí com morango, embora em alguns períodos o sinal de rastreamento tenha ficado fora dos limites de controle, o modelo ainda pode ser considerado válido, tendo em vista que o TS volta para dentro destes limites. Por fim, na Fig. (16) tem-se que o método da suavização exponencial simples apresentou mais pontos fora dos limites de controle. Porém, ambos os modelos podem ser validados.

4.7. Previsão de demanda para os períodos 25 e 26

A partir das discussões supracitadas, foi realizada a previsão da demanda para os períodos 25 e 26, aplicando para todos os produtos o método de previsão da decomposição da série temporal, obtendo-se os resultados apresentados na Tab. (7).

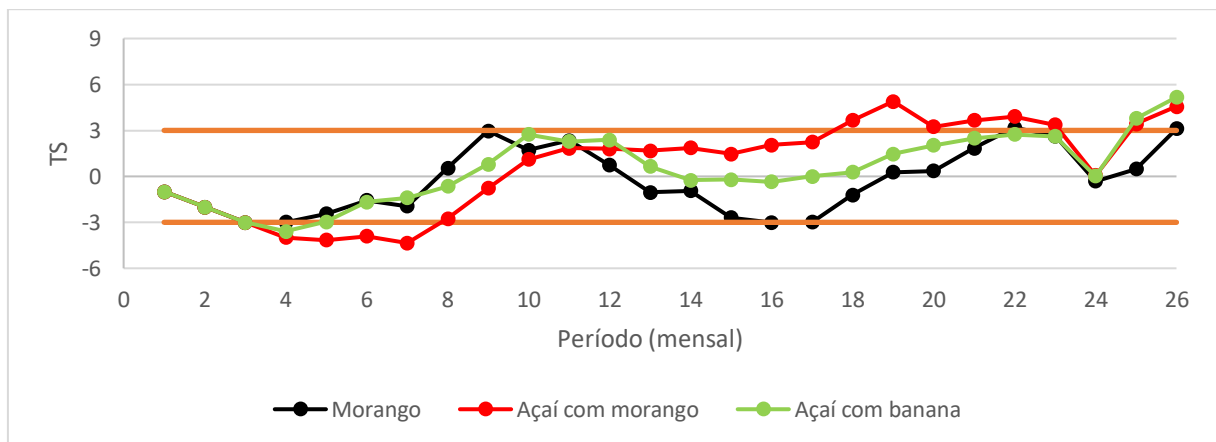
Tabela 7 – Previsão de demanda para os períodos 25 e 26

Produto	Período 25			Período 26		
	Demanda real	Demanda prevista	Erro	Demanda real	Demanda prevista	Erro
Iogurte morango	2981	2803	178	3021	2381	640
Iogurte açaí com morango	2109	1463	646	1716	1350	366
Iogurte açaí com banana	2291	1481	810	1793	1341	452

Fonte: Elaborado pelo autor

A Figura (17) apresenta os valores do sinal de rastreamento para os três produtos, a partir da demanda real e da demanda prevista dos períodos 25 e 26. Como pode-se observar, para o iogurte morango os valores do TS permaneceram dentro dos limites de controle, enquanto que para os iogurtes açaí com morango e açaí com banana o TS extrapolou o limite superior em ambos os períodos. Logo, é de fundamental importância que o gestor monitore o desempenho do modelo, a fim de verificar se nos próximos períodos o modelo retorne para dentro dos limites do TS. É importante destacar que ao longo do tempo a série temporal pode sofrer alterações em seu comportamento, como por exemplo não apresentar mais a componente sazonal e/ou de tendência, o que faz com que o modelo atual possa não ser mais adequado.

Figura 17 – Sinal de rastreamento (TS) para os três produtos, para os períodos 25 e 26



Fonte: Elaborado pelo autor

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Após o estudo de caso em questão, evidenciou-se que por meio da aplicação de métodos quantitativos de previsão de demanda é possível fazer boas previsões de vendas de produtos, para que a empresa consiga aumentar seus lucros, a partir da redução de estoque e perdas, além de auxiliar nas tomadas de decisão de âmbito geral na empresa.

O presente trabalho utilizou três métodos matemáticos para cálculo da previsão de demanda de uma família de produtos. Os modelos foram escolhidos após ser analisado o comportamento da série temporal de janeiro de 2020 até dezembro de 2021. Estes foram: média móvel simples, suavização exponencial simples e decomposição de série temporal. Esse último se mostrou o mais acurado, apresentando valores de erro (MAPE) 9,8 % para o iogurte de morango, 14,3 % para o produto açaí com morango e 15,0 % para o iogurte açaí com banana.

É importante ressaltar que a previsão de demanda baseada nos métodos quantitativos, apesar de ser uma poderosa ferramenta para a tomada de decisões, deve ser aplicada em conjunto com o conhecimento de mercado do gestor, que deve considerar as variáveis não contempladas nos modelos, podendo estas serem internas, como por exemplo uma promoção a ser realizada pelo departamento de marketing, que irá aumentar as vendas, quanto externas, como por exemplo fatores climáticos, que podem fazer com a demanda do produto diminua.

No âmbito acadêmico, o estudo de modelos de previsão de demanda torna-se de suma importância para as pesquisas e para o enriquecimento da literatura, uma vez que aumenta as discussões acerca deste tema.

Para a área empresarial, métodos de previsão de demanda aplicadas a uma empresa de produção de laticínios é relevante para o desenvolvimento da competitividade. O entendimento da importância da previsão de demanda, seguido da escolha e aplicação do modelo mais adequado auxiliam no aumento do nível de atendimento ao cliente, melhor utilização de recursos internos, bem como na redução de estoques de matéria-prima e produto acabado.

Para trabalhos futuros, sugere-se aplicar métodos de previsão quantitativos aliados a métodos qualitativos, obtidos por meio do julgamento do gestor com base no seu conhecimento de mercado.

REFERÊNCIAS

- BALLOU, R. H. **Gerenciamento da cadeia de suprimentos: planejamento, organização e logística empresarial.** 4. ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.
- CARVALHO, L. G. **Metodologia para implementação de sistemas de previsão de demanda: um estudo de caso em um distribuidor de produtos químicos.** 2010. 81 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia de Produção, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2010.
- CASONATTO, L. **Integração de técnicas de previsão de demanda e controle de estoques: um estudo de caso em uma empresa do setor de joias folheadas.** Monografia (Engenharia de Produção) Universidade do Vale do Taquari, Lajeado, 2017.
- ELSAYED, E.; BOUCHER, T. **Analysis and Control of Production Systems.** 2. ed. New Jersey: Prentice-Hall, 1994.
- FERNANDES, F. C. F.; GODINHO FILHO, M. **Planejamento e Controle da Produção – Dos Fundamentos ao Essencial.** 1 Ed. São Paulo: Editora Atlas, 2010.
- GERBER, J. Z.; MIRANDA, R. G. de; BORNIA, A. C.; FREIRES, F. G. M. **Organização de Referenciais Teóricos sobre Diagnóstico para a Previsão de Demanda.** Revista Eletrônica de Gestão Organizacional, Recife, v. 11, n. 1, p. 160-185, jan./abr. 2013.
- GERHARDT, T. E.; SILVEIRA, D. T. **Métodos de pesquisa.** Porto Alegre: Editora da UFRGS, 2009.
- GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa.** 5. ed. São Paulo: Atlas, 2010.
- HIGUCHI, A. K. **A previsão de demanda de produtos alimentícios perecíveis: três estudos de caso.** REA-Revista Eletrônica de Administração, v. 5, n. 2, 2006.
- LEMOS, F. O. **Metodologia para Seleção de Métodos de Previsão de Demanda.** Porto Alegre. UFRGS,
- LUSTOSA, L. et al. **Planejamento e Controle da Produção.** 4. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2008. 357 p.
- MAKRIDAKIS, S.; WHEELWRITE, S. C.; HYNDMAN, R. J. **Forecasting: methods and applications,** 3^a ed. New York, John Wiley & Sons. Inc. 1998.
- MARTINS, G. P.; LAUGENI, P. F. **Administração da Produção.** 2 Ed. São Paulo: Editora Saraiva, 2005.
- MCCLAVE, J. T.; BENSON, P. G. & SINCICH, T. **Statistics for business and economics.** 9. ed. New Jersey: Prentice Hall, 2004

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

MOREIRA, D.A. **Administração da Produção e operações**. São Paulo: Pioneira Thonson Learning, 2008.

PELLEGRINI, F. R.; FOGLIATTO, F. S. **Passos para Implantação de Sistemas de Previsão de Demanda - Técnicas e Estudo de Caso**. Revista Produção, São Paulo, v. 11, n. 1, p.43-64, nov. 2001.

STEVENSON, W. J. **Administração das Operações de Produção**. 6. ed. Rio de Janeiro: Ltc, 2001. 701 p.

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

VEIGA, C. R. P.; VEIGA, C. P.; DUCLÓS, L. C. **A Acurácia dos Modelos de Previsão de Demanda Como Fator Crítico para o Desempenho Financeiro na Indústria de Alimentos**. Profuturo: Programa de Estudos do Futuro, São Paulo, v. 2, n. 2, p. 83-107, jul./dez. 2010.