

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA
FACULDADE DE ECONOMIA
GRADUAÇÃO EM ECONOMIA**

Ygor Martins Guimarães

Modelo de previsão de faturamento e quantidade vendida de uma empresa de laticínios da Zona da Mata Mineira: Uma aplicação do Método de Amortecimento Exponencial

Juiz de Fora
2025

Ygor Martins Guimarães

Modelo de previsão de faturamento e quantidade vendida de uma empresa de laticínios da Zona da Mata Mineira: Uma aplicação do Método de Amortecimento Exponencial

Monografia ao curso de Ciências Econômicas da Universidade Federal de Juiz de Fora, como requisito para a obtenção do título de Bacharel em Ciências Econômicas.

Orientador: Dr. Alexandre Zanini

Juiz de Fora

2025

Ficha catalográfica elaborada através do programa de geração automática da Biblioteca Universitária da UFJF, com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Martins Guimarães, Ygor.

Modelo de previsão de faturamento e quantidade vendida de uma empresa de laticínios da Zona da Mata Mineira: Uma aplicação do Método de Amortecimento Exponencial / Ygor Martins Guimarães. -- 2025.

47 f.

Orientador: Alexandre Zanini

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) - Universidade Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Economia, 2025.

1. previsão de faturamento. 2. setor lácteo. 3. séries temporais. 4. Método de Amortecimento Exponencial. I. Zanini, Alexandre, orient. II. Título.



UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUÍZ DE FORA
REITORIA - FACECON - Depto. de Economia

FACULDADE DE ECONOMIA / UFJF

ATA DE APROVAÇÃO DE MONOGRAFIA II (MONO B)

Na data de 18/02/2025, a Banca Examinadora, composta pelos professores

1 – Alexandre Zanini - orientador; e

2 – Rafael Moraes de Souza,

reunio-se para avaliar a monografia do acadêmico **YGOR MARTINS GUIMARÃES**, intitulada: **MODELO DE PREVISÃO DE FATURAMENTO E QUANTIDADE VENDIDA DE UMA EMPRESA DE LATICÍNIOS DA ZONA DA MATA MINEIRA: UMA APLICAÇÃO DO MÉTODO DE AMORTECIMENTO EXPONENCIAL**.

Após primeira avaliação, resolveu a Banca sugerir alterações ao texto apresentado, conforme relatório sintetizado pelo orientador. A Banca, delegando ao orientador a observância das alterações propostas, resolveu **APROVAR** a referida monografia.

ASSINATURA ELETRÔNICA DOS PROFESSORES AVALIADORES



Documento assinado eletronicamente por **Alexandre Zanini, Professor(a)**, em 18/02/2025, às 17:37, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Rafael Moraes de Souza, Professor(a)**, em 18/02/2025, às 17:38, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no Portal do SEI-UFJF (www2.ufjf.br/SEI) através do ícone Conferência de Documentos, informando o código verificador **2254116** e o código CRC **53FABAED**.

AGRADECIMENTO

Primeiramente, quero expressar minha profunda gratidão ao professor Alexandre Zanini por toda a ajuda indispensável na elaboração deste trabalho. Sem você, não teria conseguido concluir. Seu jeito de levar a vida e tratar as pessoas são inspiradoras. Também sou muito grato a todos os professores da Faculdade de Economia e de outros departamentos da UFJF que contribuíram para minha formação. Gostaria de agradecer a minha orientadora Kennya e a Embrapa, onde passei mais de dois anos estagiando, aprendi muito e fui muito feliz.

Aos meus amigos de longa data que estiveram comigo neste tempo, Caio, Bernardo, Eduardo, Bruno, Isadora e muitos outros. Aos amigos da faculdade Ítalo, Pedro, Gabriel, Yuri, João, Filipe, Amarildo e muitos outros. Um obrigado especial a minha melhor amiga que fiz na Embrapa e me ajudou e ajuda sempre, obrigado Anninha. Aos meus amigos do vôlei, em especial, Gláucia, Ricardo, Leandro, Bia e Saluto.

Por fim, agradeço imensamente à minha família, que sempre me apoiou incondicionalmente. Minha mãe e inspiração, que eu continue seguindo seu exemplo de força e dedicação. Meu pai, que me ensinou a minha maior qualidade que é ser Flamengo. Cleusa, que faz o possível e impossível por mim. E minha Vó Geralda, sua memória está viva em mim.

RESUMO

Este estudo teve como objetivo a previsão do faturamento e da quantidade vendida de uma empresa do setor lácteo utilizando o Método de Amortecimento Exponencial (MAE). Os dados foram obtidos de uma base de dados de controle interno, contanto com observações de 2022 a setembro de 2024. O modelo proposto foi ajustado considerando tendências e sazonalidades das séries de seis produtos: creme de leite, doce de leite, manteiga, queijo, requeijão e ricota. O creme de leite e o requeijão apresentaram crescimento contínuo, com aumento significativo na quantidade vendida e no faturamento previsto para 2025. Já a manteiga e o doce de leite mostraram oscilações e possíveis desafios na estabilidade da demanda. As estatísticas de erro do modelo demonstraram uma boa capacidade preditiva para a maioria dos produtos, com R^2 ajustado superior a 70% para alguns itens. No entanto, produtos como doce de leite e queijo apresentaram maior dificuldade na previsão, evidenciada por MAPE elevados. A análise destaca a importância da previsão como uma ferramenta estratégica essencial para o planejamento financeiro, possibilitando que as empresas ajustem suas operações, otimizem a alocação de recursos e tomem decisões embasadas em um mercado altamente competitivo. Como contribuição, este estudo apresenta uma aplicação prática de métodos estatísticos voltados para o setor lácteo.

Palavras-chave: previsão de faturamento, setor lácteo, séries temporais, Método de Amortecimento Exponencial.

ABSTRACT

This study aimed to forecast the revenue and sales volume of a company in the dairy sector using the Exponential Smoothing Method (ESM). The data was obtained from an internal control database, covering observations from 2022 to September 2024. The proposed model was adjusted considering trends and seasonality in the time series of six products: cream, dulce de leche, butter, cheese, requeijão, and ricotta. Cream and requeijão showed continuous growth, with a significant increase in sales volume and projected revenue for 2025. In contrast, butter and dulce de leche exhibited fluctuations and potential challenges in demand stability. The model's error statistics demonstrated good predictive capability for most products, with an adjusted R^2 exceeding 70% for some items. However, products such as dulce de leche and cheese showed greater forecasting difficulty, as evidenced by high MAPE values. The analysis highlights the importance of forecasting as a strategic tool for financial planning, enabling companies to adjust their operations, optimize resource allocation, and make data-driven decisions in a highly competitive market. As a contribution, this study presents a practical application of statistical methods tailored to the dairy sector.

Keywords: revenue forecasting, dairy sector, time series, Exponential Smoothing Method.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Evolução do consumo aparente de leite no Brasil.....	13
Figura 2 - Faturamento mensal dos produtos – 2022 a setembro – 2024.	29
Figura 3 - Quantidade vendida mensal dos produtos - 2022 a setembro - 2024.....	30
Figura 4 - Faturamento mensal dos produtos - 2022 a setembro 2024.....	39
Figura 5 - Quantidade vendida mensal dos produtos - 2022 a setembro 2024	40

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Parâmetros do MAE para quantidade de unidades vendidas.....	31
Tabela 2 - Parâmetros do MAE para faturamento	31
Tabela 3 - Índices Sazonais para quantidade vendida de Creme de leite	33
Tabela 4 - Índices Sazonais para quantidade vendida de Doce de leite	33
Tabela 5 - Índices Sazonais para quantidade vendida de Manteiga.....	33
Tabela 6 - Índices Sazonais para quantidade vendida de Queijo	34
Tabela 7 - Índices Sazonais para quantidade vendida de Requeijão	34
Tabela 8 - Índices Sazonais para quantidade vendida de Ricota	34
Tabela 9 - Índices Sazonais para faturamento de Creme de leite	34
Tabela 10 - Índices Sazonais para faturamento de Doce de leite.....	35
Tabela 11 - Índices Sazonais para faturamento de Manteiga.....	35
Tabela 12 - Índices Sazonais para faturamento de Queijo	35
Tabela 13 - Índices Sazonais para faturamento de Requeijão	35
Tabela 14 - Índices Sazonais para faturamento de Ricota	36
Tabela 15- Estatísticas de teste para previsões de quantidade vendida	38
Tabela 16- Estatísticas de teste para previsões de faturamento	38
Tabela 17 - Previsões anualizadas da quantidade vendida dos produtos	42
Tabela 18 - Previsões anualizadas dos faturamentos dos produtos (R\$).....	42

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABIA	Associação Brasileira da Indústria de Alimentos
EMBRAPA	Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
FAO	Food and Agriculture Organization
HW	Holt-Winters
SARIMA	Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average
MAE	Método de Amortecimento Exponencial
ARIMA	<i>AutoRegressive Integrated Moving Average</i>
MAPE	<i>Mean Absolute Percentual Error</i>
MAD	<i>Mean Absolute Deviation</i>

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	12
2. REVISÃO DE LITERATURA	16
2.1 PREVISÃO E PLANEAMENTO FINANCEIRO	16
2.2 MÉTODOS DE PREVISÃO APLICADOS AO LEITE.....	17
3. METODOLOGIA	19
3.1 MÉTODO DE AMORTECIMENTO EXPONENCIAL.....	20
3.1.1 DESCRIÇÃO E ATUALIZAÇÃO PARAMÉTRICA	21
3.1.2 AMORTECIMENTO EXPONENCIAL.....	22
3.1.3 AMORTECIMENTO EXPONENCIAL COM TENDÊNCIA: MODELO DE HOLT	22
3.1.4 AMORTECIMENTO EXPONENCIAL COM TENDÊNCIA E SAZONALIDADE: MODELO DE HOLT-WINTERS.....	23
3.1.6 EQUAÇÕES DE PREVISÕES	24
3.2 AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO PREDITIVO DO MODELO DE PREVISÃO.....	25
3.2.1 ERRO MÉDIO ABSOLUTO PERCENTUAL (MAPE).....	25
3.2.2 ERRO MÉDIO ABSOLUTO (MAD)	26
3.2.3 COEFICIENTE DE DETERMINAÇÃO AJUSTADO ($R^2_{ajustado}$) ...	26
4 ANÁLISE DE DADOS E RESULTADOS	28
4.1 PREVISÃO	31
5. CONCLUSÃO.....	43
6 REFERÊNCIAS.....	45

1. INTRODUÇÃO:

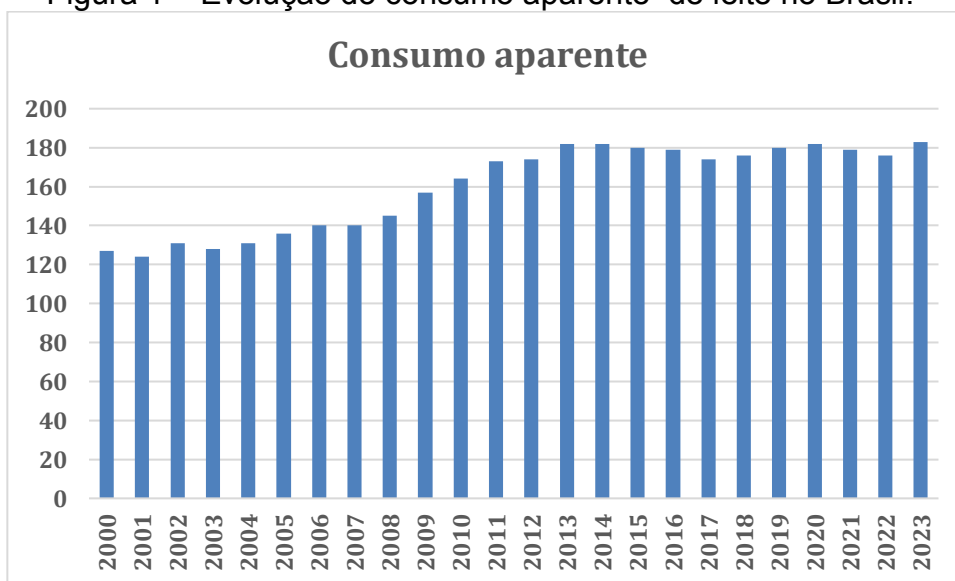
Mais de 80% da população mundial, aproximadamente 6 bilhões de pessoas, consome regularmente leite líquido ou outros produtos lácteos. Em 2024, a produção do mercado global de laticínios foi estimada em quase 981 milhões de toneladas, um aumento de 1,5% em relação a 2023. (FAO,2019).

O consumo de leite e derivados traz benefícios à saúde, pois são alimentos ricos em nutrientes, fornecendo energia e quantidades significativas de proteínas e micronutrientes, incluindo cálcio, magnésio, selênio, riboflavina e vitaminas B5 e B12. Os laticínios representam a quinta maior fonte de energia e a terceira maior fonte de proteínas e gorduras para os seres humanos, sendo uma importante opção acessível para alcançar os níveis nutricionais recomendados (FAO,2019)

Mais de um quarto dos 570 milhões de propriedades rurais no mundo, ou seja, mais de 150 milhões de agricultores, possuem pelo menos um animal leiteiro, incluindo vacas, búfalos, cabras e ovelhas. Estima-se que existam 133 milhões de propriedades com gado leiteiro, 28,5 milhões com búfalos e 41 e 19 milhões com cabras e ovelhas, respectivamente (FAO, 2016).

No Brasil, a indústria de laticínios é o segundo segmento mais importante da indústria de alimentos, estando atrás apenas do setor de derivados da carne e tendo ultrapassado os segmentos de beneficiamento de café, chá e cereais e o de açúcares (ABIA, 2024). Com isso, estimasse que o consumo aparente *per capita* no Brasil em 2023 foi de 183 L/hab. (EMBRAPA 2024). Esse valor ainda se encontra abaixo do consumo verificado em outros países desenvolvidos (cerca de 250-300 L/hab.) (IFCN, 2022), mas bem acima do total consumido há duas décadas, conforme pode ser observado na Figura 1.

Figura 1 – Evolução do consumo aparente de leite no Brasil.



Fonte: Cileite/EMBRAPA 2024. Elaboração própria.

Os níveis de consumo *per capita* de leite e outros produtos de origem animal são influenciados por diversos fatores, incluindo aspectos econômicos, como nível de renda e preços relativos; fatores demográficos, como urbanização; e elementos socioculturais. Em muitos países em desenvolvimento, o crescimento econômico e o aumento da renda têm sido os principais impulsionadores do consumo desses produtos (Siqueira, 2019).

A previsão de mercado desempenha um papel essencial na tomada de decisões estratégicas no setor lácteo, permitindo que investidores, empresários e estrategistas obtenham informações para orientar suas ações, seja na gestão de operações ou na identificação de oportunidades de mercado. Nesse contexto, este estudo busca preencher uma lacuna na compreensão do setor lácteo, oferecendo uma abordagem prática sobre a aplicação da previsão de mercado e de fluxos financeiros.

Dado a importância do setor lácteo e a relevância das técnicas de previsão, o objetivo principal deste trabalho é aplicar um modelo de séries temporais para prever as vendas futuras de produtos lácteos, auxiliando no planejamento estratégico da empresa e na otimização da produção e gestão de estoques. Para isso, serão usados dados de uma empresa que será tratada de forma anônima. O estudo visa projetar o faturamento e a quantidade vendida de

seis produtos para o ano de 2025, facilitando assim a elaboração de um planejamento financeiro eficiente. Dessa forma, a empresa poderá gerenciar suas operações de maneira mais estratégica, antecipando suas necessidades financeiras e aprimorando sua capacidade de adaptação às oscilações do mercado, garantindo sustentabilidade e crescimento a longo prazo.

Os objetivos específicos deste trabalho incluem a organização de dados históricos da empresa, análise da qualidade e significância das previsões geradas e a avaliação do uso dessas projeções para a tomada de decisões. Esses objetivos buscam aprofundar a compreensão sobre como a previsão de faturamento pode ser aplicada no contexto da empresa, demonstrando como a análise estatística e matemática dos dados históricos pode fornecer informações valiosas para investidores e gestores.

A justificativa para a realização deste estudo está fundamentada na importância do setor lácteo na economia e na necessidade de técnicas eficientes de previsão de demanda. O setor lácteo enfrenta desafios relacionados à volatilidade do mercado, sazonalidade e variabilidade na demanda, o que torna essencial a utilização de modelos preditivos para uma gestão mais eficaz. A aplicação de técnicas de séries temporais permite uma maior previsibilidade e planejamento estratégico, proporcionando às empresas maior segurança na tomada de decisões. Além disso, a implementação de métodos de previsão pode contribuir para a redução de desperdícios, melhor controle de estoques e otimização dos recursos produtivos, impactando positivamente a competitividade da empresa no mercado. Assim, este estudo se justifica pela possibilidade de fornecer uma ferramenta prática e fundamentada para auxiliar a empresa na tomada de decisões estratégicas, promovendo uma gestão mais eficiente e sustentável.

A estrutura deste trabalho está organizada em cinco capítulos. O Capítulo 1 apresenta a introdução. No Capítulo 2, são revisados conceitos fundamentais relacionados ao planejamento financeiro e aos métodos de previsão aplicados. O Capítulo 3 descreve as metodologias utilizadas, com enfoque no modelo de Amortecimento Exponencial. No Capítulo 4, são analisados os dados

empregados na pesquisa e os resultados obtidos pelos modelos. Por fim, o Capítulo 5 traz as conclusões do estudo.

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1 PREVISÃO E PLANEAMENTO FINANCEIRO

Pesquisadores têm sido impulsionados pelas demandas urgentes do mercado, da economia e das indústrias de produção, bem como pela necessidade de acompanhar o avanço da tecnologia, para buscar formas de melhorar o ambiente de negócios e a produção científica (Shemshad e Karim, 2023). Entre esses esforços, a ciência de previsão é particularmente essencial (Taghipourian et al., 2021). A previsão envolve predizer eventos futuros com base em princípios e regras científicas e lógicas, tornando-se uma ferramenta crucial em diversos contextos. Para alcançar previsões precisas, necessitamos de informações, dados e métodos práticos e racionais para análise de dados (Shoaei, 2023).

Com o rápido avanço da tecnologia da informação e dos algoritmos de previsão, depender exclusivamente de métodos existentes pode não ser mais suficiente (Kuranga et al., 2023). No mundo atual, a tomada de decisões informadas exige previsões precisas, e a previsão de séries temporais é um método amplamente estudado com aplicações em diversas áreas, como engenharia (Abbasimehr et al., 2020), economia (Udoka, 2020), turismo (Dong et al., 2023) e energia (Guo et al., 2023).

A previsão financeira desempenha um papel essencial na gestão empresarial, permitindo que as organizações planejem suas operações com maior precisão e minimizem riscos. Ao antecipar tendências de receita, custos e fluxo de caixa, as empresas podem tomar decisões estratégicas mais embasadas, garantindo a alocação eficiente de recursos e a sustentabilidade do negócio. No setor lácteo, onde fatores como sazonalidade da produção, oscilações nos preços de insumos e mudanças na demanda do consumidor podem impactar significativamente os resultados financeiros, a previsão torna-se ainda mais crucial. Dessa forma, ferramentas de previsão financeira permitem que as empresas se preparem para desafios e oportunidades futuras, promovendo maior estabilidade e competitividade no mercado.

A previsão de séries temporais envolve a seleção dos parâmetros e configurações ideais do modelo para alcançar previsões precisas

(Abdolhosseini, 2023). Os dados de séries temporais frequentemente contêm incertezas e complexidades inerentes que os métodos estatísticos clássicos podem ter dificuldade em abordar de forma eficaz (ADEBISI, 2022).

Além disso, avanços recentes em aprendizado de máquina e inteligência artificial têm ampliado significativamente as possibilidades na previsão de séries temporais. Modelos como redes neurais recorrentes (RNNs) e redes LSTM (Long Short-Term Memory) demonstraram capacidade superior na captura de padrões complexos e dinâmicos em dados sequenciais (Zhang et al., 2023). Essas abordagens combinam técnicas estatísticas tradicionais com métodos computacionais avançados, permitindo previsões mais robustas e adaptáveis a diferentes cenários, especialmente em setores onde a demanda e a oferta variam de forma imprevisível (Chen et al., 2023).

Além da escolha do modelo adequado, a qualidade das previsões depende fortemente da disponibilidade e confiabilidade dos dados utilizados (Rahman et al., 2023). Dados incompletos, ruidosos ou inconsistentes podem comprometer a precisão dos modelos, tornando fundamental o uso de técnicas de pré-processamento, como normalização, tratamento de outliers e preenchimento de lacunas (Patel e Singh, 2023). Dessa forma, a combinação de modelos avançados com estratégias eficazes de manipulação de dados permite aprimorar significativamente a tomada de decisões em ambientes complexos e dinâmicos.

2.2 MÉTODOS DE PREVISÃO APLICADOS AO LEITE

Estudos anteriores exploraram a utilidade de métodos de aprendizado de máquina na previsão da produção de leite por vaca (Græsbøll et al., 2016; Ji et al., 2022; Streefland et al., 2023) ou na produção de leite por fazenda (Murphy et al., 2014). Os referidos estudos aplicaram métodos modernos de aprendizado de máquina, como *gradient boosting* e redes neurais.

Os estudos sobre leite concentraram-se principalmente em capturar a natureza estocástica dos dados de produção de leite e adotaram métodos convencionais de análise de séries temporais, como o método Box-Jenkins (Box

& Jenkins, 1970). Por exemplo, Sataya et al. (2007) aplicaram um modelo ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) para estimar as características autorregressivas e de média móvel da produção de leite. Da mesma forma, Akter e Rahman (2010) desenvolveram um modelo SARIMA (Seasonal ARIMA) para refletir a sazonalidade da produção de leite britânica. Eles compararam o modelo SARIMA com alguns modelos de suavização e concluíram que o modelo SARIMA era o mais preciso, com um erro percentual absoluto médio (MAPE) abaixo de três por cento.

Baseando-se no trabalho de Akter e Rahman (2010), Hansen (2015) comparou a precisão de previsão de um modelo qualitativo ou "especialista" com um modelo SARIMA e um modelo de suavização exponencial Holt-Winters (HW) "especialista". O modelo especialista consistia nas opiniões de especialistas em laticínios sobre as futuras entregas de leite, com base em registros históricos de entregas anteriores de leite, o número de vacas e a taxa de parição, a produção de leite e o concentrado fornecido por vaca. O modelo especialista superou ambos os modelos estatísticos nos primeiros seis a oito meses (Hansen, 2015). No entanto, os modelos SARIMA e HW foram significativamente mais precisos do que o modelo especialista quando o horizonte de previsão excedeu oito meses, com valores de MAPE variando entre um e dois por cento para previsões de 12 meses à frente. Da mesma forma, Desmukh e Paramasivam (2016) compararam um modelo ARIMA e um modelo VAR (Vector Autoregressive) e descobriram que o ARIMA era o mais preciso para a previsão da produção de leite em nível nacional.

Contudo, modelos modernos de aprendizado estatístico e algoritmos de aprendizado de máquina não são comumente usados para prever a entrega de leite na indústria de laticínios (Hansen, 2024). Uma razão para isso é a necessidade de grandes volumes de dados e um número maior de variáveis de entrada em comparação com modelos clássicos de séries temporais.

3. METODOLOGIA

Com o objetivo de estimar o desempenho do faturamento no setor lácteo de uma empresa anônima, com base na série temporal de suas transações passadas, foi recorrido a um conjunto de técnicas analíticas. Essas estratégias incluíram a aplicação do Método de Amortecimento Exponencial (MAE). Cada uma destas abordagens foi cuidadosamente aplicada e avaliada pela sua capacidade de desvendar padrões históricos e prever com precisão tendências futuras. A importância de tais previsões se destacam devido a seu apoio na gestão de estoques, o planejamento da produção e a tomada de decisões estratégicas, impulsionando a eficiência operacional e um sucesso sustentável. Dito isso, cabe discutir os conceitos de series temporais e dos modelos citados. Importante salientar que esta seção está fundamentada em Zanini (2023).

O MAE se destaca como uma abordagem eficaz para a previsão de séries temporais devido à sua capacidade de atribuir pesos decrescentes às observações passadas. Diferentemente dos métodos tradicionais que consideram todos os pontos históricos com a mesma relevância, o MAE valoriza mais os dados mais recentes, refletindo melhor as mudanças e tendências atuais no faturamento da empresa. Essa característica torna o método particularmente adequado para ambientes dinâmicos, como o setor lácteo, onde fatores sazonais, variações de demanda e condições de mercado podem impactar significativamente as projeções financeiras. Além disso, sua simplicidade computacional e flexibilidade para lidar com diferentes padrões de tendência e sazonalidade reforçam sua aplicabilidade na análise e previsão do desempenho empresarial.

A série temporal é um conjunto de observações de uma variável específica dispostas em ordem cronológica, geralmente com intervalos uniformes (ZANINI, 2023). Cada observação é denotada por Z_t , onde "t" representa o tempo e "Z" é o valor da variável. Essas séries podem ter diferentes periodicidades, como dados diários, semanais, mensais ou anuais, dependendo do contexto. Para caracterizar uma série temporal é importante que os valores observados tenham algum tipo de relação contínua, ou seja, exista uma dependência temporal entre os valores observados (ZANINI, 2023).

Com isso, o conceito de processo estocástico se introduz por uma sequência temporal de variáveis aleatórias. Este é um modelo que descreve as probabilidades subjacentes de um conjunto de observações. Cada ponto no tempo 't' representa uma variável aleatória, e o processo aleatório pode ser contínuo ou discreto. Uma sequência temporal, por outro lado, é uma amostra finita de observações desse processo aleatório (ZANINI, 2023).

Ao modelar sequências temporais, muitas vezes, as funções de distribuição do processo estocástico são desconhecidas. Portanto, os analistas fazem suposições, como estacionariedade e ergodicidade. A estacionariedade implica que o processo não muda com o tempo, e a ergodicidade sugere que uma única realização contém todas as estatísticas necessárias. A análise de sequências temporais pode ocorrer no domínio do tempo ou no domínio da frequência. No domínio do tempo, observa-se a evolução temporal e mede-se a dependência serial com funções de autocovariância e autocorrelação. No domínio da frequência, estuda-se a frequência dos eventos. Isto é útil quando componentes harmônicos estão presentes. A previsão envolve estimar valores futuros com base em informações atuais e históricas. Os modelos preditivos podem ser autoprotetivos, utilizando apenas o histórico da própria sequência, ou causais, incorporando informações de outras variáveis. Além dos modelos de regressão, existem vários modelos preditivos, como suavização exponencial e modelos ARIMA (ZANINI, 2023).

Atenta-se que, neste trabalho monográfico, serão trabalhados dados no domínio do tempo, ou seja, os dados serão indexados mensalmente. Através do estudo da evolução destes dados no tempo, serão estimados modelos via MAE.

3.1 MÉTODO DE AMORTECIMENTO EXPONENCIAL

O Método de Amortecimento Exponencial é uma técnica de modelagem de séries temporais que se fundamenta em atribuir pesos decrescentes às observações mais defasadas, ajustando assim a projeção futura com base nas informações mais recentes. Este método é especialmente útil para séries que apresentam uma estabilidade relativa, sem mudanças abruptas, e permite atualizações dinâmicas dos parâmetros a cada novo dado disponível. O objetivo do MAE é modelar e prever o comportamento de uma série temporal com base

em um sistema de amortecimento que privilegia as observações mais recentes. (Zanini, 2024).

3.1.1 DESCRIÇÃO E ATUALIZAÇÃO PARAMÉTRICA

Conforme dito no início dessa seção, uma série temporal pode ser definida como um conjunto de observações de uma variável ordenadas no tempo, em intervalos regulares, e que apresentam correlação serial. O MAE tem por objetivo matematizar essa correlação para projetar o comportamento futuro da série. Suponha-se que uma série temporal Z_1, Z_2, \dots, Z_t , represente a demanda mensal de um produto com nível médio constante ao longo do tempo. A previsão para essa série é dada por:

$$Z_t = a(T) + \varepsilon_t \quad (1)$$

onde:

Z_t representa o valor observado no período t ;

$a(T)$ é o nível médio da série no instante T ;

ε_t é o erro de previsão, assumido como ruído branco $N(0, \sigma^2)$.

A estimativa do parâmetro $a(T)$ pode ser feita por métodos simples, como o modelo ingênuo, que utiliza o último valor da série como predictor:

$$\hat{Z}_T(\tau) = Z_T \quad (2)$$

onde:

$\hat{Z}_T(\tau)$ é a previsão de τ passos à frente;

\hat{Z}_T é o último valor disponível;

τ é o horizonte de previsão.

Outras abordagens incluem a média simples ou a média móvel dos dados históricos, que, embora ofereçam uma estimativa inicial para o nível, atribuem o mesmo peso a todas as observações, independentemente de sua idade.

3.1.2 AMORTECIMENTO EXPONENCIAL

Para superar a limitação da média simples, o MAE introduz pesos decrescentes às observações passadas, permitindo que as informações mais recentes influenciem mais a previsão. A atualização do parâmetro $a(T)$ com amortecimento exponencial é dada pela equação:

$$S_T = \alpha \cdot Z_T + (1 - \alpha) \cdot S_{T-1} \quad (3)$$

onde:

S_T é o valor amortecido da série no período T;

α é a constante de amortecimento, que varia entre 0 e 1, controlando a influência das observações recentes.

Essa formulação, conhecida como Modelo de Brown, ajusta automaticamente o peso das observações com base em sua “idade” relativa na série (Zanini, 2023).

3.1.3 AMORTECIMENTO EXPONENCIAL COM TENDÊNCIA: MODELO DE HOLT

Quando a série apresenta uma tendência, o Modelo de Holt se torna uma aplicável, adicionando um parâmetro para capturar a taxa de crescimento ou decréscimo ao longo do tempo:

$$Z_t = \alpha_1(T) + \alpha_2(T) \cdot t + \epsilon_t \quad (4)$$

$\alpha_1(T)$: parâmetro de nível no instante T;

$\alpha_2(T)$: parâmetro de tendência;

T é o tempo.

A atualização dos parâmetros de nível e tendência é feita conforme as seguintes equações:

$$\widehat{\alpha}_1(T) = \alpha \cdot Z_T + (1 - \alpha) \cdot [\widehat{\alpha}_1(T - 1) + \widehat{\alpha}_2(T - 1)] \quad (5)$$

$$\widehat{\alpha}_2(T) = \beta \cdot [\widehat{\alpha}_1(T) - \widehat{\alpha}_1(T - 1)] + (1 - \beta) \cdot [\widehat{\alpha}_2(T - 1)] \quad (6)$$

onde:

α é a constante de amortecimento para o nível;

β é a constante de amortecimento para a tendência.

Essas constantes determinam a suavidade da série, com valores altos de α e β promovendo maior resposta a mudanças recentes (Zanini, 2023).

3.1.4 AMORTECIMENTO EXPONENCIAL COM TENDÊNCIA E SAZONALIDADE: MODELO DE HOLT-WINTERS

Em séries temporais com sazonalidade, o Modelo de Holt-Winters expande o MAE ao incorporar um componente sazonal. Este modelo é adequado para séries com comportamento cíclico, e é representado pela equação:

$$Z_t = (\alpha_1(T) + \alpha_2(T) \cdot t) \cdot \rho_t + \epsilon_t \quad (7)$$

Onde:

$\alpha_1(T)$: parâmetro de nível no instante T;

$\alpha_2(T)$: parâmetro de tendência no instante T;

t: variável tempo (t = 1, 2, ..., T sendo T é a quantidade de dados existentes);

ρ_t é o fator sazonal para o período T;

ϵ_t é o erro de previsão.

A atualização dos parâmetros segue as fórmulas:

$$\widehat{\alpha}_1(T) = \alpha \cdot \frac{Z_T}{\widehat{\rho}_t(T-1)} + (1 - \alpha) \cdot [\widehat{\alpha}_1(T-1) + \widehat{\alpha}_2(T-1)] \quad (8)$$

$$\widehat{\alpha}_2(T) = \beta \cdot [\widehat{\alpha}_1(T) - \widehat{\alpha}_1(T-1)] + (1 - \beta) \cdot [\widehat{\alpha}_2(T-1)] \quad (9)$$

$$\widehat{\rho}_t(T) = \gamma \cdot \frac{Z_T}{\widehat{\alpha}_1(T)} + (1 - \gamma) \cdot [\widehat{\rho}_t(T-1)] \quad (10)$$

onde L é o comprimento do ciclo sazonal, como 12 para dados mensais, e γ é a constante de amortecimento sazonal.

Essas equações permitem ao modelo capturar a sazonalidade ao ajustar continuamente o peso dos dados passados com base na sua relevância temporal (Zanini, 2023).

3.1.6 EQUAÇÕES DE PREVISÕES:

Conforme discutido anteriormente, MAE oferece diferentes modelos de previsão que podem ser ajustados conforme o comportamento da série temporal. A seguir, apresentam-se as equações de previsão correspondentes a cada situação.

Para séries com dados constantes, a previsão \widehat{Z}_t é dada pela estimativa do nível no instante T:

$$\widehat{Z}_t(\tau) = \widehat{\alpha}_1(T) + \epsilon_t \quad (11)$$

Para séries com dados que apresentam tendência, utiliza-se a estimativa do nível $\widehat{\alpha}_1(T)$ e da tendência $\widehat{\alpha}_2(T)$ para calcular a previsão τ períodos à frente, conforme a seguinte expressão:

$$\widehat{Z}_t(\tau) = \widehat{\alpha}_1(T) + \widehat{\alpha}_2(T) \cdot \tau + \epsilon_t \quad (12)$$

Quando há dados com tendência e sazonalidade, a previsão é ajustada pelo fator sazonal $\widehat{\rho}_p$, conforme representado pela fórmula:

$$\hat{Z}_t(\tau) = (\hat{\alpha}_1(T) + \hat{\alpha}_2(T) \cdot \tau) \cdot \hat{\rho}_p(T + \tau)(T) + \epsilon_t \quad (13)$$

Onde:

$\hat{\alpha}_1(T)$: Estimativa do nível atualizado em T;

$\hat{\alpha}_2(T)$: Estimativa do parâmetro de tendência em T;

$\hat{\rho}_p(T + \tau)$: Estimativa do parâmetro sazonal para o período $(T + \tau)$;

τ : Horizonte de previsão.

3.2 AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO PREDITIVO DO MODELO DE PREVISÃO

A avaliação do desempenho preditivo dos modelos de previsão é uma etapa para verificar a precisão e a confiabilidade das projeções geradas. Após a construção do modelo, é de grande importância aplicar métodos que permitam mensurar a qualidade das previsões ao comparar os valores observados e os valores ajustados pelo modelo. Tais avaliações são realizadas a partir de várias métricas de erro, como o Erro Médio Absoluto Percentual (MAPE), o Erro Médio Absoluto (MAD), que ajudam a mensurar a precisão do modelo (Zanini, 2023).

3.2.1 ERRO MÉDIO ABSOLUTO PERCENTUAL (MAPE)

O MAPE mede a precisão do modelo ao calcular a média das diferenças absolutas entre os valores reais e os valores ajustados, expressando o erro em termos percentuais. Essa métrica é especialmente útil quando se deseja avaliar o desempenho do modelo em relação à escala dos dados. A fórmula do MAPE é dada por:

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^N \left| \frac{Y(t) - \hat{Y}(t)}{Y(t)} \right| * 100}{N} \quad (145)$$

Onde:

$Y(t)$: representa o valor real da série temporal no período t;

$\hat{Y}(t)$: valor ajustado da série temporal para o período (t);
 N : é o número total de observações.

3.2.2 ERRO MÉDIO ABSOLUTO (MAD)

O MAD representa a média das diferenças absolutas entre os valores reais e os valores ajustados. Diferentemente do MAPE, o MAD é expresso na mesma unidade da série temporal, sendo indicado para medir a precisão do modelo em termos absolutos:

$$MAD = \frac{\sum_{t=1}^N |Y(t) - \hat{Y}(t)|}{N} \quad (156)$$

Onde:

$Y(t)$: representa o valor real da série temporal no período t;

$\hat{Y}(t)$: valor ajustado da série temporal para o período (t);

N : é o número total de observações.

Essa métrica é menos sensível a flutuações de escala e fornece uma medida direta do desvio médio das previsões.

3.2.3 COEFICIENTE DE DETERMINAÇÃO AJUSTADO (R^2 ajustado)

O R^2 ajustado mede a proporção da variação total dos dados explicada pelo modelo, semelhante ao R^2 tradicional, mas ajustado pelo número de parâmetros do modelo. Esse ajuste evita superestimar o poder explicativo ao incluir mais variáveis.

$$R^2_{\text{ajust}} = \left(1 - \frac{\sum_{t=1}^N \frac{(Y(t) - \hat{Y}(t))^2}{N - k}}{\sum_{t=1}^N \frac{(Y(t) - \bar{Y})^2}{N - 1}} \right) * 100 \quad (17)$$

Onde:

$Y(t)$: valor da série temporal no período (t);

$\hat{Y}(t)$: valor ajustado da série temporal para o período (t);

\bar{Y} : média das observações (média da série temporal);

N : total de dados utilizados (total de observações);

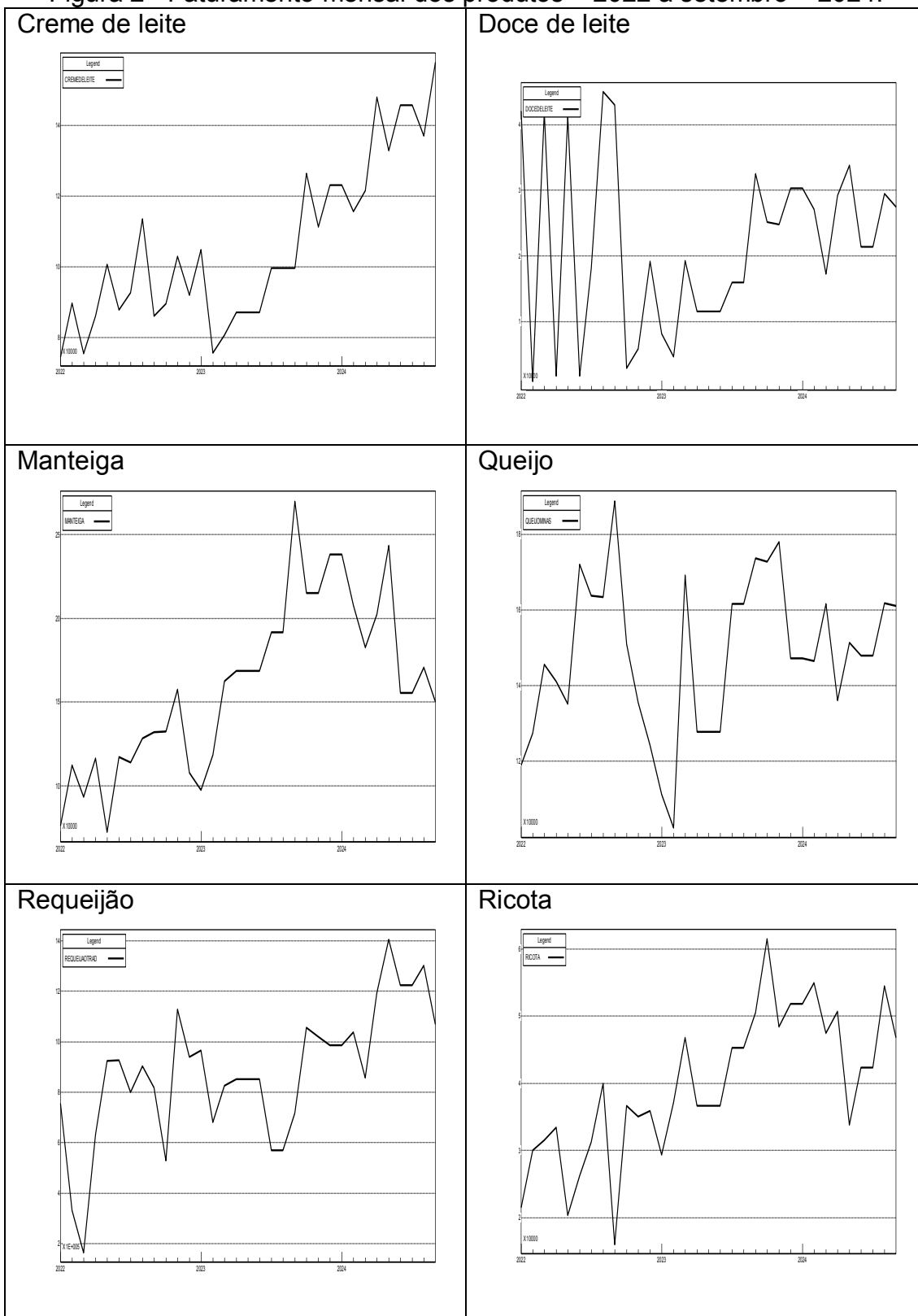
k: número de parâmetros do modelo.

4 ANÁLISE DE DADOS E RESULTADOS

Os dados históricos utilizados nesta monografia foram extraídos de um sistema de controle financeiro e de quantidades de uma empresa do setor lácteo, cujo nome será mantido em sigilo para garantir a confidencialidade das informações. A base de dados contempla uma amostra de 33 observações mensais referentes a seis produtos — creme de leite, doce de leite, manteiga, queijo, requeijão e ricota — abrangendo tanto o faturamento quanto as quantidades vendidas no período de janeiro de 2022 a setembro de 2024.

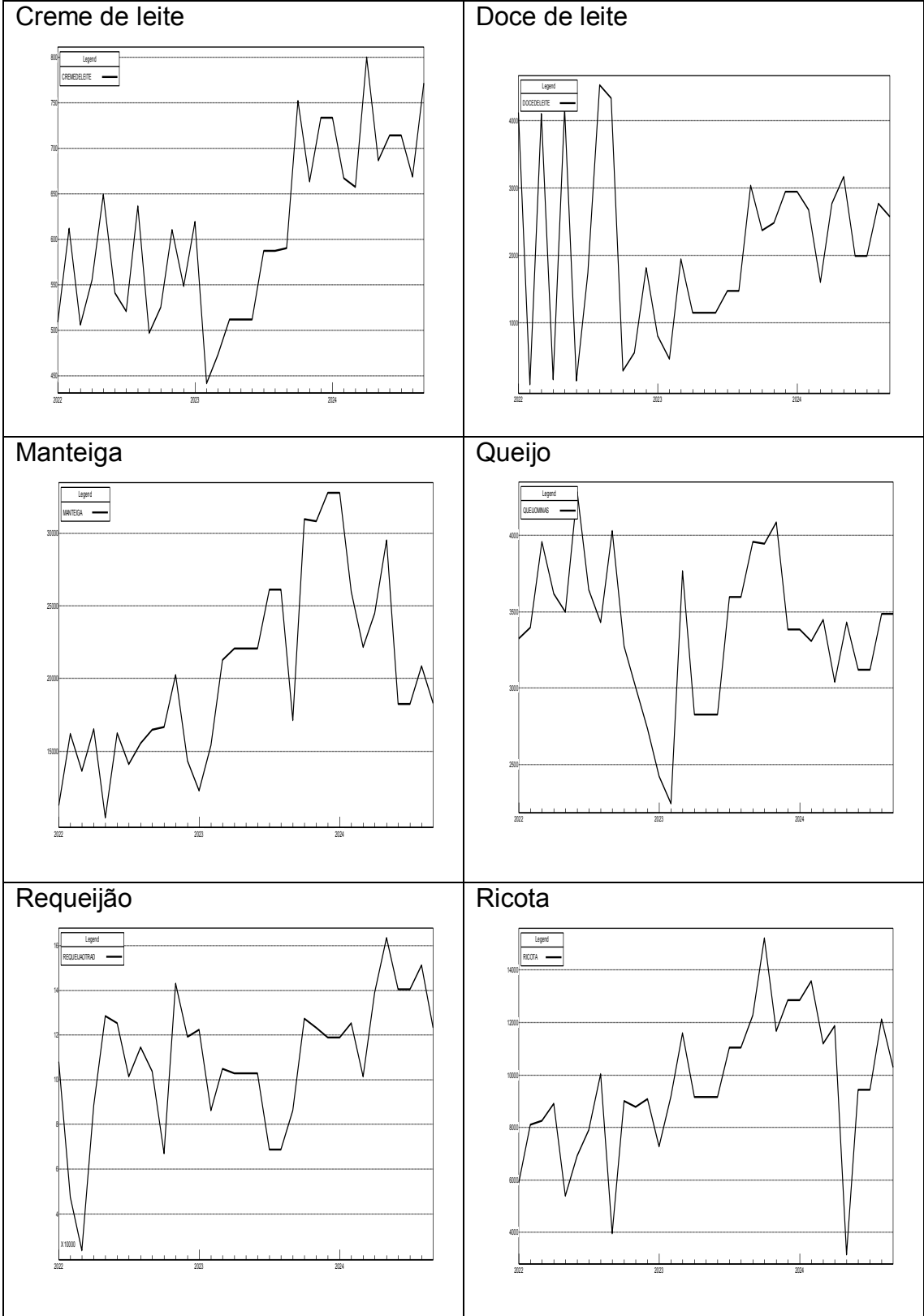
O faturamento mensal foi registrado em reais e, para facilitar a análise gráfica, os valores foram representados em uma escala reduzida. Assim, os números apresentados no gráfico de faturamento estão expressos em milhões (Figura 2), enquanto os gráficos referentes às quantidades vendidas estão ilustrados na Figura 3.

Figura 2 - Faturamento mensal dos produtos – 2022 a setembro – 2024.



Fonte: Elaboração própria.

Figura 3 - Quantidade vendida mensal dos produtos - 2022 a setembro - 2024.



Fonte: Elaboração própria.

A visualização da série tem sua importância no aspecto de identificar características importantes que serão utilizadas nas etapas subsequentes de modelagem. Tais como tendências, sazonalidade e flutuações e irregularidades.

4.1 PREVISÃO

A previsão do faturamento foi elaborada utilizando o MAE. O modelo foi ajustado considerando uma sazonalidade multiplicativa, de acordo com o padrão identificado na série histórica de faturamento da empresa, abrangendo o período de janeiro de 2022 a setembro de 2024. Os parâmetros finais estimados para os modelos estão apresentados nas Tabelas 1 e 2.

Tabela 1 - Parâmetros do MAE para quantidade de unidades vendidas

PRODUTOS	PARÂMETROS			HIPERPARÂMETROS		
	NÍVEL	TENDÊNCIA	SAZONALIDADE	NÍVEL	TENDÊNCIA	SAZONALIDADE
Creme de leite	738,74	4,80	*	0,37	0,02	0,15
Doce de leite	2.242	0,00	*	0,05	0,00	0,22
Manteiga	19.457	0,42	*	0,51	0,00	0,00
Queijo	3.283,6	-0,01	*	0,52	0,00	0,36
Requeijão	140.360	1.361,30	*	0,32	0,02	0,17
Ricota	10.557	39,54	*	0,31	0,01	0,28

Fonte: Elaboração própria. Nota: *Fatores sazonais nas tabelas 3 a 8.

Tabela 2 - Parâmetros do MAE para faturamento

PRODUTOS	PARÂMETROS			HIPERPARÂMETROS		
	NÍVEL	TENDÊNCIA	SAZONALIDADE	NÍVEL	TENDÊNCIA	SAZONALIDADE
Creme de leite	150.750	2.346	*	0,42	0,04	0,09
Doce de leite	23.504	0,17	*	0,05	0,00	0,23
Manteiga	158.970	473,47	*	0,57	0,00	0,00
Queijo	150.500	101,31	*	0,01	0,03	0,31
Requeijão	1.212.400	16300	*	0,36	0,03	0,17
Ricota	49.325	566,94	*	0,31	0,03	0,23

Fonte: Elaboração própria. Nota: *Fatores sazonais nas tabelas 9 a 14.

Analisando os parâmetros e os respectivos hiperparâmetros do modelo de previsão para a quantidade vendida, é possível identificar diferenças relevantes que refletem as dinâmicas específicas de cada produto. No caso do creme de leite, o nível estimado de 738,74, associado a um hiperparâmetro de 0,37, indicando maior peso às observações recentes. Já para o mesmo produto, o parâmetro de tendência estimado foi de 4,8, com hiperparâmetro de 0,02, implicando uma menor influência dos novos dados na atualização desse parâmetro.

Por outro lado, produtos como manteiga, queijo, requeijão e ricota demonstram comportamentos distintos que oferecem *insights* estratégicos adicionais. A manteiga exibe um nível de 19.457 e um hiperparâmetro de 0,51 para o nível, o que indica um peso maior para os dados mais recentes. O queijo, apresenta um hiperparâmetro de 0,36 para sazonalidade, apontando que um peso maior para os dados mais recentes na atualização da sazonalidade. Por fim, a ricota tem um nível de 10.557 e uma tendência de 39,54, com hiperparâmetros de 0,31 para o nível e 0,28 para sazonalidade, que apontaram um peso maior para as observações mais recentes tanto para atualização tendência e sazonalidade.

Os índices sazonais ajustados para a quantidade vendida e o faturamento dos produtos analisados revelam padrões significativos ao longo do ano. Os maiores valores foram observados nos meses de outubro a dezembro, com destaque para novembro, que apresentou o índice sazonal mais elevado (1,23), indicando um aumento de 23% na demanda nesse período. Esse efeito é especialmente perceptível em produtos como creme de leite e requeijão, que registram picos de consumo possivelmente impulsionados pelas festividades de final de ano e maior utilização em preparações culinárias sazonais. Por outro lado, os menores índices foram registrados no mês de fevereiro, com o valor mais baixo atingindo 0,76, sugerindo uma retração nas vendas, provavelmente influenciada pelo período pós-festas e pela menor demanda do mercado.

Produtos como queijo, ricota e manteiga apresentaram um

comportamento mais equilibrado ao longo do ano, sem variações sazonais tão acentuadas, mantendo índices médios próximos de 1,0, o que indica uma demanda relativamente estável. Já o doce de leite teve um comportamento misto, registrando um dos menores índices sazonais no mês de março (0,81) e um dos maiores em dezembro (1,18), possivelmente refletindo oscilações na preferência do consumidor em virtude de celebrações presentes nesse mês como a Páscoa. As Tabelas com os índices sazonais para quantidade e faturamento estão dispostas abaixo nas tabelas 3 a 14.

Tabela 3 - Índices Sazonais para quantidade vendida de Creme de leite

PERÍODO	FATORES SAZONAIS		
JAN – MAR	1,02346	0,98115	0,95642
ABR – JUN	1,01410	1,00874	0,98083
JUL – SET	0,99029	1,00673	0,98323
OUT – DEZ	1,02227	1,01943	1,01587

Fonte: Elaboração própria.

Tabela 4 - Índices Sazonais para quantidade vendida de Doce de leite

PERÍODO	FATORES SAZONAIS		
JAN – MAR	1,23414	0,66547	1,19332
ABR – JUN	0,76823	1,28737	0,66218
JUL – SET	0,89907	1,32206	1,49913
OUT – DEZ	0,84364	0,89246	1,16131

Fonte: Elaboração própria.

Tabela 5 - Índices Sazonais para quantidade vendida de Manteiga

PERÍODO	FATORES SAZONAIS		
JAN – MAR	0,99892	1,00015	0,9998
ABR – JUN	1,00087	0,99987	0,99974
JUL – SET	0,99976	1,00056	0,9986
OUT – DEZ	1,00065	1,00108	1,00001

Fonte: Elaboração própria.

Tabela 6 - Índices Sazonais para quantidade vendida de Queijo

PERÍODO	FATORES SAZONAIS		
JAN – MAR	0,94136	0,92093	1,09721
ABR – JUN	0,96186	0,9799	0,99204
JUL – SET	1,01044	1,01101	1,07226
OUT – DEZ	1,02476	1,03292	0,96974

Fonte: Elaboração própria.

Tabela 7 - Índices Sazonais para quantidade vendida de Requeijão

PERÍODO	FATORES SAZONAIS		
JAN – MAR	1,10786	0,90009	0,81129
ABR – JUN	1,02675	1,12175	1,07123
JUL – SET	0,95267	0,98757	0,96367
OUT – DEZ	0,96688	1,10087	1,03814

Fonte: Elaboração própria.

Tabela 8 - Índices Sazonais para quantidade vendida de Ricota

PERÍODO	FATORES SAZONAIS		
JAN – MAR	0,93791	1,07796	1,08946
ABR – JUN	1,06946	0,69708	0,95497
JUL – SET	1,01682	1,14886	0,89318
OUT – DEZ	1,13504	1,01782	1,05791

Fonte: Elaboração própria.

Tabela 9 - Índices Sazonais para faturamento de Creme de leite

PERÍODO	FATORES SAZONAIS		
JAN – MAR	1,00973	0,98468	0,97294
ABR – JUN	1,00881	1,00478	0,99134
JUL – SET	1,00267	1,01166	0,98955
OUT – DEZ	1,01154	1,00848	1,00469

Fonte: Elaboração própria.

Tabela 10 - Índices Sazonais para faturamento de Doce de leite

PERÍODO	FATORES SAZONAIS		
JAN – MAR	1,2341	0,65014	1,19303
ABR – JUN	0,76743	1,28163	0,66125
JUL – SET	0,9148	1,32807	1,51259
OUT – DEZ	0,84928	0,8775	1,17289

Fonte: Elaboração própria.

Tabela 11 - Índices Sazonais para faturamento de Manteiga

PERÍODO	FATORES SAZONAIS		
JAN – MAR	0,99999	1	1
ABR – JUN	1,00001	1	1
JUL – SET	1	1	1,00001
OUT – DEZ	1	1	1

Fonte: Elaboração própria.

Tabela 12 - Índices Sazonais para faturamento de Queijo

PERÍODO	FATORES SAZONAIS		
JAN – MAR	0,87916	0,87406	1,06748
ABR – JUN	0,91918	0,94477	0,99839
JUL – SET	1,04878	1,08089	1,14447
OUT – DEZ	1,08292	1,05847	0,94549

Fonte: Elaboração própria.

Tabela 13 - Índices Sazonais para faturamento de Requeijão

PERÍODO	FATORES SAZONAIS		
JAN – MAR	1,10083	0,9	0,81127
ABR – JUN	1,03087	1,11263	1,06884
JUL – SET	0,96351	0,99268	0,97093
OUT – DEZ	0,96859	1,09311	1,03215

Fonte: Elaboração própria.

Tabela 14 - Índices Sazonais para faturamento de Ricota

PERÍODO	FATORES SAZONAIS		
JAN – MAR	0,92599	1,05113	1,07522
ABR – JUN	1,04411	0,84478	0,93007
JUL – SET	1,00078	1,11633	0,89616
OUT – DEZ	1,11422	1,01315	1,03057

Fonte: Elaboração própria.

Os resultados das tabelas de previsão (tabelas 17 a 28) fornecem uma visão detalhada das expectativas de faturamento e quantidade vendida para os produtos analisados em 2025. O Método de Amortecimento Exponencial (MAE) foi aplicado para ajustar os valores considerando tendências e sazonalidades identificadas nos dados históricos. A previsão da quantidade vendida indica um crescimento contínuo para produtos como creme de leite, que sai de 6.709 unidades em 2022 para uma previsão de 9.416 em 2025, e requeijão, que mostra um forte crescimento de 1.170.456 unidades em 2022 para uma projeção de 1.847.905 unidades em 2025. Por outro lado, a manteiga e o doce de leite apresentam oscilações, com quedas projetadas para 2025, sugerindo variações na demanda ou outros fatores externos que podem impactar suas vendas.

Além do crescimento na quantidade vendida, os dados também revelam diferenças no comportamento dos produtos ao longo do tempo. Enquanto alguns itens mantêm um padrão de crescimento linear, outros demonstram picos e quedas sazonais que podem impactar a previsibilidade das vendas. O queijo, por exemplo, apresenta pequenas variações ao longo dos anos, indicando uma demanda relativamente estável, enquanto a manteiga teve um aumento expressivo em 2023, seguido de uma leve retração nas previsões futuras. Essa variação pode estar associada a fatores como flutuações nos preços dos insumos, mudanças no comportamento do consumidor ou sazonalidade na oferta e na demanda. O doce de leite, por sua vez, apresenta oscilações mais acentuadas, o que pode indicar um mercado mais volátil, com maior sensibilidade a fatores externos, como variações de preço ou preferências dos consumidores.

No que diz respeito ao faturamento, a projeção segue, em grande parte, as tendências observadas na quantidade vendida. O creme de leite apresenta uma expectativa de crescimento expressivo, com o faturamento passando de R\$ 1.091.663 em 2022 para uma previsão de R\$ 2.077.083 em 2025, refletindo tanto o aumento nas vendas quanto possíveis ajustes de preço. O requeijão também se destaca com um faturamento projetado de R\$ 16.479.670 para 2025, reforçando sua posição como um dos produtos de maior crescimento. Em contrapartida, a manteiga, que teve um pico de faturamento em 2023, apresenta uma tendência de queda para R\$ 1.961.676 em 2025, enquanto o doce de leite segue um comportamento mais instável, oscilando ao longo dos anos.

As tabelas de previsão (tabelas 17 a 28) também fornecem intervalos de confiança de 95%, permitindo avaliar a incerteza associada às estimativas. Para produtos como ricota, os limites superior e inferior variam significativamente ao longo dos meses de 2025, sugerindo maior volatilidade na demanda. Já o queijo apresenta projeções mais estáveis, com intervalos de previsão relativamente estreitos, o que indica uma demanda menos sensível a oscilações sazonais. Essas informações são cruciais para a gestão empresarial, pois permitem um planejamento estratégico mais eficiente, antecipando possíveis cenários de variação na produção e na oferta.

Outro ponto relevante é a relação entre os produtos com maior crescimento e aqueles que apresentam um comportamento mais estável. O requeijão e o creme de leite destacam-se como os produtos de maior expansão, com aumentos significativos tanto na quantidade vendida quanto no faturamento. Isso sugere uma demanda crescente por esses produtos, que pode estar associada a mudanças nos hábitos de consumo ou a um maior investimento da empresa em sua comercialização. Em contrapartida, produtos como queijo e ricota apresentam uma demanda mais regular ao longo dos anos, sem grandes oscilações, o que pode indicar mercados já consolidados com menor variação no comportamento do consumidor.

As estatísticas de desempenho dos modelos estão dispostas nas tabelas 15 e 16.

Tabela 15- Estatísticas de teste para previsões de quantidade vendida

PRODUTOS	R2 ajustado (%)	MAPE (%)
Creme de leite	48	9
Doce de leite	13	164
Manteiga	48	18
Queijo	23	9
Requeijão	27	24
Ricota	41	20

Fonte: Elaboração própria.

Tabela 16- Estatísticas de teste para previsões de faturamento

PRODUTOS	R2 ajustado (%)	MAPE (%)
Creme de leite	74	9
Doce de leite	14	157
Manteiga	63	16
Queijo	37	9
Requeijão	44	24
Ricota	62	14

Fonte: Elaboração própria.

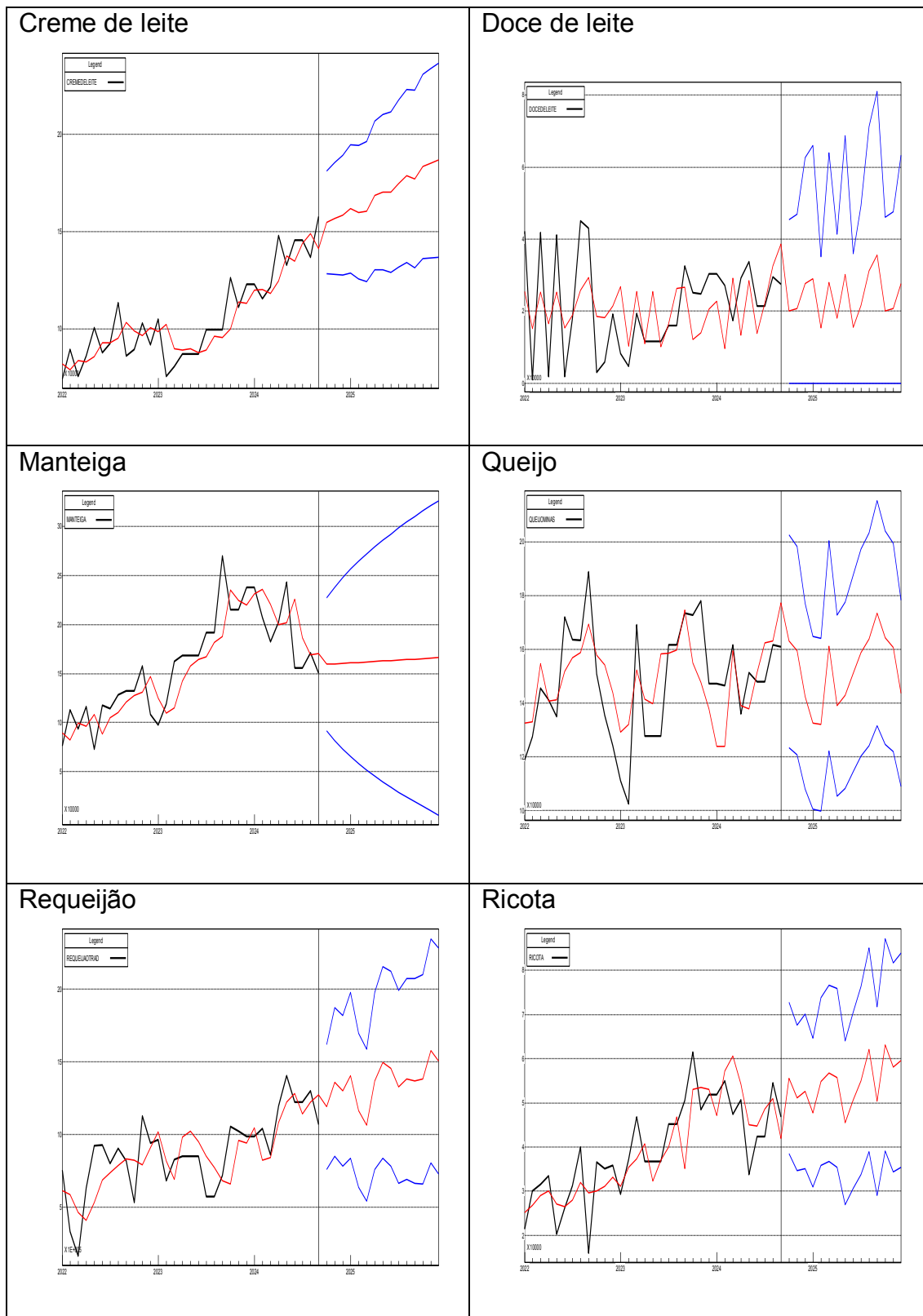
Os resultados indicaram que, para alguns produtos, como creme de leite e ricota, os modelos apresentaram alta capacidade explicativa, com valores de R^2 superiores a 70%. No entanto, em outros casos, como doce de leite e queijo, o ajuste do modelo foi mais difícil, resultando em R^2 mais baixos e MAPE elevados, o que demonstra maior dificuldade em capturar padrões consistentes nas séries temporais desses produtos.

Essas variações podem ser explicadas por diferentes fatores, como baixa quantidade de dados disponíveis, sazonalidade, variações na demanda e mudanças nos preços ao longo do tempo. Produtos com maior estabilidade no consumo e vendas tendem a apresentar modelos mais precisos, enquanto aqueles sujeitos a oscilações mais intensas exigem abordagens complementares para melhorar a confiabilidade das previsões.

As previsões para todos os produtos, para quantidade e faturamento, com o intervalo de confiança estão dispostas abaixo na Figura 4 e Figura 5. É possível ver as previsões na forma probabilística, ou seja, com seu intervalo de confiança de 95%. Atenta-se que uma maior amplitude destes intervalos reflete uma maior variabilidade dos dados históricos juntamente com a pouca quantidade destes dados. Esta maior amplitude implica em maior incerteza e

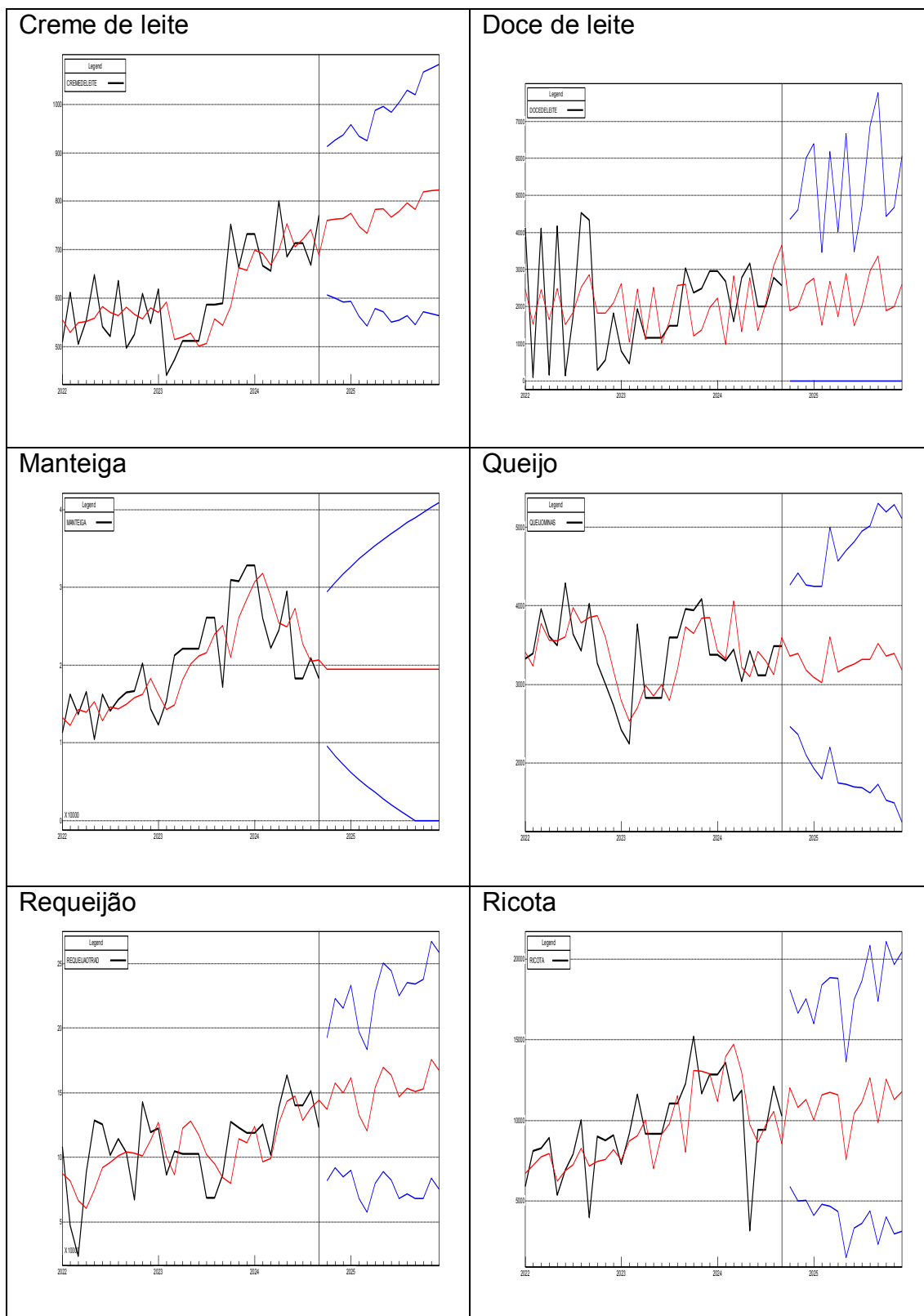
menor precisão.

Figura 4 - Faturamento mensal dos produtos - 2022 a setembro 2024.



Fonte: Elaboração própria.

Figura 5 - Quantidade vendida mensal dos produtos - 2022 a setembro 2024



Fonte: Elaboração própria.

Analisando os dados anualizados das Tabelas 29 e 30 de 2022, 2023 e 2024, observam-se diferentes padrões de comportamento na quantidade vendida dos produtos do setor. O creme de leite demonstra um crescimento consistente, passando de 6.709 unidades em 2022 para 9.416 unidades em 2025. Em contrapartida, o doce de leite apresenta oscilações significativas, com uma queda em 2023, recuperação em 2024 e uma previsão levemente inferior em 2025 (27.872 unidades). Outros produtos, como a manteiga, atingiram um pico em 2023, mas indicam uma redução, caindo para 233.528 unidades previstas para 2025, enquanto o queijo se mantém bastante estável ao redor de 39 mil unidades. O requeijão destaca-se pelo forte crescimento, passando de 1.170.456 unidades em 2022 para uma previsão de 1.847.905 em 2025, e a ricota demonstra uma leve tendência de alta, passando de 92.304 para 132.280 unidades.

Já para o faturamento, os dados históricos indicam tendências que, em muitos casos, acompanham o comportamento das quantidades vendidas, embora com algumas particularidades. O creme de leite registra um expressivo crescimento, com faturamento passando de R\$ 1.091.663 em 2022 para uma previsão de R\$ 2.077.083 em 2025. O doce de leite também mostra variações, com uma recuperação em 2024 e uma previsão para 2025 de R\$ 292.473, refletindo certa instabilidade. A manteiga, que atingiu um pico em 2023, apresenta uma tendência de queda, com faturamento previsto de R\$ 1.961.676 em 2025. O queijo se mostra estável, com valores oscilando pouco ao longo dos anos, enquanto o requeijão demonstra um crescimento robusto, saltando de R\$ 8.854.282 em 2022 para uma previsão de R\$ 16.479.670 em 2025. Por fim, a ricota acompanha uma trajetória ascendente moderada, passando de R\$ 357.924 em 2022 para R\$ 659.205 previstos para 2025. Esses resultados, com 2025 representando a previsão, fornecem subsídios estratégicos valiosos para o planejamento, destacando quais produtos apresentam maior potencial de crescimento e quais podem demandar intervenções para estabilização. Os dados anualizados estão dispostos nas Tabelas 17 e 18.

Tabela 17 - Previsões anualizadas da quantidade vendida dos produtos

Produto	2022	2023	2024*	2025**
Creme de leite	6.709	6.982	8.698	9.416
Doce de leite	26.082	20.484	29.016	27.872
Manteiga	181.764	279.216	269.079	233.528
Queijo	42.198	39.478	39.762	39.449
Requeijão	1.170.456	1.215.264	1.647.724	1.847.905
Ricota	92.304	129.708	128.119	132.280

Fonte: Elaboração própria. Nota: *Previsão: Outubro/Novembro/Dezembro.
**Previsão para o ano completo.

Tabela 18 - Previsões anualizadas dos faturamentos dos produtos (R\$)

Produto	2022	2023	2024*	2025**
Creme de leite	1.091.663	1.183.079	1.697.788	2.077.083
Doce de leite	263.477	211.546	305.613	292.473
Manteiga	1.361.466	2.205.561	2.185.584	1.961.676
Queijo	1.767.129	1.761.620	1.826.871	1.824.462
Requeijão	8.854.282	9.949.115	14.150.776	16.479.670
Ricota	357.924	526.247	584.185	659.205

Fonte: Elaboração própria. *Previsão: Outubro/Novembro/Dezembro. *Previsão para o ano completo.

5. CONCLUSÃO

Este estudo analisou a previsão de faturamento e quantidade vendida de uma empresa do setor lácteo utilizando o Método de Amortecimento Exponencial (MAE). A aplicação deste modelo permitiu capturar padrões históricos e projetar tendências futuras, considerando tanto componentes de nível e tendência quanto a sazonalidade das séries temporais. A análise dos resultados demonstrou que o modelo foi eficiente para a maioria dos produtos, oferecendo previsões consistentes e úteis para a tomada de decisões estratégicas.

Os resultados também evidenciaram produtos como creme de leite e requeijão apresentaram forte crescimento projetado, enquanto itens como manteiga e doce de leite exibiram oscilações que indicam desafios na estabilidade da demanda e do faturamento. Outro ponto relevante foi a precisão das previsões geradas pelo modelo. Para alguns produtos, como creme de leite e ricota, o R^2 ajustado atingiu valores superiores a 70%, indicando capacidade explicativa do modelo. No entanto, para itens como doce de leite e queijo, os resultados apresentaram maior dispersão, com MAPE mais elevados, evidenciando dificuldades na modelagem precisa desses produtos.

Essas diferenças podem ser atribuídas à instabilidade da demanda, mudanças na precificação ou à limitação de dados disponíveis para algumas séries temporais. Isso reforça a necessidade de aprimoramento contínuo das técnicas de previsão, incluindo a possibilidade de integrar modelos híbridos ou métodos mais avançados de aprendizado de máquina.

A aplicação do MAE demonstrou-se uma ferramenta eficiente para auxiliar o planejamento financeiro da empresa, fornecendo estimativas confiáveis que podem embasar decisões estratégicas. As projeções obtidas podem ser utilizadas para otimizar a gestão de estoques, aprimorar políticas de precificação e planejar investimentos futuros de maneira mais fundamentada. Além disso, a identificação de produtos com maior potencial de crescimento pode direcionar esforços de marketing e distribuição para maximizar as oportunidades de mercado.

Como proposta para trabalhos futuros, recomenda-se a ampliação da base de dados, a incorporação de variáveis (como variação de preços de insumos e

mudanças no comportamento do consumidor) e a comparação do desempenho do Método de Amortecimento Exponencial com outros métodos preditivos como, por exemplo, a Metodologia de Box & Jenkins ou o Método de Regressão Dinâmica que incorpora outras variáveis além do histórico da variável de interesse. Dessa forma, será possível aprimorar ainda mais a precisão das previsões e fornecer *insights* estratégicos mais detalhados para a empresa.

Por fim, este estudo destaca a relevância do uso de modelos estatísticos na previsão de faturamento e demanda no setor lácteo. Apesar das limitações encontradas em algumas séries temporais, os resultados obtidos reforçam a importância de uma abordagem baseada em dados para a tomada de decisões empresariais.

6 REFERÊNCIAS

ABASSIMEHR, H. et al. Applications of machine learning in economic forecasting. *Artificial Intelligence in Economics*, v. 15, n. 1, p. 12-34, 2020.

ADEBISI, T. Challenges in time series forecasting models. *Statistical Computing Review*, v. 11, n. 2, p. 98-115, 2022.

ABDOLHOSSEINI, M. Advances in time-series forecasting. *Journal of Predictive Analytics*, v. 9, n. 4, p. 34-56, 2023.

CHEN, L. et al. Integrating AI into predictive modeling: future trends. *Machine Learning and Data Science Review*, v. 6, n. 3, p. 112-132, 2023.

DONG, X. et al. Tourism demand forecasting: new approaches and challenges. *Journal of Travel & Tourism Analysis*, v. 6, n. 2, p. 145-167, 2023.

FAO – Food and Agriculture Organization. Milk and dairy market review 2024. FAO, 2024.

GUO, J. et al. Energy consumption and demand forecasting models: a review. *Renewable Energy Forecasting*, v. 8, n. 1, p. 56-78, 2023.

KURANGA, J. et al. The impact of technology on forecasting methodologies. *Technological Forecasting & Social Change*, v. 10, n. 3, p. 456-472, 2023.

PATEL, R.; SINGH, M. Handling missing data in forecasting models. *Statistical Applications in Business & Economics*, v. 5, n. 2, p. 67-85, 2023.

RAHMAN, A. et al. Data preprocessing techniques in predictive modeling. *Data Science Journal*, v. 7, n. 4, p. 88-101, 2023.

SHEMSHAD, M.; KARIM, R. Advances in forecasting models for economic decision-making. *Journal of Economic Forecasting*, v. 12, n. 4, p. 235-251, 2023.

SHOAEE, S. Methods and techniques for predictive modeling in business. *Business Forecasting Journal*, v. 5, n. 3, p. 88-102, 2023.

TAGHIPOURIAN, M. et al. Time series forecasting in financial markets: a review. *Finance & Economic Review*, v. 8, n. 2, p. 45-67, 2021.

UDOKA, U. Predicting economic trends: a comparative analysis. *Economic Analysis Journal*, v. 19, n. 2, p. 89-105, 2020.

ZANINI, A. Métodos estatísticos aplicados à previsão de séries temporais. *Revista Brasileira de Economia e Estatística*, v. 18, n. 1, p. 45-63, 2023.

ZHANG, W. et al. Deep learning for time-series prediction: a survey. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, v. 30, n. 1, p. 1-23, 2023.