# APLICAÇÃO DE MÉTODO QUANTITATIVO DE PREVISÃO DE DEMANDA EM UMA DOCERIA

Gabriela de Oliveira Assumpção (Universidade Federal de Uberlândia) gabrielaoliveiraassumpcao@hotmail.com

Vanessa Aparecida de Oliveira Rosa (Universidade Federal de Uberlândia) vanessaaor@ufu.br



As microempresas são uma alternativa para milhares de trabalhadores que recorrem ao empreendedorismo como fonte de renda, principalmente em contextos de crise. Neste sentido, torna-se importante a utilização de técnicas de gerenciamento dos sistemas produtivos, dentre estas aquelas de previsão da demanda. Assim, o objetivo deste artigo é aplicar um método quantitativo de previsão de demanda em uma microempresa do setor de doces e bolos artesanais, a fim de manter os níveis adequados de estoque de matérias-primas. Quanto à metodologia, foi realizado um estudo de caso que seguiu as seguintes etapas: levantamento dos dados históricos da família de produtos de prontaentrega; análise da série temporal e definição do modelo quantitativo de previsão; aplicação e validação do modelo; cálculo das necessidades de matérias-primas. Os resultados mostraram que o modelo de decomposição de série temporal apresentou valores acurados de previsão, que permitiram o cálculo da necessidade de matéria-prima semanal da família de pronta-entrega.

Palavras-chave: Previsão de demanda. Decomposição de série temporal. Erros de previsão. Desvio absoluto médio.





# 1. Introdução

De acordo com o Data Nubank (2021) em 2020, de aproximadamente 3,36 milhões de empresas abertas no Brasil, cerca de 2,66 milhões eram Microempreendedores Individuais (MEIs), um crescimento de 8,4% de MEIs em relação a 2019. Com a pandemia do novo coronavírus e seus impactos na economia, muitas pessoas tiveram que recorrer ao trabalho autônomo para se manter, e encontraram na figura do Microempreendedor Individual uma maneira de fazer isso de forma legal, com carga tributária reduzida e com direito a benefícios previdenciários.

O setor de alimentação foi um dos que mais ganhou MEIs desde que a pandemia começou. Com mais pessoas em casa para conter o avanço da Covid-19, o mercado de *delivery* de alimentos explodiu. Entre janeiro e junho de 2020, os gastos com aplicativos de entrega de comida aumentaram 103%, ainda de acordo com o Data Nubank (2021). Novos empreendedores, então, viram nesse movimento uma oportunidade.

Neste sentido, a aplicação de ferramentas e métodos de planejamento da produção desempenham importância fundamental no gerenciamento dos recursos produtivos destas microempresas. O planejamento determina o que, quanto e quando comprar, produzir e entregar, além de determinar os recursos produtivos necessários (FERNANDES; GODINHO FILHO, 2010).

Dentre as ferramentas do planejamento da produção destaca-se a previsão de demanda, que tem valor essencial para todas as empresas e principalmente para a continuidade dos novos negócios. Segundo Makridakis et al. (1998), a realização da previsão de demanda auxilia na determinação dos recursos produtivos da empresa. Para Moreira (2008), é necessário que se saiba o quanto a empresa planeja vender de seus produtos ou serviços no futuro, tendo em vista que essa expectativa é o ponto de partida, de forma direta ou indireta, para praticamente todas as decisões.

De acordo com Martins e Laugeni (2005), em relação ao que o consumidor quer, a empresa precisa estar atenta para dois aspectos básicos. Primeiro, e mais importante, é identificar as necessidades dos consumidores. Segundo, e não menos importante, é saber como atendê-las. Neste sentido, para a previsão da demanda podem ser utilizadas técnicas qualitativas e quantitativas ou uma junção das duas (PELLEGRINI, 2000). Moreira (2008) define que as técnicas qualitativas são aquelas que se baseiam no julgamento e na experiência das pessoas, que precisam ter condições para opinar sobre a demanda futura. Ademais, de acordo com Tubino (2009), as técnicas qualitativas são mais ágeis em seu preparo, sendo assim, são utilizadas quando não há tempo hábil para a coleta e análise de dados de uma demanda passada. Por outro lado, as técnicas quantitativas necessitam de uma sequência de observações e

## XLII ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO



"Contribuição da Engenharia de Produção para a Transformação Digital da Indústria Brasileira"
Foz do Iguaçu, Paraná, Brasil, 04 a 07 de outubro de 2022.

baseiam-se no padrão histórico de demanda, a partir do qual define-se o modelo matemático de previsão mais adequados e estimam-se valores futuros.

Neste contexto, o objetivo do presente trabalho é aplicar um método quantitativo de previsão de demanda em uma microempresa do setor de doces e bolos artesanais, a fim de manter os níveis adequados de estoque de matérias-primas.

## 2. Fundamentação teórica

## 2.1. Previsão de demanda

Conforme Ballou (2006), a previsão de demanda é de fundamental importância para qualquer empresa, tendo em vista que fornece informações que irão servir como base para o planejamento e controle da empresa, em todas as suas áreas.

Em se tratando das etapas de um processo de previsão, segundo Lustosa et al. (2008), o seguimento das mesmas é primordial para obtenção de resultados mais acurados. De início, é identificado o objetivo da previsão, ou seja, aquilo que será previsto, assim como o número de itens que entrarão na previsão, o volume de recursos e o grau de detalhamento que a previsão requer.

A segunda etapa é a escolha da abordagem, qualitativa ou quantitativa. A primeira é caracterizada por técnicas com base na experiência e no conhecimento do mercado, enquanto a segunda utiliza de técnicas matemáticas e estatísticas na obtenção dos resultados (LUSTOSA et al., 2008).

Posteriormente, de acordo com a abordagem escolhida é selecionado o método de previsão que será empregado. Caso a abordagem seja qualitativa pode-se utilizar analogias históricas, pesquisas de mercado com clientes e até mesmo com a equipe de vendas. Se a abordagem for quantitativa, é necessário a análise da série temporal.

Conforme Fernandes e Godinho Filho (2010), uma série temporal abrange um conjunto de dados ordenados ao longo do tempo, e possui como principais características:

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

Variações que não podem ser explicadas por tais características são consideradas aleatórias e, geralmente, oriundas do ambiente. Dessa forma, optar por um determinado modelo se deve ao comportamento da série temporal estudada.

Assim que a técnica de previsão é definida e o modelo implementado, cabe o acompanhamento do desempenho das previsões e a confirmação de sua validade de acordo com a dinâmica atual dos dados (FERNANDES; GODINHO FILHO, 2010).

## 2.2. Modelo da decomposição de série temporal

A decomposição clássica consiste em um modelo univariado que utiliza formulações matemáticas simples para separar a série em quatro componentes principais, a partir dos quais são feitas as previsões: (a) tendência, que se refere à direção geral segundo a qual o gráfico da série temporal se desenvolve em um longo intervalo de tempo; (b) ciclo, que se refere às oscilações ao longo prazo ou aos desvios em torno da reta de tendência; (c) sazonalidade, que se refere a padrões idênticos ou quase, que uma série temporal parece obedecer; (d) o termo aleatório, que aparece com flutuações de curto período, com deslocamento inexplicável (MAKRIDAKIS et al., 1998).

Conforme Silver (2000), a decomposição é útil na execução das previsões. Souza, Samohyl e Meurer (2004) acrescentam que se trata de uma ferramenta importante, pois além de permitir previsões, auxilia na tomada de decisão a respeito do método que melhor se adequa às características dos dados disponíveis. Segundo Ballou (2006), este é um método que tem grande aceitação e apresenta boa precisão.

Conforme Lustosa et al. (2008), na decomposição clássica o fator sazonal pode ser aditivo ou multiplicativo. 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 percentagem 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. (1), seguindo os parâmetros utilizados por Moreira (2008), em que: Y = valor da série (demanda prevista); T = componente de tendência; S = componente de sazonalidade; C = componente cíclica; i = resíduo devido a flutuações irregulares.

$$Y = (T) + (S) + (C) + (i)$$
(1)

Já o modelo multiplicativo é determinado conforme a Eq. (2) (MOREIRA, 2008).

$$Y = (T) \cdot (S) \cdot (C) \cdot (i)$$
 (2)

O método de decomposição é constituído de um padrão e de um elemento de erro ou aleatoriedade na série temporal (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998). Conforme Manuel (2017), o modelo aditivo é adequado quando a amplitude das flutuações sazonais não se altera com o nível da série. Caso as flutuações sazonais divergem crescente ou decrescentemente em proporção ao nível da série, o modelo mais apropriado será o multiplicativo.

## 2.3. Erro de previsão

De acordo com Tubino (2009), 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 reduzidos por meio da utilização do método apropriado (FERNANDES; GODINHO FILHO, 2010).

Segundo Fernandes e Godinho Filho (2010), o erro de previsão acontece de duas formas. A primeira advém da escolha do método e dos parâmetros de previsão utilizados. A segunda pode ser atribuída à aleatoriedade do mercado, podendo, portanto, causar mudanças imprevisíveis nos valores encontrados pelos métodos. Lustosa et al. (2008) afirmam que o erro de previsão pode ser calculado de diversas formas, sendo que o indicador básico desta medida é comparar o valor previsto com a demanda real, como mostrado na Eq. (3), em que:  $D_t$  = demanda real para o período t;  $F_{t-1}$  = demanda prevista para o período t-1

$$E_t = D_t - F_{t-1} \tag{3}$$

A partir dos valores de erro pode-se calcular o desvio absoluto médio (Mean Absolute Deviation - MAD), que pode ser aplicado como sendo a média do desvio absoluto em todos os períodos. Ele é utilizado para calcular o desvio padrão do componente aleatório, dado pela Eq. (4), em que n é igual ao número de períodos.

$$MAD = \frac{\sum |D_t - F_{t-1}|}{n} \tag{4}$$

Outra forma de acompanhar o desempenho do modelo de previsão é observar o comportamento do erro em um gráfico de controle. Em geral, compara-se o valor do erro com o valor de 4 MAD



para o limite superior e inferior. Se os valores dos erros calculados estiverem dentro da faixa aceitável (entre os limites de controle), o modelo de previsão está sob controle. Caso contrário, o modelo de previsão deve ser revisto. Assim, a cada nova previsão, o erro deve ser plotado, analisado e se constar alguma extrapolação dos limites, ações corretivas devem ser tomadas (TUBINO, 2009).

## 3. Metodologia

Segundo Vergara (2005), a pesquisa básica busca a compreensão dos fatos e fenômenos observáveis, sem intenções de que haja uso ou aplicação específica imediata. Já a pesquisa aplicada é caracterizada pela necessidade de resolver problemas concretos e mais imediatos, ou seja, tem finalidade prática (GIL, 1999; CERVO; BERVIAN, 2002; VERGARA, 2005). Sendo assim, quanto a natureza, a pesquisa aplicada se assemelha e entra em concordância com o trabalho em questão, visto que este visa a aquisição de novos conhecimentos a fim de solucionar um problema específico, envolvendo verdades e interesses.

Quanto ao problema de pesquisa, o presente trabalho possui abordagem quantitativa, visto que foram empregados modelos matemáticos para realizar os cálculos de previsão de demanda e, desta forma, por meio dos resultados obtidos, apresentar soluções para o problema abordado. Segundo Chemin (2012), a pesquisa quantitativa mede as relações entre as variáveis.

Com relação aos objetivos, o presente estudo é a uma pesquisa descritiva, pois exige do investigador uma série de informações sobre o que deseja pesquisar. Esse tipo de estudo pretende descrever os fatos e fenômenos de determinada realidade (TRIVIÑOS, 1987).

Por fim, quanto ao procedimento metodológico foi realizado um estudo de caso em uma em uma microempresa do setor de doces e bolos artesanais. Segundo Chemin (2012), neste procedimento há 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. Para a análise da série temporal foram coletados os dados de venda do mês de janeiro a agosto de 2021. Com o intuito de estabelecer as bases para coleta de dados, os produtos foram divididos em famílias, sendo o objeto do estudo de caso a família dos itens de pronta-entrega. Após a obtenção dos dados foi escolhido o modelo matemático mais apropriado, conforme o comportamento destes e, posteriormente, o modelo foi aplicado e validado. Por fim, foi efetuado o cálculo das necessidades de matérias-primas para atender a demanda prevista da família dos itens de pronta-entrega.

#### 4. Resultados

# 4.1. Mapeamento da realidade empresarial

A empresa em que foi realizado o estudo de caso é uma microempresa que atua no ramo de doces na cidade de São José do Rio Preto, fundada em junho de 2020. Desde o início funciona de forma autônoma e domiciliar, sendo os bolos e doces feitos por uma única colaboradora, também proprietária do negócio.

A doceria trabalha com duas famílias de produtos: pronta-entrega e encomendas. As encomendas devem ser feitas com antecedência mínima de três dias, e são voltadas para bolos, tortas e sobremesas mais elaboradas para aniversários, comemorações e confraternizações. Já a pronta-entrega é disponibilizada de terça a domingo, com cardápios fixos que abrangem os itens individuais, divididos em 3 categorias: itens que contém bolo; itens que contém *brownie*; itens cremosos (que não contém *brownie* ou bolo).

A proprietária da empresa efetua a compra semanal das matérias-primas para atender a demanda neste período. Portanto, para que os estoques sejam dimensionados corretamente é de fundamental importância que a previsão de demanda semanal seja acurada. É importante destacar que altos estoques significam capital parado e, ainda, no caso de produtos alimentícios que possuem alta perecibilidade, podem resultar em desperdício de produtos por perda da data de validade.

A previsão de demanda na empresa era feita de maneira qualitativa, com base na experiência de mercado da proprietária, que se valia de informações como datas comemorativas, período de pagamento de salário, além de uma estimativa de aumento das vendas ao longo do tempo. Neste sentido, para auxiliar a gestora nas tomadas de decisões da quantidade a ser comprada de matérias-primas para atender a demanda dos itens de pronta-entrega, foi desenvolvido um modelo quantitativo de previsão, baseado no comportamento da série temporal. A partir dos dados de demanda obtidos na plataforma de *delivery*, que começou a operar em janeiro de 2021, foi realizada a análise do comportamento da série temporal para definição do modelo matemático mais adequado, e posterior aplicação e validação do modelo.

## 4.2. Previsão de demanda da família de pronta-entrega

A Figura (1) apresenta a série temporal da demanda semanal da família de itens pronta-entrega. Considerando a semelhança na base de ingredientes dos produtos vendidos (massa e recheio), os dados foram agrupados de acordo com o somatório das vendas dos produtos neste período.



O período 1 refere-se à primeira semana do mês de janeiro, e o período 32 a última semana do mês de agosto.

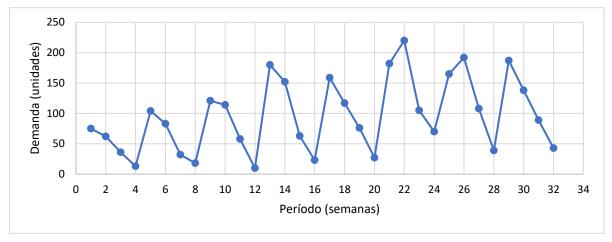


Figura 1 – Série temporal da demanda semanal da família de pronta-entrega

Fonte: Dados da pesquisa

Como pode-se observar na Fig. (1), a família de pronta-entrega apresentou uma tendência de crescimento das vendas ao longo do tempo. Como a empresa iniciou as suas atividades em junho de 2020, e a partir daí tem investido na divulgação de seus produtos e na venda por meio de diferentes plataformas, isso resultou em crescimento das vendas.

Ainda, pode-se observar na série temporal que há um componente de sazonalidade, sendo o ciclo sazonal igual a 4. Nota-se que as primeiras duas semanas do mês possuem o maior número de vendas, e as duas últimas semanas o menor volume. De acordo com a gestora, este comportamento se justifica devido a influência da data de pagamento dos clientes, que geralmente acontece até o quinto dia útil do mês. Porém, as datas comemorativas também têm influência direta nas vendas. No mês de junho, por exemplo, houve um aumento das vendas quando comparado aos outros meses, o que pode ser explicado pela data do dia dos namorados. A partir do comportamento da série temporal, e também com base nos valores de erro obtidos pela aplicação de outros modelos matemáticos em análises preliminares dos dados, foi escolhido o método da decomposição da série temporal para a previsão, modelo multiplicativo, uma vez que este modelo resultou nos menores valores de erros.

A partir da determinação do ciclo sazonal, aplicou-se a média móvel centrada para se obter os índices sazonais de cada período deste ciclo, sendo estes apresentados na Tab. (1).

Tabela 1 – Índices sazonais das semanas de venda

Período	Índice Sazonal
1	1,60
2	1,45
3	0,71
4	0,24

Fonte: Dados da pesquisa

Como mostrado na Tab. (1), nos períodos 1 e 2 o índice sazonal é maior do que 1, indicando que nesses períodos de cada ciclo a demanda fica acima da média semanal, em aproximadamente 60% e 45%, respectivamente. Por sua vez, os períodos 3 e 4 apresentam um índice sazonal menor do que 1, indicando que a demanda no terceiro e quarto período de cada ciclo é cerca de 30% e 76% menor do que o valor de demanda médio.

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 série os componentes de sazonalidade e de tendência, a fim de identificar quais destes estão atuando neste conjunto em particular e, posteriormente, calcular o valor previsto e o erro. A Tab. (2) apresenta o resultado da decomposição da série temporal da família de produtos de pronta-entrega.

Tabela 2 – Decomposição da série temporal dos produtos de pronta-entrega

(continua)

Período	Demanda	Índice Sazonal	Dessazo- nalização	Tendência	Sem Tendência	Previsão	Erro
1	75	1,59925	46,8970	42,5372	1,7632	68,0276	6,9724
2	62	1,45486	42,6158	46,4344	1,3352	67,5556	-5,5556
3	36	0,70719	50,9057	50,3316	0,7153	35,5940	0,4060
4	13	0,23871	54,4594	54,2288	0,2397	12,9450	0,0550
5	104	1,59925	65,0305	58,1260	1,7892	92,9580	11,0420
6	83	1,45486	57,0502	62,0232	1,3382	90,2351	-7,2351
7	32	0,70719	45,2495	65,9204	0,4854	46,6182	-14,6182
8	18	0,23871	75,4053	69,8176	0,2578	16,6662	1,3338
9	121	1,59925	75,6605	73,7148	1,6415	117,8884	3,1116
10	114	1,45486	78,3581	77,6120	1,4688	112,9146	1,0854
11	58	0,70719	82,0147	81,5092	0,7116	57,6425	0,3575
12	10	0,23871	41,8918	85,4064	0,1171	20,3874	-10,3874
13	180	1,59925	112,5528	89,3036	2,0156	142,8188	37,1812
14	152	1,45486	104,4774	93,2008	1,6309	135,5941	16,4059
15	63	0,70719	89,0850	97,0980	0,6488	68,6667	-5,6667
16	23	0,23871	96,3512	100,9952	0,2277	24,1086	-1,1086
17	159	1,59925	99,4216	104,8924	1,5158	167,7492	-8,7492
18	117	1,45486	80,4201	108,7896	1,0755	158,2736	-41,2736
19	76	0,70719	107,4676	112,6868	0,6744	79,6910	-3,6910

Tabela 2 – Decomposição da série temporal dos produtos de pronta-entrega

(conclusão)

Período	Demanda	Índice Sazonal	Dessazo- nalização	Tendência	Sem Tendência	Previsão	Erro
20	27	0,23871	113,1080	116,5840	0,2316	27,8298	-0,8298
21	182	1,59925	113,8033	120,4812	1,5106	192,6796	-10,6796
22	220	1,45486	151,2173	124,3784	1,7688	180,9532	39,0468
23	105	0,70719	148,4750	128,2756	0,8186	90,7152	14,2848
24	70	0,23871	293,2428	132,1728	0,5296	31,5510	38,4490
25	165	1,59925	103,1734	136,0700	1,2126	217,6099	-52,6099
26	192	1,45486	131,9715	139,9672	1,3717	203,6327	-11,6327
27	108	0,70719	152,7171	143,8644	0,7507	101,7395	6,2605
28	39	0,23871	163,3782	147,7616	0,2639	35,2722	3,7278
29	187	1,59925	116,9298	151,6588	1,2330	242,5403	-55,5403
30	138	1,45486	94,8545	155,5560	0,8871	226,3122	-88,3122
31	89	0,70719	125,8502	159,4532	0,5582	112,7637	-23,7637
32	43	0,23871	180,1349	163,3504	0,2632	38,9934	4,0066

Fonte: Dados da pesquisa

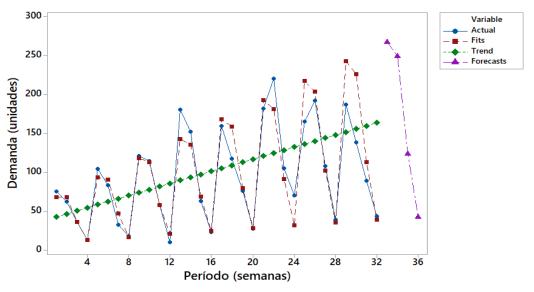
A partir dos valores obtidos (coluna "Dessazonalização"), aplicou-se o método dos mínimos quadrados para determinar a equação de tendência ajustada, apresentada na Eq. (5). O componente de tendência ( $Y_t$ ) para um período de tempo (t) específico foi calculado inserindo os valores de tempo para cada observação no conjunto de dados na equação de tendência ajustada.

$$Y_t = 38,64 + 3,8972 {t}$$

A Figura (2) mostra o gráfico do comportamento da demanda real e da demanda prevista para a família analisada.



Figura 2 – Comportamento da demanda real e da prevista



Fonte: Dados da pesquisa

Observa-se na Fig. (2) que para a maior parte dos períodos a demanda real acompanhou o comportamento da demanda prevista. As medidas de acuracidade indicaram um MAD de 16,42 unidades. Para o monitoramento do modelo foi aplicado o gráfico de controle ± 4 MAD, apresentado na Fig. (3). Como pode-se observar, apenas no período 30 o erro extrapolou o limite inferior do gráfico de controle, isto porque a demanda real foi menor do que a demanda prevista.

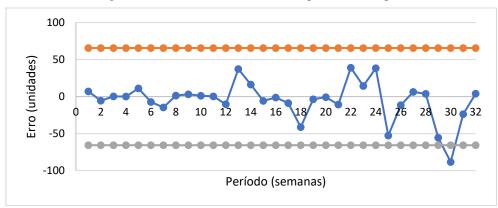


Figura 3 – Gráfico de controle 4 MAD para o erro de previsão

Fonte: Dados da pesquisa

Uma vez validado o modelo fez-se a previsão de demanda para os meses de setembro a dezembro de 2021 (períodos 33 a 36), estando os valores apresentados na Tab. (3), que também apresentam os dados de demanda real. O novo MAD foi de 16,9, e os valores de erro

continuaram dentro dos limites de controle (± 67,6), indicando que o modelo é aderente ao comportamento da demanda real.

Tabela 3 – Demanda real e prevista para os períodos 33 a 36

Período	Demanda prevista (unidades)	Demanda real (unidades)	Erro (unidades)
33	267,470	242	25,47
34	248,991	227	21,991
35	123,787	102	21,787
36	42,714	56	-13,286

Fonte: Dados da pesquisa

A partir da previsão da demanda semanal da família dos produtos de pronta-entrega, a próxima etapa do estudo de caso consistiu em calcular as necessidades semanais de matérias-primas para a fabricação dos produtos, conforme apresentado a seguir.

## 4.3. Cálculo das necessidades de matérias-primas

Uma vez que o modelo de previsão foi desenvolvido para a família de produtos, para o cálculo das necessidades de matérias-primas foi feita a desagregação, de acordo com o percentual de vendas de cada um (bolo, *brownie* ou cremes). A partir dos dados coletados, tem-se que os itens com bolo são responsáveis por 44% das vendas, os itens com *brownie* por 30% e, por fim, os itens cremosos com 26%.

As bases dos produtos que contém *brownie* ou bolo possuem em comum 50% dos ingredientes, em diferentes quantidades, conforme mostra a Tab. (4). Os valores apresentados referem-se à quantidade de itens necessários para a fabricação de uma receita, cujo rendimento, em unidades, também é apresentado na Tab. (4).

Tabela 4 – Quantidade de ingredientes da base da massa

Itens	Farinha de trigo (g)	Açúcar (g)	Ovos (unidades)	Manteiga (g)	Chocolate em pó (g)	Óleo (ml)	Fermento (g)	Chocolate em barra (g)	Rendimento (unidades)
Brownie	90	250	4	120	50	-	-	300	12
Bolo	350	260	3	-	100	280	15	-	22

Fonte: Dados da pesquisa

Outra parte comum aos produtos do *delivery* são os recheios. Depois da base do recheio pronta esta é saborizada, resultando em diferentes sabores como ninho, morango ou chocolate. Tanto os itens que contém *brownie* quanto os que contém bolo, e também aqueles compostos somente por recheio (cremosos) possuem a mesma base de saborização, apresentada na Tab. (5). A quantidade de recheio colocada nos itens com bolo ou *brownie* equivale a metade da quantidade necessária para a montagem dos itens cremosos.

Tabela 5 – Quantidade de ingredientes da base do recheio

Ingrediente	Quantidade (g)	Rendimento (unidades)
Leite condensado	395	8 itens com bolo ou <i>brownie</i>
Creme de leite	200	ou
<b>Chocolate branco</b>	50	4 itens cremosos

Fonte: Dados da pesquisa

A fim de estimar a quantidade semanal de compras dos ingredientes comuns à base das massas e à base do recheio, foi considerado o rendimento de cada receita (Tab. 4 e 5) e a previsão semanal do mês de setembro (Tab. 3). Para a base da massa, a quantidade de itens previstos e a quantidade de receitas necessárias para produzi-los estão apresentados na Tab. (6).

Tabela 6 – Quantidade de receitas da base da massa

	Demanda	Itens com	bolo (44%)	Itens com brownie (29,6%)		
Período	prevista (unidades)	Quantidade	Nº Receitas	Quantidade	Nº Receitas	
33	267	117	6	79	7	
34	249	109	5	73	6	
35	124	55	3	37	3	
36	43	19	3	13	1	

Fonte: Dados da pesquisa

A Tabela 7 apresenta a quantidade de recheio para os itens cremosos e para os itens que contém bolo ou *brownie*.

Tabela 7 – Quantidade de receitas da base do recheio

Período	Demanda prevista	Itens cremosos (26,4%)		Itens con brownie	Total de receitas	
	(unidades)	Quantidade	Nº Receitas	Quantidade	Nº Receitas	receitas
33	267	70	18	196	25	43
34	249	66	17	182	23	40
35	124	33	9	92	12	21
36	43	11	3	32	4	7

Fonte: Dados da pesquisa.



A partir da quantidade de ingredientes da base da massa e do recheio (Tab. 4 e 5), e do total de receitas apresentada nas Tab. (6) e (7), calculou-se a quantidade de matéria-prima a ser comprada para atender a demanda prevista do mês de setembro, sendo os resultados apresentados nas Tab. (8) e (9).

Tabela 8 – Quantidade de matéria-prima para a base da massa do bolo e brownie

Período	Farinha de trigo (g)	Açúcar (g)	Ovos (unidades)	Manteiga (g)	Chocolate em pó (g)	Óleo (ml)	Fermento (g)	Chocolate em barra (g)
33	2.730	3.310	46	840	950	1.680	90	2.100
34	2.290	2.800	39	720	800	1.400	75	1.800
35	1.320	1.530	21	360	450	840	45	900
36	440	510	7	120	150	280	15	300

Fonte: Dados da pesquisa

Tabela 9 – Quantidade de matéria-prima para a base do recheio

Período	Leite condensado (g)	Creme de leite(g)	Chocolate branco (g)
33	16.985	8.600	2.150
34	15.800	8.000	2.000
35	8.295	4.200	1.050
36	2.765	1.400	350

Fonte: Dados da pesquisa

# 5. Considerações finais

O presente trabalho destacou a relevância da previsão da demanda em empresas de pequeno porte, tendo em vista que esta permite que os recursos financeiros destinado à estoque sejam aplicados corretamente.

No entanto, mesmo havendo grande similaridade entre a demanda real e a prevista, é importante ressaltar que as previsões baseadas em modelos quantitativos são sempre sujeitas a erros de previsão, todavia, os valores fornecidos servem como base para auxiliar na tomada de decisão no momento das compras, a fim de que a demanda seja atendida sem desperdícios de ingredientes, espaço e capacidade tanto física quanto de produção.

A previsão efetuada pode ser prolongada para os demais meses, dessa forma, a gestão terá uma quantia para basear sua produção, principalmente em datas comemorativas, que possuem grande importância e são tão aguardadas no ambiente das docerias, podendo ter um aumento significativo nas vendas.

#### XLII ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO



"Contribuição da Engenharia de Produção para a Transformação Digital da Indústria Brasileira" Foz do Iguaçu, Paraná, Brasil, 04 a 07 de outubro de 2022.

Para trabalhos futuros sugere-se que seja realizado o planejamento das necessidades de materiais (MRP), considerando-se a quantidade atual de estoque de cada uma das matérias-primas. Também, sugere-se que seja feita a previsão de demanda para cada produto individualmente, analisando a sazonalidade semanal da doceria.

## REFERÊNCIAS

BALLOU, R. H. **Gerenciamento da Cadeia de Suprimentos: logística empresarial.** 5 ed. Porto Alegre: Bookman, 2006.

CHEMIN, B. F. Manual da UNIVATES para trabalhos acadêmicos: planejamento, elaboração e apresentação. Lajeado: Ed. da Univates, 2012.

FERNANDES, F. C. F.; GODINHO FILHO, M. Planejamento e Controle da Produção – Dos Fundamentos ao Essencial. 1 Ed. São Paulo: Editora Atlas. 2010.

GIL, A. C. Métodos e técnicas de pesquisa social. São Paulo: Atlas, 1999.

CERVO, A. L.; BERVIAN, P. A. Metodologia científica. São Paulo: Prentice Hall, 2002.

LUSTOSA, L. et al. **Planejamento e controle da produção**. 4ª reimp. p. 52. Rio de Janeiro: Elsevier, 2008.

MINAYO, M. C. S. (Org.). Pesquisa social: teoria, método e criatividade. Petrópolis: Vozes, 2001.

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

MARTINS, G. P.; LAUGENI, P. F. Administração da Produção. 2 Ed. São Paulo: Editora Saraiva, 2005.

MOREIRA, Daniel Augusto. **Administração da Produção e Operações.** 2. Ed.São Paulo: Cengage Learning, 2008. 624 p.

NUBANK. **Microempreendedores Individuais (MEI) e seu papel recente na economia brasileira**. Disponível em: <a href="https://blog.nubank.com.br/data-nubank-mei/#context">https://blog.nubank.com.br/data-nubank-mei/#context</a> Acesso em maio de 2021.

PELLEGRINI, F. R. **Metodologia para Implementação de Sistemas de Previsão de Demanda. 2000.** Dissertação de Mestrado (Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção) — Universidade Federal do Rio Grande do Sul, UFRGS, Porto Alegre, 2000.

SILVER, M. Estatística para administração. Atlas, 2000.

SOUZA, G.; SAMOHYL, R.; MEURER, R. (2004). Previsão do consumo de energia elétrica do setor industrial em Santa Catarina – um estudo comparativo entre diferentes métodos de previsão através de suas discrepâncias. Anais do Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, São João Del Rey, MG, Brasil, 36.

TUBINO, D. F. **Planejamento e Controle da Produção:** Teoria e Prática. 2. ed. São Paulo: Atlas S.A., 2009. 190 p.

TRIVIÑOS, A. N. S. Introdução à pesquisa em ciências sociais: a pesquisa qualitativa em educação. São Paulo: Atlas, 1987.

VERGARA, S. C. Métodos de pesquisa em administração. São Paulo: Atlas, 2005.