INSTITUTO
UNIVERSITÁRIO
DE LISBOA

Previsão de Vendas no Setor Farmacêutico: Comparação de Métodos Estatísticos e de Machine Learning

Andreia Sofia da Silva Costa Amorim

Mestrado em Métodos Analíticos para Gestão

Orientador:
Professor Doutor Filipe Roberto de Jesus Ramos, Professor Auxiliar, ISCTE Business School

Outubro, 2025

BUSINESS
SCHOOL

Departamento de Métodos Quantitativos para a Gestão e Economia

Previsão de Vendas no Setor Farmacêutico: Comparação de Métodos Estatísticos e de Machine Learning

Andreia Sofia da Silva Costa Amorim

Mestrado em Métodos Analíticos para Gestão

Orientador:
Professor Doutor Filipe Roberto de Jesus Ramos, Professor Auxiliar, ISCTE Business School

Outubro, 2025

AGRADECIMENTOS

Este trabalho marca o fim de uma etapa desafiante, construída com o apoio, a paciência e a presença de pessoas que deixaram uma marca profunda.

À minha família, o meu primeiro e mais profundo agradecimento pelo apoio constante em todas as etapas deste percurso.

Às minhas laranjinhas, que a vida colocou no meu caminho no mesmo período do mestrado. A vossa amizade leve, genuína e sempre colorida tornou este percurso muito mais doce. Obrigado pelas conversas, pelas gargalhadas e por estarem sempre por perto, mesmo quando o tempo parecia escasso.

À Laura, por aturar com paciência e humor todos os meus desvaneios com a tese. A tua presença foi um verdadeiro ponto de equilíbrio em dias que pareciam não ter fim.

Ao David, pela ajuda preciosa na parte do código informático e pela amizade. E, claro, ao Lourenço, à Mónica e novamente ao David, por estarem comigo nos momentos mais críticos.

À Carolina, que há anos me acompanha com dedicação e humanidade. Muito do que consegui alcançar deve-se à tua presença atenta e à forma como me ajudaste a lidar com o stress, as dúvidas e o peso das expectativas. Obrigado por me ajudares a reencontrar o equilíbrio sempre que ele parecia fugir.

Ao meu orientador, Professor Filipe, deixo um breve agradecimento pela orientação e pela disponibilidade prestada durante este trabalho. Ao Professor Raul, o meu sincero reconhecimento por ter despertado em mim o interesse pelos modelos preditivos, área que se tornaria o coração desta dissertação.

Por fim, à REDE CLARO, e em especial à Maria e ao André, agradeço todo o acompanhamento, a disponibilidade e os esclarecimentos que tornaram possível a aplicação prática deste estudo. O vosso contributo foi essencial para que este projeto ganhasse forma e relevância.

A todos, o meu obrigado, por me ajudarem a transformar um desafio académico num percurso de crescimento pessoal.

Resumo

O presente estudo, enquadrado na área da análise preditiva, teve como objetivo desenvolver modelos de previsão de vendas para apoiar a decisão numa farmácia da rede REDE CLARO. A previsão de vendas é particularmente relevante no setor farmacêutico, marcado por elevada variabilidade da procura e pela necessidade de garantir disponibilidade contínua de medicamentos. Atualmente, o planeamento baseia-se num modelo determinístico simplificado, limitado na antecipação de padrões irregulares.

Com base na metodologia CRISP-DM, foram desenvolvidos cinco modelos: dois de séries temporais (ETS e Prophet) e três de *machine learning* e *deep learning* (Random Forest, XGBoost e CNN-LSTM), aplicados às vendas dos cinco produtos mais vendidos entre Janeiro de 2023 e Julho de 2025. As previsões foram avaliadas pelas métricas MAE, RMSE e MAPE, complementadas por uma análise do impacto económico.

Os resultados indicam que o desempenho dos modelos varia consoante o padrão de consumo. O Prophet destacou-se em séries sazonais, o ETS em produtos de consumo contínuo e o Random Forest em padrões irregulares. A agregação mensal reduziu substancialmente os erros face à granularidade diária, reforçando a adequação destas abordagens ao planeamento de encomendas.

A conversão dos erros em termos monetários revelou impactos diários entre 3 € e 10 € por produto, traduzindo ganhos económicos relevantes. O estudo evidencia, assim, o potencial da análise preditiva na gestão farmacêutica, promovendo decisões mais informadas e eficientes. Para a REDE CLARO, os resultados confirmam a viabilidade de integrar ferramentas analíticas no apoio às encomendas, contribuindo para a modernização e digitalização da rede de farmácias.

Palavras-chave: previsão de vendas; séries temporais; machine learning; farmácia comunitária; CRISP-DM

JEL Classification System: C53; L81

Abstract

This study, situated within the field of predictive analytics, aimed to develop sales forecasting models to support decision-making in a pharmacy belonging to the REDE CLARO network. Sales forecasting is particularly relevant in the community pharmacy sector, characterised by high demand variability and the need to ensure continuous medicine availability. Currently, planning relies on a simplified deterministic model with limited capacity to anticipate irregular consumption patterns.

Following the CRISP-DM methodology, five predictive models were developed: two time series models (ETS and Prophet) and three based on machine learning and deep learning techniques (Random Forest, XGBoost, and CNN-LSTM). These models were applied to sales data for the five best-selling products between January 2023 and July 2025. Forecast accuracy was assessed using MAE, RMSE, and MAPE metrics, complemented by an analysis of the associated economic impact.

The results showed that model performance varied according to product consumption patterns. Prophet performed best for seasonal series, ETS for continuous-demand products, and Random Forest for irregular and episodic patterns. Monthly aggregation significantly reduced errors compared to daily forecasts, reinforcing the suitability of these approaches for order planning.

Converting prediction errors into monetary values revealed daily impacts ranging from €3 to €10 per product, representing meaningful economic benefits. Overall, the study demonstrates the potential of predictive analytics in pharmaceutical management, enabling more informed and efficient decision-making. For REDE CLARO, the findings confirm the feasibility of integrating analytical tools into order management processes, contributing to the network's modernisation and digital transformation.

Keywords: sales forecasting; time series; machine learning; community pharmacy; CRISP-DM

JEL Classification System: C53; L81

Índice Geral

Índice de Figuras vii

Índice de Tabelas ix

Lista de Abreviaturas, Acrónimos e Siglas x

Lista de Símbolos xi

1. Introdução 1

1.1 Contextualização e Motivação 1

1.2 Objetivos e Questões de Investigação 2

1.3 Contributos do Estudo 2

1.4 Estrutura do projeto 3

2. Revisão da Literatura 4

2.1 Estado da arte 4

2.1.1 A Importância Estratégica da Previsão 4

2.1.2 Desafios Associados à Previsão 5

2.1.3 Estudos com aplicação de *Machine learning* 6

2.1.4 Integração de Regras de Negócio nos Modelos Preditivos 7

2.2 Enquadramento teórico 9

2.2.1 Noções gerais de séries temporais 9

2.2.2 Fundamentos teóricos – ETS 10

2.2.3 Fundamentos teóricos – Prophet 11

2.2.4 Fundamentos teóricos – Random Forest 12

2.2.5 Fundamentos teóricos – XGBoost 14

2.2.6 Fundamentos teóricos – CNN-LSTM 16

2.2.7 Avaliação do erro 17

3. Dados e Procedimentos Metodológicos.....19
3.1 Enquadramento organizacional 4319
3.2 Objetivos do projeto 44
3.3 Contexto operacional 21
3.4 Seleção dos produtos 22
3.5 Qualidade dos dados.....24
3.6 Análise Exploratória dos Dados.....24
3.6.1 Tendência 25
3.6.2 Sazonalidade 26
3.6.3 Outliers.....27
3.7 Variáveis exógenas 29
3.8 Limpeza e Tratamento dos dados 29
3.9 Reestruturação Temporal.....30
3.10 Metodologia de Modelação.....31
4. Modelos e Resultados 32
4.1 Seleção dos algoritmos 32
4.2 Modelos de Séries Temporais.....32
4.2.1 ETS 33
4.2.2 *Prophet*.....34
4.3 Modelos de Machine Learning e Deep Learning 36
4.3.1 *Random Forest* 37
4.3.2 *XGBoost*.....38
4.3.3 *CNN-LSTM* 40
4.4 Resultados e Discussão Preliminar 42

5. Comparação e Discussão de Resultados 43
5.1 Avaliação e comparação de modelos 43
5.2 Comparação com valores reais agregados 44
5.3 Análise do impacto económico 45
5.4. Recomendações e Implementação 46
5.4.1 Implementação dos modelos 46
5.4.2 Recomendações para a REDE CLARO 47
6. Conclusão e Trabalho Futuro 49
6.1 Resultados e contributos organizacionais 49
6.2 Limitações e trabalhos futuros 50
Referências bibliográficas 51
Anexos 53
Anexo A 53
Anexo B 55
Anexo C 57
Anexo D 59
Anexo E 61
Anexo F 63
Anexo G 64
Anexo H 66
Anexo I 68
Anexo J 70
Anexo K 72

Índice de Figuras

Figura 3.1 - Fluxo do processo de recomendação de encomendas na REDE CLARO 22
Figura 3.2 - Volume total de vendas dos cinco produtos mais comercializados na farmácia (2023-2025) 23
Figura 3.3 - Tendência do produto Ben-u-ron (2023–2025) com média móvel e regressão linear 25
Figura 3.4 - Decomposição sazonal do produto Voltaren (2023–2025) 27
Figura 3.5 - Outliers na série temporal do produto Griponal (2023–2025) 28
Figura 3.6 - Tratamento de outliers do produto Griponal (2023–2025) por interpolação linear 28
Figura 4.1 - Previsão do ETS para o produto Griponal 34
Figura 4.2 - Previsão do Prophet para o produto Brufen 36
Figura 4.3 - Previsão do Random Forest para o produto Voltaren 38
Figura 4.4 - Previsão do XGBoost para o produto Voltaren 40
Figura 4.5 - Previsão do CNN-LSTM para o produto Brufen 41
Figura A.1 - Tendência do produto Brufen (2023–2025) com média móvel e regressão linear 53
Figura A.2 - Tendência do produto Tromalyt (2023–2025) com média móvel e regressão linear 53
Figura A.3 - Tendência do produto Voltaren (2023–2025) com média móvel e regressão linear 54
Figura A.4 - Tendência do produto Griponal (2023–2025) com média móvel e regressão linear 54
Figura B.1- Decomposição sazonal do produto Ben-u-ron (2023–2025) 55
Figura B.2- Decomposição sazonal do produto Brufen (2023–2025) 55
Figura B.3- Decomposição sazonal do produto Tromalyt (2023–2025) 56
Figura B.4- Decomposição sazonal do produto Griponal (2023–2025) 56
Figura C.1- Outliers na série temporal do produto Ben-u-ron (2023–2025) 57
Figura C.2- Outliers na série temporal do produto Brufen (2023–2025) 57
Figura C.3 - Outliers na série temporal do produto Tromalyt (2023–2025) 58

Figura C.4 - Outliers na série temporal do produto Voltaren (2023–2025) 58
Figura D.2- Tratamento de outliers do produto Ben-u-ron (2023–2025) por interpolação linear 59
Figura D.3- Tratamento de outliers do produto Brufen (2023–2025) por interpolação linear 59
Figura D.4 - Tratamento de outliers do produto Tromalyt (2023–2025) por interpolação linear 60
Figura D.5 - Tratamento de outliers do produto Voltaren (2023–2025) por interpolação linear 60
Figura E.1 - Previsão do ETS para o produto Ben-u-ron 61
Figura E.2 - Previsão do ETS para o produto Brufen 61
Figura E.3 - Previsão do ETS para o produto Tromalyt 62
Figura E.4 - Previsão do ETS para o produto Voltaren 62
Figura G.1 - Previsão do Prophet para o produto Ben-u-ron 64
Figura G.2 - Previsão do Prophet para o produto Tromalyt 64
Figura G.3 - Previsão do Prophet para o produto Voltaren 65
Figura G.4 - Previsão do Prophet para o produto Griponal 65
Figura H.1 - Previsão do Random Forest para o produto Ben-u-ron 66
Figura H.2 - Previsão do Random Forest para o produto Brufen 66
Figura H.3 - Previsão do Random Forest para o produto Tromalyt 67
Figura H.4 - Previsão do Random Forest para o produto Griponal 67
Figura I.1 - Previsão do XGBoost para o produto Ben-u-ron 68
Figura I.2 - Previsão do XGBoost para o produto Brufen 68
Figura I.3 - Previsão do XGBoost para o produto Tromalyt 69
Figura I.4 - Previsão do XGBoost para o produto Griponal 69
Figura J.1 - Previsão do CNN-LSTM para o produto Ben-u-ron 70
Figura J.2 - Previsão do CNN-LSTM para o produto Tromalyt 70
Figura J.3 - Previsão do CNN-LSTM para o produto Voltaren 71
Figura J.4 - Previsão do CNN-LSTM para o produto Griponal 71

Índice de Tabelas

Tabela 3.1 - Características dos produtos selecionados para o estudo preditivo de vendas 23
Tabela 4.1 - RMSE do ETS com sazonalidade semanal vs mensal (por produto) 33
Tabela 4.2 - Desempenho do ETS em termos de MAE, RMSE e MAPE 33
Tabela 4.3 - Desempenho do Prophet em termos de MAE, RMSE e MAPE 35
Tabela 4.4 - Desempenho do Random Forest em termos de MAE, RMSE e MAPE 37
Tabela 4.5 - Desempenho do XGBoost em termos de MAE, RMSE e MAPE 39
Tabela 4.6 - Desempenho do CNN-LSTM em termos de MAE, RMSE e MAPE 41
Tabela 5.1 - Algoritmos com melhor desempenho por produto e métrica 43
Tabela 5.2 - Vendas reais vs. previsões mensais (Julho de 2025) 44
Tabela 5.3 - Tradução do erro médio (MAE) em impacto económico diário 45
Tabela D.1 - Número de outliers identificados por produto e técnica de correção aplicada 59
Tabela F.1 - Feriados nacionais utilizados como variável exógena 63
Tabela K.1 - Desempenho do Ben-u-ron em termos de MAE, RMSE e MAPE 72
Tabela K.2 - Desempenho do Brufen em termos de MAE, RMSE e MAPE 72
Tabela K.3 - Desempenho do Griponal em termos de MAE, RMSE e MAPE 72
Tabela K.4 - Desempenho do Tromalyt em termos de MAE, RMSE e MAPE 72
Tabela K.5 - Desempenho do Voltaren em termos de MAE, RMSE e MAPE 73

Lista de Abreviaturas, Acrónimos e Siglas

ARIMA	Autoregressive Integrated Moving Average
ARIMAX	AutoRegressive Integrated Moving Average with Exogenous variables
CNN	Convolutional Neural Network
CRISP-DM	Cross Industry Standard Process for Data Mining
DL	Deep Learning
ETS	Exponential Smoothing
GBM	Gradient Tree Boosting
IA	Inteligência Artificial
Lag	Defasagem Temporal
LSTM	Long Short-Term Memory
MAE	Mean Absolute Error
MAPE	Mean Absolute Percentage Error
ML	Machine Learning
MLP	Multilayer Perceptron
MSE	Mean Squared Error
PVP	Preços de venda ao público
RF	Random Forest
RMSE	Root Mean Squared Error
SAD	Sistemas de Apoio à Decisão
SARIMAX	Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average Exogenous model
SVR	Support Vector Regression
XGBoost	Extreme Gradient Boosting

Lista de Símbolos

y_t	Valor observado da série temporal no instante *t*
$\hat{y}_t$	Valor previsto da série no instante *t*
ε_t	Erro de previsão
q	Ordem do modelo ou estrutura da árvore (XGBoost)
$g(t)$	Componente de tendência no modelo Prophet
$s(t)$	Componente sazonal no modelo Prophet
$h(t)$	Efeito de feriados e eventos irregulares no modelo Prophet
$C(t)$	Capacidade máxima no modelo logístico do Prophet
k	Taxa base de crescimento do modelo logístico do Prophet
m	Parâmetro de deslocamento temporal no modelo Prophet
P	Período da sazonalidade no modelo Prophet
a_n, b_n	Coeficientes de Fourier associados à sazonalidade
$Z(t)$	Matriz de regressores de feriados/eventos
$\mathcal{F}$	Espaço das funções ou conjunto das árvores de regressão (CART) no XGBoost
α	Parâmetro de suavização do nível no modelo ETS
β	Parâmetro de suavização da tendência no modelo ETS
γ	Parâmetro de suavização da sazonalidade no modelo ETS
φ	Fator de amortecimento
w	Vetor de pesos das folhas numa árvore de regressão (XGBoost)
γ	Parâmetro de penalização do número de folhas em XGBoost
λ	Parâmetro de regularização L2 dos pesos no XGBoost
g_i, h_i	Gradiente e Hessiana (1.ª e 2.ª derivadas da função de perda) no XGBoost
$f_k(x)$	Função associada à k-ésima árvore no XGBoost
I_j	Conjunto de observações pertencentes à folha *j* de uma árvore
f_t	Função adicionada na iteração *t* do boosting
W	Matriz de pesos (kernels) em camadas convolucionais
b	Termo de viés em redes neuronais
$f(\cdot)$	Função de ativação não linear
s	Número total de observações da amostra

$\boldsymbol{X}$	Vetor de variáveis independentes (inputs)
$\boldsymbol{Y}$	Variável dependente (output)
$\boldsymbol{\theta}$	Vetor de parâmetros
$\boldsymbol{\mathcal{L}(\varphi)}$	Função objetivo global no XGBoost
$\boldsymbol{\Omega(f)}$	Termo de penalização da complexidade do modelo
$\boldsymbol{E}$	Valor esperado
$\boldsymbol{PE*}$	Erro de generalização

1. Introdução

1.1 Contextualização e Motivação

A previsão de vendas desempenha um papel estratégico no apoio à decisão, permitindo otimizar processos de planeamento, gestão de stocks e definição de políticas comerciais. No setor farmacêutico comunitário, caracterizado por elevada variabilidade da procura, sazonalidade acentuada e elevada exigência de disponibilidade de medicamentos, a adoção de modelos preditivos revela-se particularmente relevante.

Em Portugal, a REDE CLARO assume-se como uma entidade de integração e suporte estratégico para farmácias comunitárias, oferecendo soluções de natureza logística, formativa e tecnológica. Contudo, apesar dos avanços registados, o processo de previsão de vendas permanece assente em modelos determinísticos simplificados, baseados em vendas homólogas e em regras de negócio pré-estabelecidas.

Embora esta abordagem assegure consistência nas recomendações, apresenta limitações na antecipação de padrões irregulares de procura, originando ruturas de stock ou excesso de encomendas. Este cenário traduz-se em perdas económicas, devido ao capital imobilizado em inventário, e compromete o nível de serviço ao cliente sempre que um medicamento não se encontra disponível quando é necessário, afetando a fiabilidade da farmácia perante o consumidor.

Neste contexto, a ciência de dados e a análise preditiva surgem como oportunidades para transformar o processo de decisão, permitindo uma atuação mais proativa e fundamentada. Ao integrar estas abordagens, espera-se reduzir a ocorrência de ruturas e excessos de stock, otimizar os volumes de encomenda e melhorar a precisão das previsões, resultando em maior eficiência operacional e melhor qualidade de serviço ao cliente.

O presente estudo centra-se numa farmácia, pertencente à rede de parceiros da REDE CLARO, escolhida por reunir relevância operacional e histórico consistente de dados. Embora o foco recaia numa única farmácia, o objetivo principal é demonstrar a viabilidade de aplicação das metodologias desenvolvidas a outras unidades da rede, contribuindo para uma gestão farmacêutica mais eficiente.

1.2 Objetivos e Questões de Investigação

O objetivo principal deste trabalho consiste em desenvolver e avaliar modelos de previsão de vendas para os cinco produtos mais vendidos de uma única farmácia. De forma mais específica, os objetivos passam por:

- implementar dois modelos de séries temporais (ETS e Prophet);
- implementar três modelos de *machine learning* e *deep learning* (Random Forest, XGBoost e CNN-LSTM);
- avaliar os resultados através de métricas adequadas (MAE, RMSE e MAPE);
- quantificar o impacto económico associado aos erros de previsão, de modo a aferir a relevância prática dos modelos.

Estas orientações dão origem às seguintes questões de investigação:

1. Quais os modelos de previsão que apresentam maior capacidade preditiva para os diferentes padrões de consumo da farmácia comunitária?
2. De que forma a aplicação de algoritmos de *machine learning* e *deep learning* pode contribuir para reduzir ruturas de stock e melhorar o planeamento de encomendas, gerando ganhos operacionais e económicos?
3. É possível conceber uma solução analítica escalável a outras farmácias da rede, garantindo e relevância organizacional?

1.3 Contributos do Estudo

O presente estudo pretende contribuir em três planos distintos.

Ao nível prático, disponibiliza à REDE CLARO de um protótipo de sistema preditivo aplicável ao planeamento real de encomendas, promovendo uma gestão mais eficiente e orientada para a procura. Enquanto o contributo estratégico traduz-se na demonstração da viabilidade de integrar ferramentas analíticas na sua rede de farmácias parceiras, reforçando o seu papel como entidade de suporte e inovação no setor.

Por fim, o contributo académico resulta da comparação sistemática entre modelos estatísticos, de *machine learning* e de *deep learning*, aplicada a dados reais de farmácia comunitária. Esta abordagem combina a avaliação estatística dos modelos com a análise económica dos erros, cimentando a tomada de decisão com base em evidência quantitativa e impacto de gestão.

1.4 Estrutura do projeto

A tese encontra-se organizada em seis capítulos.

O *Capítulo 1 – Introdução* apresenta a contextualização do estudo, os seus objetivos, questões de investigação e contributos, bem como a estrutura do documento.

O *Capítulo 2 – Revisão da Literatura* divide-se em duas componentes:

i. Estado da Arte, que aborda a importância estratégica da previsão, os desafios associados, as aplicações de *machine learning* e a integração de regras de negócio nos modelos preditivos;
ii. Enquadramento Teórico, que sistematiza os conceitos fundamentais de previsão de vendas, séries temporais e *machine learning.*

O *Capítulo 3 – Dados e Procedimentos Metodológicos* descreve o enquadramento organizacional e operacional da REDE CLARO, as fontes e a preparação dos dados, bem como a metodologia de modelação adotada, estruturada segundo a abordagem CRISP-DM.

O *Capítulo 4 – Modelos e Resultados* documenta a implementação dos diferentes modelos de previsão, apresentando o respetivo desempenho individual e a análise preliminar dos resultados obtidos..

O *Capítulo 5 – Comparação e Discussão de Resultados* integra a avaliação comparativa dos modelos, a discussão crítica dos resultados, a análise do impacto económico e as recomendações para a REDE CLARO

Finalmente, o *Capítulo 6 – Conclusões e Trabalho Futuro* sintetiza os contributos do estudo, destaca as conclusões mais relevantes e propõe linhas de investigação e desenvolvimento futuro.

2. Revisão da Literatura

2.1 Estado da arte

2.1.1 A Importância Estratégica da Previsão

A previsão assume um papel central na gestão moderna das organizações, constituindo uma ferramenta estratégica que sustenta a tomada de decisão, a eficiência operacional e a competitividade organizacional. A capacidade de estimar valores futuros com base em dados históricos é fundamental para o planeamento, o controlo e a formulação de estratégias empresariais e políticas (Casolaro et al., 2023; Gonçalves et al., 2021).

No setor da saúde, a previsão da procura é determinante para otimizar o reabastecimento, e garantir a disponibilidade de recursos críticos, contribuindo para a redução de custos (Alessa et al., 2021). De forma semelhante, Burinskiene (2022) evidencia o seu papel estratégico no fornecimento farmacêutico, permitindo minimizar ruturas de stock e melhorar a resposta à dinâmica do mercado.

No retalho, as previsões precisas são indispensáveis à gestão de inventário e à mitigação de riscos operacionais. Falatouri (2022) sublinha que previsões fiáveis reduzem o desperdício e o reforçam a sustentabilidade económica e ambiental.

De uma perspetiva mais ampla, Nguyen (2023) e Riad et al. (2024) salientam que a integração da previsão com Inteligência Artificial e *Machine Learning* tornou-se estrutural na gestão estratégica, promovendo decisões baseadas em dados, maior resiliência e eficiência nas cadeias de abastecimento. Rubio et al. (2021) e Wang et al. (2023) acrescentam que, no domínio público e macroeconómico, apoia a formulação de políticas e a gestão de riscos financeiros.

Por outro lado, Kazancoglu et al. (2022) e Haque et al. (2023) reforçam que previsões rigorosas potenciam o desempenho financeiro e competitivo, ao reduzir custos, melhorar a satisfação do cliente e impulsionar a inovação, sobretudo quando suportadas por técnicas de *ML*. No mesmo sentido, Martins et al. (2025) demonstram a relevância da previsão na estimativa de custos de transporte, evidenciando o seu contributo para otimizar a eficiência operacional.

Em síntese, a literatura evidencia que a previsão transcende o seu papel técnico e assume uma função estratégica transversal, com impacto direto na competitividade, sustentabilidade e

resiliência das organizações. A sua integração em sistemas de apoio à decisão (SAD) por dados é fundamental para a criação de valor em contextos empresariais e cada vez mais complexos.

Apesar da importância, persistem obstáculos significativos que comprometem a sua fiabilidade e aplicação prática das previsões, sobretudo em contextos de elevada variabilidade da procura.

2.1.2 Desafios Associados à Previsão

A previsão é uma atividade crítica na gestão organizacional e logística, mas a sua implementação eficaz enfrenta desafios metodológicos, organizacionais e contextuais. Apesar dos avanços tecnológicos e do uso crescente de técnicas de *IA* e *Machine Learning*, subsistem obstáculos significativos que comprometem a precisão e a robustez das previsões.

Um dos principais desafios reside na incerteza e volatilidade da procura, influenciada por comportamentos de consumo variáveis, prazos de entrega e fatores externos como clima, redes sociais ou crises globais, que afetam diretamente o desempenho das cadeias de abastecimento (Subramanian et al., 2025; Wang et al., 2023; Nguyen, 2023; Martins et al., 2025).

Os algoritmos clássicos, como ARIMA e ETS, apresentam limitações em ambiente não lineares e voláteis, sendo sensíveis a valores em falta, *outliers* e a variações estruturais (Haque et al., 2023; Rubio et al., 2021). A sua rigidez e dependência de séries temporais longas e estacionárias reduzem a adaptação a ambientes dinâmicos (Riad et al., 2024).

As abordagens baseadas em *ML* e *DL* introduzem novos desafios, nomeadamente na interpretabilidade e na necessidade de grandes volumes de dados de elevada qualidade, o que limita a sua adoção em pequenas e médias empresas (Nguyen, 2023; Riad et al., 2024). Além disso, a existência da "caixa negra" em muitos destes modelos levanta preocupações quanto à transparência e auditabilidade dos resultados, aspetos críticos em contextos empresariais e regulados.

Outro aspeto central prende-se com a qualidade e disponibilidade dos dados, que continuam a ser fatores determinantes. Purnamasari et al. (2023) e Martins et al. (2025) evidenciam que bases de dados incompletas, não padronizadas ou curtas comprometem a robustez dos modelos e exigem um pré-processamento rigoroso. Quando negligenciados, resultam em previsões enviesadas e de utilidade limitada.

Do ponto de vista organizacional e humano, persistem barreiras como a falta de partilha de informação, que pode gerar o efeito chicote, amplificando distorções na procura (Subramanian et al., 2025; Rubio et al., 2021). A resistência à mudança, a escassez de competências em *IA* e a ausência de formação adequada dificultam a adoção tecnológica. Assim, a integração equilibrada entre a análise automatizada e o juízo humano é essencial.

Por fim, deve reconhecer-se que não existe um modelo é universal, isto é, cada contexto requer metodologias adaptadas às suas especificidades (Nguyen, 2023; Purnamasari et al., 2023). No setor farmacêutico, estas dificuldades intensificam-se pela complexidade regulatória e pela influência de fatores exógenos, como políticas de comparticipação, variações epidemiológicas e introdução de genéricos. A sensibilidade dos dados clínicos impõe restrições legais e éticas, exigindo soluções robustas, transparentes e seguras (Riad et al., 2024; Subramanian et al., 2025).

Em síntese, os desafios da previsão decorrem da combinação de fatores externos imprevisíveis, limitações metodológicas, insuficiência de dados e constrangimentos organizacionais. A literatura evidencia que o progresso na área dependerá de abordagens híbridas e adaptativas que unam a robustez dos métodos estatísticos à flexibilidade do *ML*, sustentadas por dados de qualidade e por uma cultura organizacional orientada para a decisão baseada em evidência.

Para ultrapassar estas limitações, tem-se destacado abordagens baseadas em *ML*, capazes de lidar com padrões não lineares e elevada volatilidade da procura.

2.1.3 Estudos com aplicação de *Machine learning*

A aplicação de algoritmos de *ML* e *DL* à previsão de séries temporais tem ganho destaque pela capacidade de modelar padrões complexos e não lineares que os métodos clássicos, como ARIMA ou ETS, dificilmente captam. A literatura recente mostra que estas abordagens aumentam a precisão preditiva, e geram ganhos operacionais significativos em setores como energia, retalho, finanças, indústria e saúde.

Os estudos analisados evidenciam uma ampla diversidade de algoritmos e contextos de aplicação. As abordagens de ML, como *Random Forest*, *XGBoost*, *SVR* e *MLP*, destacam-se em cenários empresariais e industriais, enquanto as de DL, como *LSTM*, *CNN*, *Transformer* e modelos híbridos (*BJ-DNN*, *BO-CNN-LSTM*), são mais eficazes em contextos complexos e multivariados.

A síntese da literatura revela forte incidência de aplicações nos domínios da energia, retalho e gestão da cadeia de abastecimento, refletindo a importância económica da previsão da procura, consumo e custos logísticos. De forma consistente, os modelos baseados em *ML* e *DL* superam as metodologias tradicionais, especialmente em ambientes com elevada variabilidade estrutural.

Modelos como *Random Forest*, *XGBoost* e *LightGBM* demonstram elevada robustez e baixos erros médios (MAE e RMSE), enquanto arquiteturas de *DL*, como CNN-LSTM e *Transformer*, obtêm melhor desempenho em previsões de longo prazo. As abordagens híbridas, que combinam métodos estatísticos e redes neuronais, conciliam interpretabilidade e flexibilidade, alcançando resultados superiores.

Os resultados quantitativos confirmam ganhos expressivos: reduções de erro (MAPE) até 54% (Falatouri, 2022), precisão superior a 98% (Liu & Vakharia, 2024) e melhorias operacionais tangíveis, como menores custos de inventário (Gonçalves et al., 2021), redução de ruturas de stock (Riad et al., 2024) e aumento de eficiência logística (Martins et al., 2025). Em geral, as abordagens híbridas e de *ensemble* apresentam melhor desempenho, comprovando o seu potencial em sistemas empresariais complexos.

Em síntese, a literatura confirma que os modelos baseados em *ML* e *DL* superam as abordagens clássicas, sobretudo em contextos dinâmicos e multivariados. As melhorias observadas nas métricas de erro traduzem-se em ganhos operacionais concretos, consolidando estas técnicas como pilares dos sistemas preditivos modernos e ferramentas estratégicas para a competitividade organizacional.

Contudo, mesmo com modelos preditivos de elevado desempenho, é necessário assegurar a coerência operacional das decisões, o que justifica a integração de regras de negócio como elemento complementar à previsão.

2.1.4 Integração de Regras de Negócio nos Modelos Preditivos

A integração de regras de negócio nos modelos preditivos tem ganho destaque nas últimas décadas, refletindo a necessidade de alinhar a análise preditiva com as lógicas operacionais e estratégicas das organizações.

As regras de negócio não devem ser entendidas com modelos preditivos autónomos, mas sim como mecanismos complementares que traduzem restrições e critérios operacionais, garantindo que as previsões analíticas permanecem coerentes com a realidade da gestão. Desta forma, as previsões deixam de reproduzir padrões históricos e passam a incorporar conhecimento de domínio e condições de decisão, tornando-se mais realistas e úteis para o apoio à gestão.

Burinskiene (2022) demonstra que, mesmo quando não integradas diretamente nas equações dos modelos, as regras de negócio são aplicadas em etapas críticas da previsão, como o tratamento de dados escassos, a correção de *outliers* e o planeamento hierárquico da procura. Estas práticas asseguram coerência entre previsões e políticas de gestão de stocks, reforçando a fiabilidade dos resultados.

De modo semelhante, Falatouri (2022) evidencia a relevância das regras de negócio ao integrar fatores externos controláveis no modelo SARIMAX. Haque et al. (2023) reforçam que a inclusão de variáveis exógenas, como preço, promoções e indicadores macroeconómicos, constitui a lógica empresarial em termos técnicos, transformando a previsão numa ferramenta de gestão que otimizar decisões e desempenho financeiro.

Kazancoglu et al. (2022) ampliam esta visão ao integrar decisões de marketing, como o investimento em publicidade, em modelos de *ML*. Os resultados indicam que o desempenho preditivo melhora quando as variáveis refletem escolhas estratégicas. Nguyen (2023) interpreta esta integração sob a ótica da *IA*, entendendo-a como a codificação de heurísticas e raciocínios humanos em *software*.

Riad et al. (2024) destacam o carácter estratégico desta integração, mostrando como sistemas de *IA* e análise preditiva convertem previsões em planos de ação, permitindo ajustar regras de stock, otimizar rotas e antecipar perturbações na cadeia de abastecimento. De forma semelhante, Martins et al. (2025) demonstram que, os SAD aplicados à previsão logística, a definição de parâmetros e variáveis externas traduz políticas empresariais no próprio modelo preditivo, reforçando o seu papel estratégico na execução organizacional.

Em síntese, a literatura mostra que a integração de regras de negócio nos modelos preditivos ocorre de múltiplas formas: pela introdução de variáveis exógenas que representam decisões controláveis, pela codificação de heurísticas e lógicas de decisão em algoritmos de *IA*, ou pela

aplicação de regras operacionais nos processos de preparação, planeamento e ajustamento das previsões. Esta convergência entre conhecimento de negócio e modelação analítica potencia a criação de sistemas mais robustos, interpretáveis e alinhados com os objetivos estratégicos, consolidando a previsão como instrumento essencial de apoio à decisão.

2.2 Enquadramento teórico

2.2.1 Noções gerais de séries temporais

Uma série temporal é a uma sequência ordenada de observações de uma variável ao longo do tempo, representando a evolução de um fenómeno sujeito à influência de fatores temporais (Casolaro et al., 2023; Martins et al., 2025). Pode ser discreta, quando as observações ocorrem em intervalos regulares, ou contínua, quando o registo é permanente (Martins et al., 2025).

De acordo com Casolaro et al. (2023), as séries temporais podem ser univariadas, quando descrevem uma única variável ao longo do tempo, ou multivariadas quando integram várias variáveis observadas simultaneamente, permitindo capturar relações dinâmicas entre variáveis endógenas e exógenas (Haque et al., 2023; Gonçalves et al., 2021).

Outro aspeto essencial é a estacionariedade, que indica se as propriedades estatísticas (média, variância e covariância) se mantêm constantes ao longo do tempo (Burinskiene, 2022; Iaousse et al., 2023). Uma série estacionária apresenta comportamento previsível e estável, sendo adequada a modelos lineares como ARIMA, enquanto uma série não estacionária exibe tendência ou variância variável, exigindo transformações para estabilizar o processo (Rubio et al., 2021).

Matematicamente, o valor atual resulta da combinação de valores passados e de um termo de erro aleatório:

$$\boldsymbol{y_t = f(y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-q}) + \varepsilon_t} \quad (1)$$

onde $\boldsymbol{q}$ representa o número de observações anteriores consideradas na modelação (Casolaro et al., 2023).

As séries temporais podem ser analisadas segundo o horizonte temporal distinguindo-se em curto prazo, focadas em poucos períodos, e longo prazo, associadas a períodos mais extensos e maior incerteza (Burinskiene, 2022).

A decomposição das séries temporais em componentes estruturais é essencial para a modelação. De acordo com Martins et al. (2025) e Burinskiene (2022), uma série pode ser decomposta em:

- Tendência — representa a direção de longo prazo da série, podendo ser crescente, decrescente ou estável, e assumir forma linear ou não linear
- Sazonalidade — corresponde a variações periódicas regulares, que ocorrem em intervalos fixos, como semanas, meses ou anos
- Ciclicidade — descreve flutuações de médio prazo sem periodicidade fixa, normalmente associadas a ciclos económicos ou de mercado
- Aleatoriedade — representa as variações imprevisíveis

Esta decomposição pode assumir forma aditiva, quando as amplitudes sazonais são constantes, ou multiplicativa, quando as variações sazonais aumentam proporcionalmente ao nível da série.

Do ponto de vista estatístico, a autocorrelação e o *lag* são conceitos centrais, uma vez que os valores atuais dependem fortemente de observações passadas. O conceito de *lag size*, amplamente utilizado em modelos ARIMA e LSTM, define o número de períodos anteriores considerados como preditores (Kazancoglu et al., 2022; Haque et al., 2023). Além disso, as séries podem sofrer quebras estruturais que alteram a sua dinâmica, exigendo técnicas específicas de deteção e ajuste (Martins et al., 2025).

Em síntese, a caracterização e decomposição das séries temporais fornecem a base teórica para a modelação e previsão, permitindo identificar padrões determinísticos e aleatórios, avaliar a estacionariedade e compreender as dependências temporais que sustentam os métodos preditivos.

2.2.2 Fundamentos teóricos – ETS

O modelo ETS constitui uma formulação unificadora dos métodos de alisamento exponencial no contexto de *state-space framework*. Destaca-se pela capacidade de representar, de forma sistemática, as variações de nível, tendência e sazonalidade de uma série temporal, permitindo a estimação automática dos parâmetros e a derivação direta de previsões e intervalos de confiança (Hyndman et al., 2002).

Os autores definem uma taxonomia de 12 métodos ETS, resultantes da combinação dos tipos de de tendência – nenhuma (N), aditiva (A), multiplicativa (M) e amortecida (D) – e sazonalidade – nenhuma (N), aditiva (A) ou multiplicativa (M). Cada combinação define um modelo ETS específico, adequado a diferentes padrões de comportamento temporal.

O modelo é descrito por equações de alisamento e de previsão, que atualizam recursivamente os componentes fundamentais da série: nível, tendência e sazonalidade. Estas podem ser expressas de modo direto ou em forma de correção de erro, onde o valor previsto é ajustado com base no erro de previsão de um passo à frente.

Hyndman et al. (2002) demonstram que cada método de suavização exponencial é equivalente a um modelo de espaço de estados com uma única fonte de erro, distinguindo dois tipos de especificação:

$$\text{Erro aditivo: } y_t = \hat{y}_{t|t-1} + \varepsilon_t \tag{2}$$

$$\text{Erro multiplicativo: } y_t = \hat{y}_{t|t-1} \cdot (1 + \varepsilon_t) \tag{3}$$

Embora as previsões pontuais sejam idênticas, as verossimilhanças e intervalos de previsão diferem, refletindo distintos comportamentos. Esta formulação confere ao modelo ETS uma base probabilística sólida e garante consistência estatística na estimação e avaliação dos parâmetros.

Os principais parâmetros do modelo (α, β, γ, φ), estimados por otimização da função de verossimilhança ou do erro quadrático médio (MSE), mantêm-se constantes ao longo do tempo para garantir o melhor ajustamento do modelo aos dados históricos. Para assegurar a estabilidade numérica, recomenda-se que $0{,}1 \leq \alpha, \beta, \gamma \leq 0{,}9$ (Hyndman et al., 2002).

Em síntese, o ETS define até 24 variações possíveis, resultantes da combinação das estruturas de tendência e sazonalidade com dois tipos de erro (aditivo e multiplicativo). Esta generalização

confere ao modelo abrangência, robustez e flexibilidade, tornando-o adequado à modelação de séries temporais com diferentes padrões de comportamento.

2.2.3 Fundamentos teóricos – Prophet

O Prophet é um modelo de previsão de séries temporais concebido para lidar com desafios comuns em contextos empresariais, como sazonalidades múltiplas, mudanças abruptas de tendência e a outliers (*Taylor & Letham, 2018*). Diferencia-se dos modelos clássicos, como o ARIMA, ao conceptualizar a previsão como um ajuste de curvas (*curve-fitting*), baseado numa decomposição aditiva composta por três elementos fundamentais (tendência, sazonalidade e efeitos de feriados) combinados com um termo de erro:

$$y_t = g(t) + s(t) + h(t) + \epsilon_t \tag{4}$$

Esta formulação, próxima de um Modelo Aditivo Generalizado, permite incorporar novos componentes e estimar parâmetros de forma eficiente.

O Prophet disponibiliza dois modelos principais de tendência: crescimento logístico por partes e tendência linear por partes. O modelo logístico, adequado a fenómenos com crescimento limitado, é definido por:

$$g(t) = \frac{C(t)}{1 + e^{-k(t-m)}} \tag{5}$$

Em ambos os casos, os pontos de mudança (*changepoints*) ajustam localmente a taxa de crescimento, podendo ser definidos manualmente ou detetados automaticamente através de um *prior* de Laplace, que permite ao modelo adaptar-se a variações estruturais

A componente sazonal é representada por uma expansão de Fourier, que descreve padrões periódicos de forma contínua e flexível:

$$s(t) = \sum_{n=1}^{N} [a_n \cos\left(\frac{2\pi nt}{P}\right) + b_n \sin\left(\frac{2\pi nt}{P}\right)] \tag{6}$$

A aplicação de *priors* de suavização assegura a regularidade e evita o *overfitting*. Os efeitos de feriados e eventos irregulares são introduzidos, através de uma matriz de regressores $Z(t)$, associada a um vetor de parâmetros k:

$$h(t) = Z(t)k \tag{7}$$

Podem ainda ser consideradas janelas de influência que diferenciam o impacto dos dias adjacentes aos eventos, garantindo maior realismo e estabilidade na estimação.

Em síntese, o Prophet constitui uma abordagem robusta e flexível para previsão de séries temporais, combinando rigor estatístico com acessibilidade prática. A decomposição aditiva, o uso de funções de base Fourier e a integração explícita de feriados conferem-lhe elevada capacidade de generalização e adaptabilidade em contextos empresariais complexos (*Taylor & Letham, 2018*).

2.2.4 Fundamentos teóricos – Random Forest

O algoritmo Random Forest, desenvolvido por Breiman (2001), é um dos marcos do *ensemble learning*, distinguindo-se pela combinação de múltiplas árvores de decisão independentes para reduzir a variância e aumentar a capacidade de generalização do modelo.

Formalmente, a floresta consiste num conjunto de classificadores em estrutura de árvore $h(X, \Theta_k)$, em que cada árvore é construída a partir de um vetor aleatório Θ_k, gerado de forma independente. A predição final é obtida por votação maioritária entre todas as árvores, atribuindo a cada uma um voto unitário para a classe mais frequente associada ao vetor de entrada X.

A robustez teórica do método foi estabelecida por Breiman, ao demonstrar que o erro de generalização converge para um valor limite à medida que o número de árvores aumenta, garantindo a estabilidade assintótica e resistência ao *overfitting*. Este teorema, fundamentado na Lei Forte dos Grandes Número, estabelece que o erro de generalização (PE^*) converge quase certamente para:

$$P_{X,Y}(P_\Theta(h(X,\Theta) = Y) - \max_{j \neq Y} P_\Theta(h(X,\Theta) = j) < 0) \tag{8}$$

Em termos práticos, este teorema demonstra que, mesmo com a adição contínua de árvores, o erro não aumenta indefinidamente, mas estabeliza num valor limite, explicando empiricamente a robutez do algortimo.

Outro contributo essencial de Breiman prende-se com a relação entre a força das árvores individuais e a correlação média entre elas, determinantes da precisão global da floresta. A força (s) é definida como a expectativa da função de margem $mr(X,Y)$, que mede a diferença entre a probabilidade de a classe correta ser votada e a probabilidade da classe incorreta mais votada o ser.

Breiman demonstrou que o erro de generalização possui um limite superior dependente de dois fatores:

$$\boldsymbol{PE^*} \leq \frac{\boldsymbol{\bar{\rho}(1-s^2)}}{\boldsymbol{s^2}} \tag{9}$$

O resultado evidencia a importância do equilíbrio entre diversidade e precisão, assim, florestas compostas por classificadores fortes, mas altamente correlacionados tendem a ter desempenho inferior, enquanto uma redução controlada da correlação melhora substancialmente a capacidade preditiva.

A formulação teórica de Breiman estende-se igualmente ao domínio da regressão, onde se demonstra que o comportamento assintótico do erro médio quadrático segue princípios análogos aos da classificação. De acordo com o Teorema 10, o erro médio quadrático de generalização converge, quase certamente, para:

$$E_{X,Y}(Y - E_{\Theta}h(X,\Theta))^2 \tag{10}$$

Complementarmente, o Teorema 11 estabelece um limite superior para o erro de generalização da floresta, relacionando-o com a correlação entre os resíduos e o erro médio das árvores individuais. Sob a premissa de que $EY = E_X h(X,\Theta)$ para todo o Θ, verifica-se que:

$$PE^*(forest) \leq \bar{\rho}\, PE^*(tree) \tag{11}$$

Este resultado confirma que a diminuição da correlação interárvores constitui o mecanismo central de melhoria da precisão preditiva.

Em síntese, o Random Forest assenta num enquadramento teórico sólido que explica a sua estabilidade e desempenho. Os teoremas apresentados demonstram matematicamente que o algoritmo converge para um erro limite, tanto em classificação como regressão, consolidando-se como uma abordagem eficaz e versátil da aprendizagem supervisionada (Breiman, 2001).

2.2.5 Fundamentos teóricos – XGBoost

O XGBoost é uma evolução do método de GBM, caracterizando-se por ser um sistema escalável e otimizado de *boosting* baseado em árvores de decisão. O princípio fundamental assenta na combinação aditiva de múltiplas árvores de regressão $f_k(x)$, cuja soma define o valor predito para cada instância (Chen & Guestrin, 2016):

$$\hat{y}_i = \sum_{k=1}^{K} f_k(x_i) \quad , f_k \in \mathcal{F} \tag{12}$$

O processo de aprendizagem é orientado pela minimização de uma função objetivo regularizada, que integra a função de perda e um termo de penalização da complexidade do modelo:

$$\mathcal{L}(\phi) = \sum_i l(y_i, \hat{y}_i) + \sum_k \Omega(f_k) \tag{13}$$

em que

$$\Omega(f) = \gamma T + \frac{1}{2}\lambda \parallel w \parallel^2 \tag{14}$$

A regularização suavizar os pesos e controla a complexidade, reduzindo o risco de *overfitting*.

A otimização é realizada de forma aditiva, adicionando uma nova árvore a cada iteração t para minimizar a função de perda. Para acelerar o processo, o XGBoost recorre a uma aproximação de Taylor de segunda ordem da função de perda, baseada nas derivadas de primeira (g_i) e segunda ordem (h_i) relativamente à previsão anterior:

$$\tilde{\mathcal{L}}^{(t)} \approx \sum_i [g_i f_t(x_i) + \frac{1}{2} h_i f_t^2(x_i)] + \Omega(f_t) \tag{15}$$

Esta abordagem de segunda ordem permite uma convergência mais rápida e melhor generalização do que o *boosting* tradicional baseado apenas em gradientes de primeira ordem (Chen & Guestrin, 2016). Para uma estrutura de árvore fixa $q(x)$, o peso ótimo de cada folha é obtido por:

$$w_j^* = -\frac{\sum_{i \in I_j} g_i}{\sum_{i \in I_j} h_i + \lambda} \tag{16}$$

O valor ótimo da função objetivo correspondente é por:

$$\mathcal{L}^*(q) = -\frac{1}{2}\sum_{j=1}^{T}\frac{(\sum_{i\in I_j} g_i)^2}{\sum_{i\in I_j} h_i + \lambda} + \gamma T \tag{17}$$

Esta formulação constitui a base para a avaliação de divisões (*splits*), uma vez que a redução de perda pode ser obtida diretamente pela diferença entre os valores de $\mathcal{L}^*$ antes e após a divisão.

Em síntese, o XGBoost conjuga uma base teórica, assente na minimização regularizada de uma função de perda via gradiente de segunda ordem, com uma implementação computacional altamente eficiente, o que explica a sua ampla adoção em problemas de previsão e classificação.

2.2.6 Fundamentos teóricos – CNN-LSTM

O modelo CNN-LSTM constitui uma arquitetura híbrida que combina as capacidades das Redes Neuronais Convolucionais (CNN) e das Redes Neuronais Recorrentes do tipo Long Short-Term Memory (LSTM), explorando a complementaridade entre a extração de padrões espaciais e a modelação de dependências temporais de longo prazo. Esta abordagem tem sido amplamente utilizada em contextos de previsão de séries temporais e análise sequencial de dados, onde coexistem relações locais complexas e dinâmicas temporais prolongadas (Liu & Vakharia, 2024).

A CNN é responsável pela extração de características espaço-temporais a partir dos dados de entrada, através de camadas convolucionais e de *pooling*, que aplicam filtros (*kernels*) aprendíveis sobre segmentos locais da sequência. A operação convolucional é expressa por:

$$y = f(W * x + b) \tag{18}$$

Esta formulação descreve o processo pelo qual a rede aprende representações locais e globais relevantes, reduzindo a dimensionalidade dos dados e realçando as estruturas subjacentes (Liu & Vakharia, 2024). Assim, as sequências de características extraídas pela CNN são usadas como entradas para o módulo LSTM, permitindo captar padrões temporais complexos.

A LSTM, por sua vez, é projetada para gerir dependências de longo prazo e mitigar os problemas de gradiente evanescente característicos das redes recorrentes clássicas. Esta arquitetura

recorre a um conjunto de mecanismos de controlo denominados *gates – forget gate* (f_t), *input gate* (i_t) e *output gate* (o_t) – que regulam o fluxo de informação entre os estados internos.

Em termos operacionais, a CNN atua como um mecanismo de perceção, extraindo padrões locais e hierárquicos, enquanto a LSTM integra essas características, aprendendo a sua evolução sequencial. O processo pode ser conceptualizado como a construção de uma "memória hierárquica": a CNN fornece os blocos fundamentais (características locais) e a LSTM organiza-os numa sequência coerente, capaz de representar a dinâmica global do fenómeno.

Esta integração sinérgica permite ao modelo captar relações espaciais e temporais complexas, sendo especialmente adequado para previsão da procura, otimização de inventários ou modelação de séries temporais não estacionárias. De forma geral, o CNN-LSTM revela-se, assim, uma arquitetura robusta e interpretável, que alia a capacidade de generalização das CNN ao poder sequencial das LSTM, constituindo uma das soluções mais eficazes no domínio da previsão multivariada e temporal (Liu & Vakharia, 2024).

2.2.7 Avaliação do erro

A avaliação do erro é uma etapa essencial no processo de previsão, pois quantificar a discrepância entre os valores observados e estimados, permitindo aferir a precisão e fiabilidade dos resultados e selecionar o modelo mais adequado aos dados (Burinskiene, 2022; Kazancoglu et al., 2022).

Em termos gerais, o erro de previsão corresponde à diferença entre o valor real e o valor previsto:

$$\varepsilon_t = y_t - \hat{y}_t \tag{19}$$

A partir desta relação elementar, diferentes métricas podem ser calculadas para avaliar o desempenho global do modelo, consoante o enfoque pretendido. Entre as mais recorrentes destacam-se o MAE, o RMSE e o MAPE.

O MAE mede o desvio médio absoluto entre os valores observados e os valores previstos, refletindo a magnitude média do erro sem considerar o seu sinal.

$$MAE = \frac{\sum_{t=1}^{s} |y_t - \hat{y}_t|}{s} \tag{20}$$

É uma métrica simples e intuitiva, amplamente usada pela sua interpretabilidade direta e estabilidade perante valores discrepantes. No entanto, é dependente da escala dos dados, o que limita a comparação entre séries com diferentes unidades de medida.

O RMSE corresponde à raiz quadrada do erro quadrático médio, sendo obtido pela média dos quadrados das diferenças entre valores previstos e observados.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{s}(y_t - \hat{y}_t)^2}{s}} \tag{21}$$

Esta métrica é sensível a *outliers* e frequentemente utilizada como critério de comparação e seleção de modelos, uma vez que valores mais baixos de RMSE indicam maior precisão preditiva. A sua relação direta com o MSE faz com que seja frequentemente usado em conjunto com o MAE para avaliar a consistência das previsões.

O MAPE expressa o erro médio em termos percentuais, permitindo comparar previsões entre séries com diferentes unidades de medida.

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^{s}\left|\frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t}\right|}{s} \times 100 \tag{22}$$

Apresenta a vantagem de ser de fácil interpretação, ou seja, um MAPE de 10% indica que o modelo se desvia, em média, 10% do valor real. Contudo, pode gerar distorções quando os valores observados se aproximam de zero.

Em conjunto, o MAE fornece uma medida direta da magnitude média dos erros, o RMSE enfatiza os desvios mais acentuados e o MAPE permite uma leitura percentual da precisão.

A escolha da métrica deve adequar-se ao objetivo do estudo. Assim, enquanto o MAE e o RMSE são preferíveis para análise em unidades absolutas, o MAPE é mais indicado quando se pretende comunicar a precisão em termos relativos. Diversos autores sugerem, por isso, a utilização combinada destas métricas para uma avaliação mais robusta do desempenho preditivo (Burinskiene, 2022; Kazancoglu et al., 2022).

3. Dados e Procedimentos Metodológicos

3.1 Enquadramento organizacional

A REDE CLARO é uma organização portuguesa que atua como plataforma de integração e suporte estratégico para farmácias comunitárias. Fundada em 2011, tem como missão valorizar do setor farmacêutico independente, através da partilha de conhecimento, a centralização de processos operacionais e a otimização da relação com laboratórios e fornecedores.

Para além do seu papel como intermediária comercial, a REDE CLARO disponibiliza soluções tecnológicas, formativas e analíticas, fomentando uma abordagem integrada à gestão farmacêutica. Entre os serviços disponibilizados, destacam-se o apoio logístico e administrativo, o desenvolvimento de campanhas promocionais conjuntas, ações formativas contínuas e a manutenção de plataformas digitais, como a aplicação *Clapp*, que reforça a comunicação e o acesso à informação por parte dos profissionais do setor.

Apesar de dispor de modelos estatísticos simples de apoio a decisões, como o planeamento anual de encomendas, o uso sistemático de técnicas preditivas e de *data science* ainda não é prática corrente. Tal lacuna justifica a realização deste estudo, que procura demonstrar o valor da previsão quantitativa como instrumento de apoio à decisão.

Para o efeito, foram utilizados dados reais de uma farmácia comunitária pertencente à rede, selecionada pela REDE CLARO pelo interesse do seu proprietário e pela adequação técnica dos seus registos. Trata-se de uma farmácia urbana de média dimensão, com volume de vendas representativo e histórico consistente, o que permite a aplicação de técnicas de previsão.

A escolha desta farmácia resulta da combinação entre relevância operacional, disponibilidade de dados e viabilidade técnica. Apesar da análise incidir sobre uma única farmácia, o objetivo é demonstrar a aplicabilidade e escalabilidade das soluções desenvolvidas a outras farmácias da rede, contribuindo para uma visão mais estratégica e baseada em dados no setor farmacêutico comunitário.

Neste contexto, a capacidade de prever quantitativamente a procura constitui um elemento essencial para otimizar a gestão de stocks, reduzir ruturas e apoiar decisões mais informadas e sustentadas em evidência.

3.2 Objetivos do projeto

A previsão de vendas representa, para a REDE CLARO, uma ferramenta de apoio à decisão com elevado potencial estratégico. Atualmente, o modelo estatístico existente é utilizado unicamente e exclusivamente para sugerir uma encomenda anual por parte da farmácia, a qual é posteriormente desdobrada mensalmente com base na sazonalidade observada nas vendas históricas.

Contudo, reconhece-se que a adoção de abordagens preditivas mais avançadas, baseadas em técnicas de *data science*, poderá permitir uma atuação mais proativa e precisa, acrescentado valor aos processos de gestão da cadeia de abastecimento.

Neste contexto, o projeto visa demonstrar o contributo da análise preditiva para o planeamento e a operação farmacêutica, promovendo uma gestão eficiente dos stocks e uma adaptação das encomendas às necessidades reais. Entre os principais benefícios esperados destacam-se a redução de ruturas, o apoio a decisões baseadas em dados e a criação de uma base analítica escalável aplicável a outras farmácias da rede.

Embora os modelos desenvolvidos incidam sobre uma única farmácia, a sua implementação poderá ser replicada noutras unidades, configurando-se como um protótipo de solução preditiva para toda a rede. Essa possibilidade representa um dos objetivos estratégicos do projeto, permitindo à REDE CLARO avaliar o impacto e a viabilidade de integrar previsões analíticas na sua oferta de serviços.

Importa detalhar o funcionamento atual do processo de planeamento de encomendas, que se inicia com a análise do histórico de vendas, a partir da qual é gerada uma recomendação inicial de quantidades. Segue-se a consideração de restrições comerciais e a verificação de encomendas existentes, assegurando a coerência com o stock e os compromissos já assumidos. Posteriormente, aplicam-se os critérios de elegibilidade definidos pela REDE CLARO, culminando na finalização da recomendação. Por fim, a proposta é validada pela farmácia, que confirma ou ajusta as quantidades sugeridas antes da sua execução.

A seção seguinte aprofunda o funcionamento deste sistema no contexto operacional, descrevendo os mecanismos de decisão aplicados pela REDE CLARO e a forma como sustentam a definição das encomendas mensais para cada farmácia parceira.

3.3 Contexto operacional

No contexto operacional e comercial, a REDE CLARO implementa um sistema de recomendação de encomendas que apoia a decisão das farmácias parceiras. Esta lógica não constitui um modelo preditivo em sentido estatístico, mas combina estimativas baseadas no histórico de vendas com um mecanismo determinístico de seleção de produtos, sustentado por regras de negócio codificadas em SQL.

O processo é executado mensalmente e identifica os produtos a incluir em cada encomenda, considerando critérios como:

- as restrições mínimas de encomenda definida previamente por produto;
- a verificação de encomendas pendentes, de forma a evitar duplicações;
- a verificação de mínimos agregados ao nível da marca/segmento;
- a elegibilidade a campanhas comerciais ativas;
- a aplicação de parâmetros opcionais e condições comerciais definidos no plano comercial.

O sistema percorre todas as combinações produto-farmácia do período em análise, parte de uma sugestão inicial derivada do histórico e aplica, de forma sequencial, estas regras. Apenas são recomendados os produtos que respeitam os filtros de elegibilidade definidos, apresentam quantidade mínima positiva, não foram completamente encomendados e integram o universo de produtos definidos no plano comercial.

Embora integre uma lógica de negócio complexa, o sistema possui uma capacidade preditiva limitada, baseada em históricos simples e sem recurso a modelos estatísticos avançados ou algoritmos de *ML*. Na prática, atua como um filtro automatizado de recomendação, assegurando a coerência com as políticas comerciais e os objetivos estratégicos da rede. O processo encontra-se

sintetizado no fluxograma da Figura 3.1, que ilustra as etapas desde a análise do histórico de vendas até à validação final da recomendação pela farmácia.

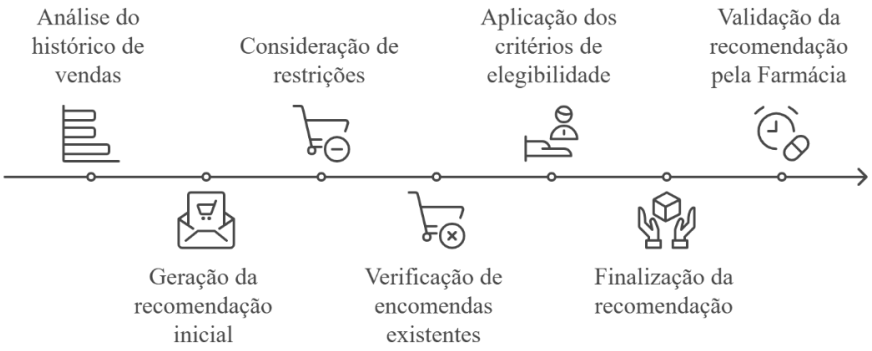


Figura 3.1 - Fluxo do processo de recomendação de encomendas na REDE CLARO

Compreendido o funcionamento operacional do sistema atual, a seção seguinte aprofunda a estrutura, origem e qualidade da base de dados utilizada, que servirá de suporte à construção e avaliação dos modelos preditivos desenvolvidos neste estudo.

3.4 Seleção dos produtos

No âmbito deste projeto, foram selecionados cinco produtos farmacêuticos com o objetivo de desenvolver e avaliar modelos de previsão de vendas no contexto da farmácia. A escolha baseou-se nos dados reais de vendas disponibilizados pela REDE CLARO, correspondentes ao horizonte temporal entre Janeiro de 2023 e Junho de 2025.

O critério de seleção assentou no volume total de vendas da farmácia, tendo sido identificados os cinco produtos mais comercializados durante o período em análise. Para garantir a consistência dos dados e a validade preditiva, foram excluídos os produtos associados à *COVID-19*, nomeadamente vacinas e testes rápidos, por apresentarem padrões de procura excecionalmente atípicos e fortemente influenciados por eventos externos não recorrentes.

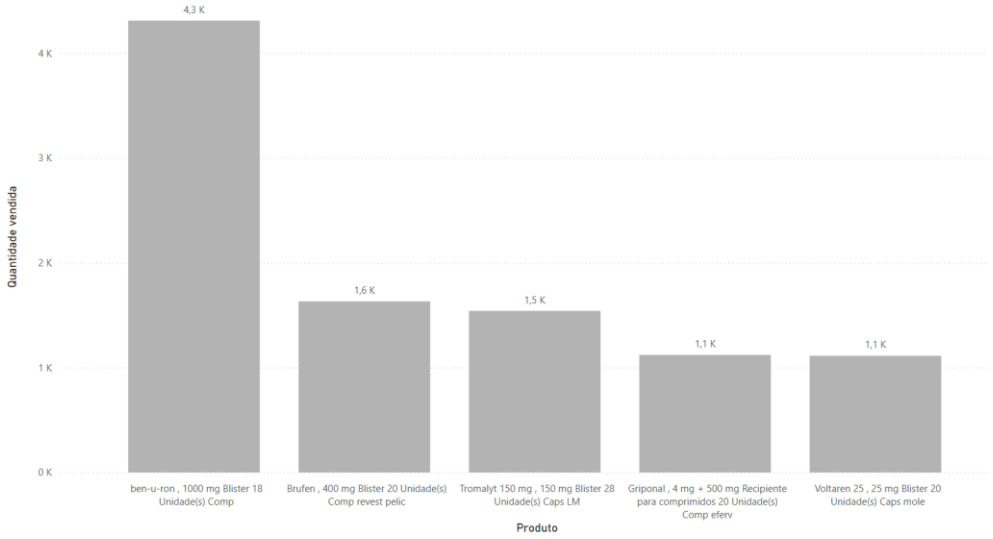


Figura 3.2 - Volume total de vendas dos cinco produtos mais comercializados na farmácia (2023-2025)

Os produtos foram escolhidos de modo a abranger diferentes padrões de consumo (contínuo, sazonal, episódico ou misto), permitindo testar a adaptabilidade dos modelos preditivos a distintos comportamentos de procura. Esta diversidade reforça a comparabilidade entre abordagens preditivas e a utilização prática dos resultados. A Tabela 3.1 resume as principais características dos produtos selecionados:

Tabela 3.1 - Características dos produtos selecionados para o estudo preditivo de vendas

Nome	Dosagem	Forma farmacêutica	Padrão de consumo
Ben-u-ron	1000 mg	Comprimidos	Frequente
Brufen	400 mg	Comprimidos revestidos	Moderadamente sazonal
Griponal	4 mg + 50 mg	Comprimidos efervescentes	Sazonal
Tromalyt	150 mg	Cápsulas LM	Contínuo
Voltaren	25 mg	Cápsulas moles	Episódico

Esta seleção constitui a base para o desenvolvimento e comparação dos modelos preditivos, representando os principais desafios da previsão de vendas em contexto real de uma farmácia comunitária.

3.5 Qualidade dos dados

A qualidade dos dados constitui uma etapa essencial na metodologia CRISP-DM, dado que a fiabilidade dos modelos preditivos depende da integridade, consistência e completude dos dados utilizados. Procedeu-se à avaliação inicial da qualidade dos dados extraídos da base da REDE CLARO, considerando especificamente as vendas associadas à farmácia em estudo.

Devido ao volume elevado de registos, optou-se pela utilização da *framework PySpark* para o carregamento e tratamento inicial, por oferecer melhor desempenho face a bibliotecas como *pandas* em contextos de *big data*.

Inicialmente, analisou-se o *schema* da tabela de vendas e aplicaram-se filtros para restringir a amostra às vendas da farmácia escolhida, e aos cinco produtos em análise, entre 1 de Janeiro de 2023 e 30 de Junho de 2025. Selecionaram-se apenas as colunas data, produto e quantidade, agregando as vendas por produto e dia. O resultado foi uma base de dados composta por 912 registos, posteriormente migrada para o ambiente *pandas* para continuidade do trabalho.

Numa fase posterior, verificou-se a existência de valores nulos e duplicados, confirmando a integridade estrutural da amostra, embora tenha sido necessário ajustar os tipos de dados das colunas.

Em suma, os procedimentos efetuados asseguraram um *dataset* limpo, coerente e ajustado aos objetivos do projeto, criando uma base sólida para o desenvolvimento dos modelos preditivos e assegurando a robustez das fases seguintes de preparação e modelação.

3.6 Análise Exploratória dos Dados

Esta secção apresenta a análise dos padrões temporais das séries de vendas dos produtos selecionados, abordando sequencialmente a tendência, a sazonalidade e a detenção de *outliers*. Esta estrutura facilita a distinção entre padrões estruturais e variações pontuais, assegurando uma base consistente para as fases seguintes de preparação e modelação.

3.6.1 Tendência

Com o objetivo de identificar a direção geral das vendas e o comportamento histórico, procedeu-se à análise da tendência para cada um dos cinco produtos selecionados. Para tal, foram utilizou-se a série temporal corrigida, assegurando registos contínuos, incluindo dias com vendas nulas (zero), o que permitiu uma leitura mais precisa dos padrões temporais e comparável entre produtos.

Para cada série temporal, foram criados gráficos com três elementos principais:

- a série temporal original com a quantidade diária vendida;
- a média móvel semanal (7 dias) para suavizar flutuações diárias e evidenciar padrões;
- e uma linha de regressão linear, que indica a tendência ao longo do período analisado.

A escolha da média móvel semanal justifica-se pelo padrão operacional da farmácia, permitindo captar ciclos regulares de procura. Esta abordagem evidencia se a procura é crescente, decrescente ou estável, fornecendo uma primeira base explicativa para a variação das vendas.

A Figura 3.3 ilustra o exemplo do Ben-u-ron, cuja tendência mantêm-se praticamente estável, com ligeira inclinação negativa. A média móvel revela oscilações frequentes e previsíveis, confirmadas pela linha de regressão.

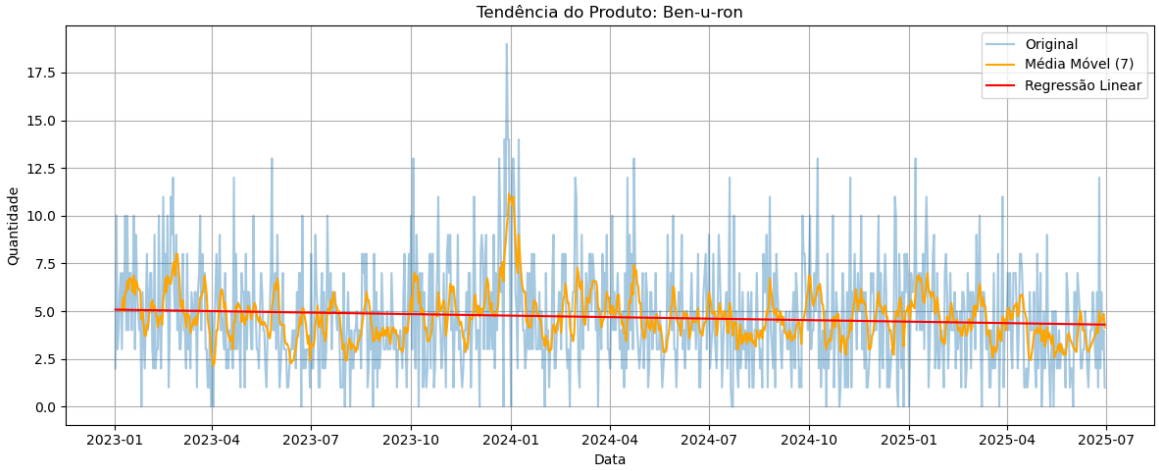


Figura 3.3 - Tendência do produto Ben-u-ron (2023–2025) com média móvel e regressão linear

Relativamente aos restantes produtos, a análise identificou padrões distintos, apresentados em detalhe no anexo A:

- Voltaren e Brufen apresentam tendência decrescente;

- Griponal revelou picos sazonais acentuados nos meses frios;
- Tromalyt mostrou um declínio suave e regular

Em síntese, as tendências mostram comportamentos diferenciados entre os produtos, desde estabilidade relativa (Ben-u-ron) até descida consistente (Voltaren e Brufen), influenciadas por fatores sazonais no caso do Griponal. Estes resultados oferecem uma base preliminar para a etapa de modelação.

3.6.2 Sazonalidade

Após a identificação da tendência geral, procedeu-se à análise da sazonalidade das séries de vendas dos cinco produtos. Para este efeito, aplicou-se uma decomposição aditiva com frequência de 30 dias (ciclo mensal), permitindo separar a série original em três componentes: tendência, sazonalidade e resíduos.

Embora a tendência já tenha sido analisada, esta representação complementa e valida os resultados anteriormente observados. Por sua vez, a componente residual evidencia variações não explicadas pelos padrões sistemáticos da série, cuja análise será desenvolvida na secção seguinte.

A componente sazonal assume particular relevância por identificar ciclos recorrentes de consumo, fundamentais para a construção de modelos preditivos mais robustos. A Figura 3.4 exemplifica a decomposição da série do Voltaren, evidenciando uma sazonalidade bem definida, com oscilações regulares que sugerem um padrão de consumo periódico, possivelmente associado à gestão de sintomas crónicos ou à reposição sistemática por parte dos utentes.

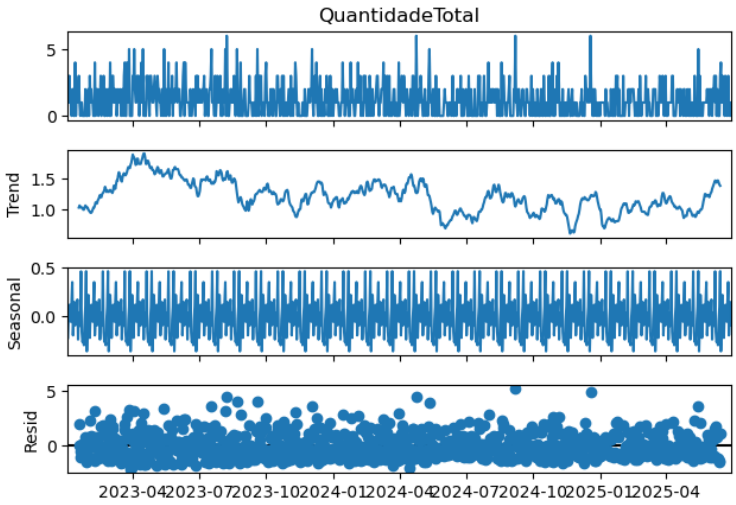


Figura 3.4 - Decomposição sazonal do produto Voltaren (2023–2025)

De forma geral, a análise sazonal confirmou os padrões identificados na caracterização inicial dos produtos na seção 3.4.

Assim, o Griponal apresenta sazonalidade marcada em períodos específicos do ano, enquanto o Ben-u-ron revela um consumo mais estável e previsível. O Brufen demonstra sazonalidade de menor amplitude, e o Tromalyt confirma um padrão de utilização contínua com baixa variabilidade sazonal. Os gráficos completos encontram-se no anexo B.

3.6.3 Outliers

A identificação e o tratamento de *outliers* constituem uma etapa essencial na análise exploratória de séries temporais, dado o impacto na performance dos modelos preditivos. A análise de *outliers* foi realizada após a remoção da tendência e da sazonalidade, de forma a evitar a confusão entre padrões cíclicos normais e valores efetivamente anómalos.

Foram considerados *outliers* os valores cujo *Z-score* superior a 2, correspondendo a observações que se desviam mais de duas vezes o desvio padrão da média dos resíduos. A Figura 3.5 exemplifica a deteção de *outliers* na série do Griponal, onde se observa pontos anómalos face ao padrão regular da procura. Os gráficos completos encontram-se no anexo C.

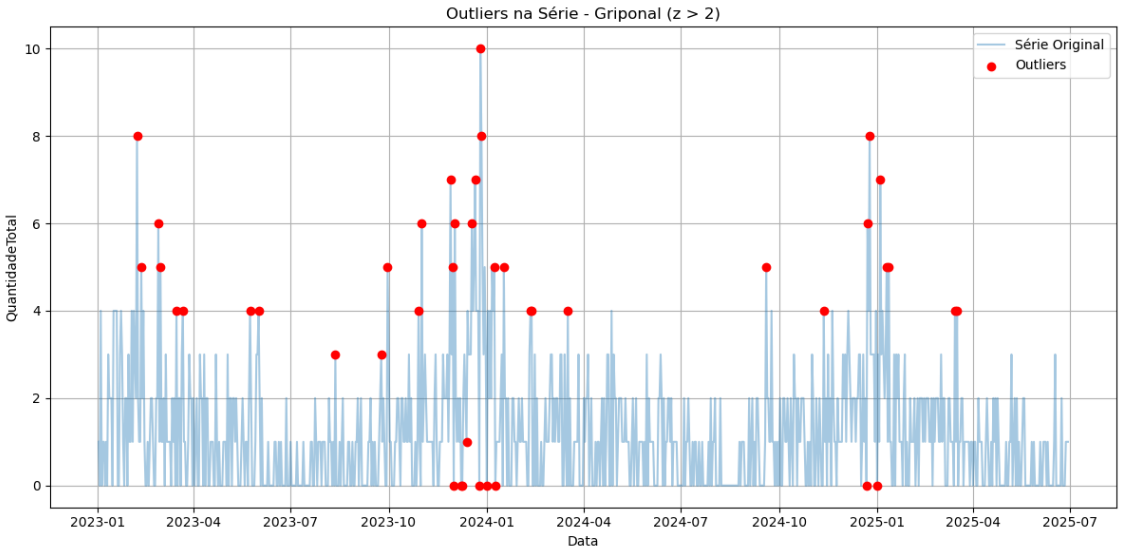


Figura 3.5 - *Outliers* na série temporal do produto Griponal (2023–2025)

A metodologia permitiu identificar vários pontos anómalos, os quais podem refletir fenómenos reais, como surtos sazonais ou ruturas de stock, ou erros de registo. Para garantir maior robustez dos modelos, os valores *outliers* foram corrigidos através de interpolação linear, substituindo cada valor anómalo pela média dos pontos imediatamente anterior e posterior.

A Figura 3.6 demonstra o processo de correção aplicado à série do Griponal, contrastando os valores originais e corrigidos. A informação consolidada sobre o número de outliers e a técnica adotada em cada produto encontra-se disponível no anexo D.

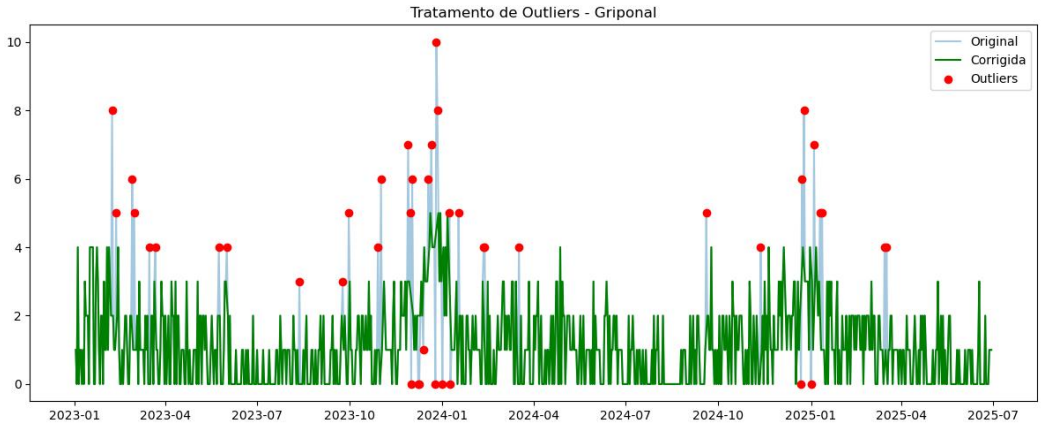


Figura 3.6 - Tratamento de outliers do produto Griponal (2023–2025) por interpolação linear

Desta forma, as séries temporais utilizadas na modelação encontram-se livres de distorções pontuais, preservando os padrões reais de comportamento.

3.7 Variáveis exógenas

A criação de variáveis adicionais constitui uma etapa essencial na preparação de dados, sobretudo quando se pretende comparar modelos de *machine learning* com modelos de séries temporais.

Os algoritmos de séries temporais (ETS e Prophet) foram ajustados apenas com base nos registos históricos de vendas, sendo que, no caso do Prophet, a incorporação de feriados é assegurada pelo próprio algoritmo. Enquanto os modelos de *ML* e *DL* (Random Forest, XGBoost e CNN-LSTM) beneficiaram da introdução de variáveis exógenas, criadas com o intuito de enriquecer a capacidade preditiva e refletir padrões operacionais e sazonais do contexto farmacêutico.

Por um lado, sabe-se que, em regra, as farmácias comunitárias não registam vendas em feriados ou fins de semana. Por outro lado, determinadas estações do ano estão associadas a maior incidência de sintomas ou doenças que influenciam diretamente o consumo de medicamentos específicos. Assim, foram construídas as seguintes variáveis:

- Estações do ano: variáveis binárias que indicam se a observação pertence a determinada estação (por exemplo, *season_inverno = 1*);
- Fim de semana: variável binária que identifica sábados e domingos (*FimSemana = 1*);
- Feriados: variável binária que assinala a ocorrência de feriados nacionais (*feriado = 1*);
- Lags: variáveis que incorporam o histórico recente das vendas, nomeadamente *lag7* e *lag30*, permitindo aos modelos captar padrões de curto e médio prazo.

Todas as variáveis foram implementadas no *notebook* desenvolvido em *Microsoft Fabric*, integradas no *dataframe* final de *machine learning* (*df_ml*) para treino dos algoritmos supervisionados.

3.8 Limpeza e Tratamento dos dados

A preparação dos dados teve como objetivo principal a construção de séries temporais contínuas, uniformes e livres de distorções que pudessem comprometer a modelação.

Para esse efeito, assegurou-se que todos os produtos apresentassem exatamente 912 observações correspondentes ao período de Janeiro de 2023 e Junho de 2025. Nos dias sem vendas,

foram introduzidos registos com valor zero, garantindo a consistência temporal e permitindo aos algoritmos captarem corretamente a ausência de procura.

Os valores atípicos detetados na componente residual foram corrigidos por interpolação linear, na seção 3.6, técnica que substitui valores extremos pela média dos pontos adjacentes, preservando os padrões de tendência e sazonalidade sem introduzir distorções artificiais.

Após estas operações, confirmou-se a inexistência de duplicações e incoerências nos registos, assegurando que a base de dados final apresenta integridade estrutural e fiabilidade analítica.

3.9 Reestruturação Temporal

A base de dados foi estruturada em frequência diária, preservando a granularidade original e permitindo capturar oscilações de curto prazo e padrões de sazonalidade semanais ou mensais.

Importa destacar que não foram incorporadas variáveis externas adicionais para além das derivadas na seção 3.7, assegurando a consistência experimental e evitando fatores não disponíveis de forma regular no contexto operacional da farmácia.

No que respeita à divisão temporal dos dados, foram seguidas estratégias diferenciadas consoante a natureza dos algoritmos.

Para os modelos de séries temporais, (ETS e Prophet), adotou-se a separação clássica em treino e teste, aplicando o horizonte de previsão diretamente sobre observações não usadas na estimação. Dada a capacidade destes modelos de estimar automaticamente a tendência, sazonalidade e ruído, não se introduziu um período de validação intermédio.

Nos modelos de *ML* e *DL* definiram-se três subconjuntos: treino, validação e teste. O treino iniciou-se em Fevereiro de 2023, dado que a construção das variáveis *lag7* e *lag30* exige a existência de observações anteriores. O mês de Junho de 2025 foi usado como conjunto de validação, permitindo a afinação de hiperparâmetros e a mitigação do risco de *overfitting*. Enquanto, o mês de Julho de 2025 foi considerado como conjunto de teste, avaliando o desempenho dos modelos em condições de previsão realista.

Após a estimação de cada modelo, os resultados obtidos foram avaliados individualmente com base em métricas estatísticas e comparados com os valores reais de Julho de 2025, numa validação *out-of-sample* que reforça a fiabilidade preditiva.

Em síntese, o processo de reestruturação temporal resultou em séries diárias completas, consistentes e devidamente segmentadas para treino, validação e teste, assegurando condições adequadas para a aplicação das diferentes técnicas de previsão. Esta base constitui o ponto de partida para a fase seguinte do projeto, dedicada ao desenvolvimento de abordagens estatísticas e algoritmos de *ML*.

3.10 Metodologia de Modelação

A seleção dos modelos de previsão foi orientada por três critérios principais:

i. evidências da literatura;
ii. características intrínsecas do conjunto de dados em estudo;
iii. objetivos estratégicos definidos pela REDE CLARO.

Do ponto de vista académico, a revisão da literatura (Capítulo 2) evidencia que os modelos clássicos, como os métodos de suavização exponencial ou ARIMA, permanecem úteis em contextos estáveis e de baixo custo computacional, mas apresentam limitações em ambientes marcados por elevada variabilidade, sazonalidade não linear e ocorrência frequente de *outliers*.

Por sua vez, algoritmos de *machine learning* e *deep learning* demonstraram superioridade na captura de padrões complexos e na integração de variáveis exógenas, embora a um custo acrescido em termos de recursos computacionais e interpretabilidade.

Relativamente ao conjunto de dados, identificaram-se fortes componentes sazonais, presença de *outliers* e diferenças significativas de variabilidade entre os cinco produtos mais vendidos. Estas características reforçam a necessidade de recorrer a modelos adaptativos e flexíveis, capazes de lidar com padrões irregulares sem dependência de pressupostos estatísticos rígidos, como estacionariedade ou normalidade. A próxima secção apresenta em detalhe os modelos selecionados e a respetiva implementação.

4. Modelos e Resultados

4.1 Seleção dos algoritmos

Em alinhamento com o objetivo do projeto, foram selecionados modelos de diferentes níveis de complexidade, de modo a evidenciar o valor acrescido da aplicação de técnicas mais sofisticadas:

- ETS - modelo estatístico clássico, simples e interpretável
- Prophet - abordagem intermédia, desenhada para contextos de negócio, capaz de incorporar sazonalidades múltiplas.
- Random Forest e XGBoost - algoritmos de *machine learning* baseados em árvores, adequados para capturar relações não lineares e integrar variáveis exógenas.
- CNN-LSTM - algoritmos de *deep learning*, representando uma abordagem mais complexa e avançada, com potencial para captar padrões locais e dependências de longo prazo.

4.2 Modelos de Séries Temporais

Tal como referido no Capítulo 3, as séries temporais foram previamente tratadas para garantir consistência estrutural, através da inserção de valores zero nos dias sem vendas, da interpolação linear dos *outliers* e da uniformização da granularidade. Estas operações asseguraram dados consistentes e aptos a captar corretamente as dinâmicas de tendência e sazonalidade.

Para ambas os modelos estatísticos (ETS e Prophet) definiu-se uma divisão dos dados em dois subconjuntos: treino, abrangendo o período de Janeiro de 2023 a Junho de 2025, e teste, correspondente ao mês de Julho de 2025.

Importa salientar que o MAPE tende apresentar valores mais elevados em previsões diárias, dado que pequenas variações absolutas em dias de baixa procura geram desvios percentuais acentuados. Em contrapartida, quando a análise é agregada a uma granularidade mensal, estes desvios compensam-se, resultando em métricas mais estáveis e representativas do desempenho real do modelo.

4.2.1 ETS

O modelo Exponential Smoothing (ETS) é uma técnica clássica de previsão de séries temporais amplamente utilizada no contexto empresarial pela sua simplicidade e capacidade de captar padrões regulares. Este modelo decompõe a série temporal em três componentes (nível, tendência e sazonalidade), que, no presente estudo, foram considerados em versão aditiva.

O ETS foi aplicado aos cinco produtos mais vendidos, considerando dois ciclos sazonais: 7 dias (semanal) e 30 dias (mensal). A escolha baseou-se na análise da seção 3.6, que evidenciou padrões semanais, associados a oscilações de procura de curto prazo, e padrões mensais, alinhados com a gestão de encomendas da REDE CLARO.

O critério de seleção da periodicidade foi baseado no menor RMSE obtido em cada série histórica. A Tabela 4.1 apresenta a comparação entre as duas periodicidades, bem com a escolha final da por produto.

Tabela 4.1 - RMSE do ETS com sazonalidade semanal vs mensal (por produto)

Produto	RMSE semanal	RMSE mensal	Escolha
Ben-u-ron	2,33	2,35	Semanal
Brufen	1,21	1,19	Mensal
Griponal	0,96	0,95	Mensal
Tromalyt	1,43	1,43	Mensal
Voltaren	0,99	0,97	Mensal

Posteriormente, o desempenho do ETS foi avaliado com base nas métricas MAE, RMSE e MAPE, resumidas na Tabela 4.2.

Tabela 4.2 - Desempenho do ETS em termos de MAE, RMSE e MAPE

Produto	MAE	RMSE	MAPE
Ben-u-ron	1,655	2,290	50,329
Brufen	0,963	1,313	40,600
Griponal	0,546	0,739	76,190
Tromalyt	1,081	1,253	42,080
Voltaren	1,052	1,301	48,099

A Figura 4.1 ilustra a previsão do produto Griponal, onde ETS apresentou o melhor desempenho global (MAE=0,546; RMSE=0,739. As previsões completas dos restantes produtos encontram-se no anexo E.

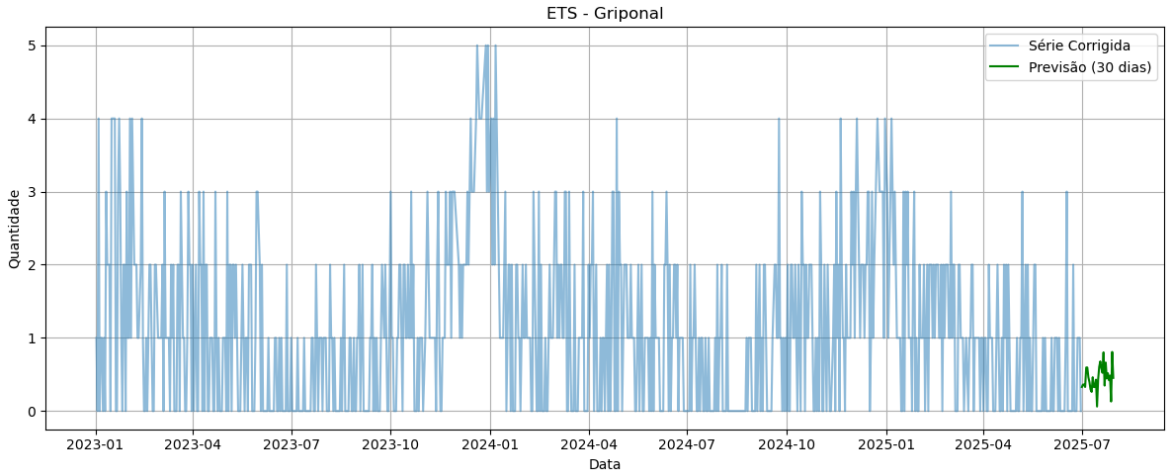


Figura 4.1 - Previsão do ETS para o produto Griponal

De forma global, o ETS revelou-se um modelo estatístico robusto e de fácil interpretação, contudo, apresenta limitações em séries com elevada variabilidade e picos abruptos, como o Griponal (MAPE ≈ 76%). Nestes casos, o modelo tende a suavizar excessivamente as flutuações, o que justifica a exploração de abordagens mais flexíveis, como o Prophet, capazes de lidar com múltiplas sazonalidades e irregularidades mais marcadas.

4.2.2 Prophet

O Prophet é um modelo de séries temporais concebido para contextos de negócio, cuja principal vantagem reside na capacidade de modelar tendências não lineares com múltiplos componentes sazonais e de incorporar facilmente variáveis exógenas, como feriados ou eventos específicos.

No presente estudo, o Prophet foi parametrizado com crescimento linear, sazonalidade aditiva semanal e mensal, e a inclusão dos feriados nacionais portugueses como variáveis adicionais (Anexo G). Esta configuração permitiu avaliar de que forma a combinação de diferentes periodicidades e eventos exógenos poderia melhorar a capacidade preditiva das séries analisadas. A Tabela 4.3 apresenta os resultados do Prophet para os cinco produtos em estudo.

Tabela 4.3 - Desempenho do Prophet em termos de MAE, RMSE e MAPE

Produto	MAE	RMSE	MAPE
Ben-u-ron	1,585	2,216	49,728
Brufen	1,005	1,267	42,782
Griponal	0,617	0,750	54,446
Tromalyt	1,119	1,273	60,786
Voltaren	1,054	1,300	46,621

Os resultados evidenciam um desempenho heterogéneo entre os produtos. Em termos de MAE e RMSE, o Prophet mostrou-se competitivo, face ao ETS. No entanto, o MAPE revelou diferenças significativas:

- Brufen (≈ 43%) e Voltaren (≈ 47%) apresentaram previsões fiéis, com desvios percentuais moderados;
- Ben-u-ron (≈ 50%) registou um erro intermédio, evidenciando boa adequação global, mas ainda com limitações na captura de flutuações pontuais;
- Griponal (≈ 54%) e Tromalyt (≈ 61%) demonstraram maior dificuldade de previsão, refletindo a variabilidade irregular observada na análise exploratória.

Estes resultados confirmam que o Prophet é mais robusto em séries estáveis, mas menos eficaz em séries irregulares, onde os picos de procura não são explicados por sazonalidade simples.

A Figura 4.2 ilustra a previsão do Prophet para o produto Brufen, que registou um dos desempenhos mais consistentes. As restantes previsões encontram-se disponíveis no anexo F.

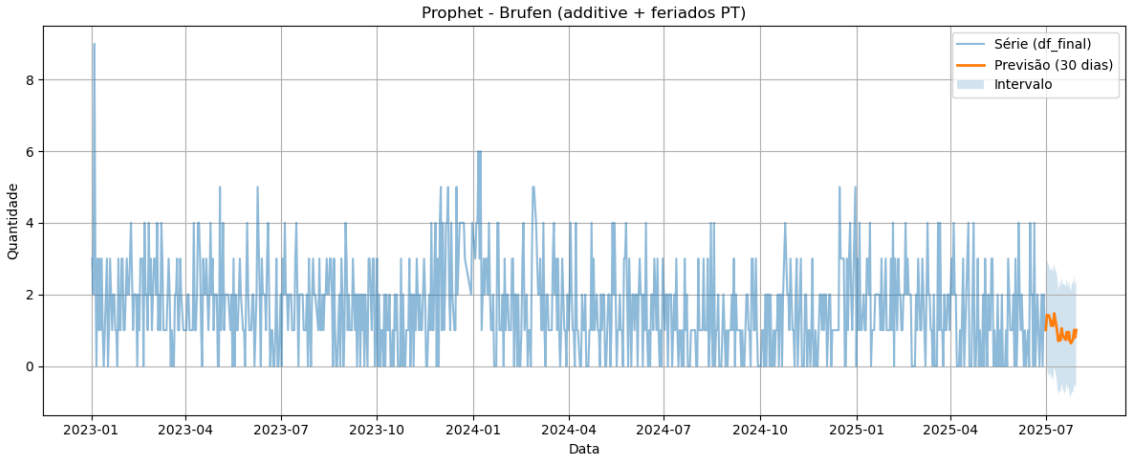


Figura 4.2 - Previsão do Prophet para o produto Brufen

De forma global, o Prophet demonstrou flexibilidade e robutez, particularmente em séries com padrões regulares. No entanto, revelou limitações em séries com elevada irregularidade, onde os picos de procura não são facilmente explicados por sazonalidade ou feriados.

4.3 Modelos de Machine Learning e Deep Learning

Ao contrário dos modelos de séries temporais clássicos (ETS e Prophet), os algoritmos de *ML* foram aplicados sobre um conjunto de dados enriquecido com variáveis adicionais, detalhadas na seção 3.7. Estas incluem indicadores temporais (como fim de semana e estação do ano) e variáveis de defasagem (*lag features*) com janelas de 7 e 30 dias, permitindo captar padrões complexos de procura que não seriam detetáveis apenas a partir da série histórica.

A amostra foi dividida em três subconjuntos: treino (Fevereiro de 2023 a Maio de 2025), validação (Junho de 2025) e teste (Julho de 2025), conforme detalhado na seção 3.9. Esta estrutura permitiu um ajuste rigoroso dos hiperparâmetros na fase de validação antes da avaliação final em dados de teste.

No conjunto de teste, as variáveis de defasagem foram geradas com base nas próprias previsões dos modelos, o que pode originar propagação e acumulação de erro ao longo do horizonte de previsão. Embora constitua uma limitação, esta abordagem reflete as condições reais de utilização, em que previsões anteriores servem de input para estimar períodos subsequentes.

Os modelos analisados incluem dois algoritmos baseados em árvores de decisão (Random Forest e XGBoost) e um algoritmo de *deep learning* (CNN-LSTM), descritos nas subseções seguintes.

4.3.1 *Random Forest*

O Random Forest é um algoritmo de *ensemble learning* baseado em múltiplas árvores de decisão, que combina previsões de diferentes modelos para reduzir variância e aumentar a robustez. A sua aplicação em previsão de séries temporais enriquecidas com variáveis exógenas tem-se mostrado eficaz, sobretudo em contextos com relações não lineares entre variáveis e presença de ruído nos dados.

No presente estudo, o Random Forest foi desenvolvido com os seguintes parâmetros:

- n_estimators = 200
- max_depth = 10
- random_state = 42
- n_jobs = -1

Tabela 4.4 - Desempenho do Random Forest em termos de MAE, RMSE e MAPE

Produto	MAE	RMSE	MAPE
Ben-u-ron	1,841	2,323	72,520
Brufen	1,079	1,292	54,262
Griponal	0,687	0,835	63,480
Tromalyt	1,141	1,370	48,752
Voltaren	1,037	1,235	43,872

Os resultados revelam um desempenho heterogéneo entre os diferentes medicamentos. Em termos de erro percentual absoluto (MAPE), destacaram-se:

- Voltaren (≈ 44%) e Tromalyt (≈ 49%), que registaram os melhores desempenhos, evidenciando previsões relativamente consistentes;

- Brufen (≈ 54%) e Griponal (≈ 63%), que apresentaram níveis intermédios de erro, refletindo maior variabilidade da procura;
- Ben-u-ron (≈ 73%), que registou o pior desempenho, confirmando as dificuldades já identificadas na análise exploratória (Cap. 4.3), associadas a oscilações mais acentuadas e menos previsíveis.

A Figura 4.3 apresenta a previsão para o produto Voltaren, que registou o menor erro percentual entre os cinco avaliados. As restantes previsões encontram-se no anexo H.

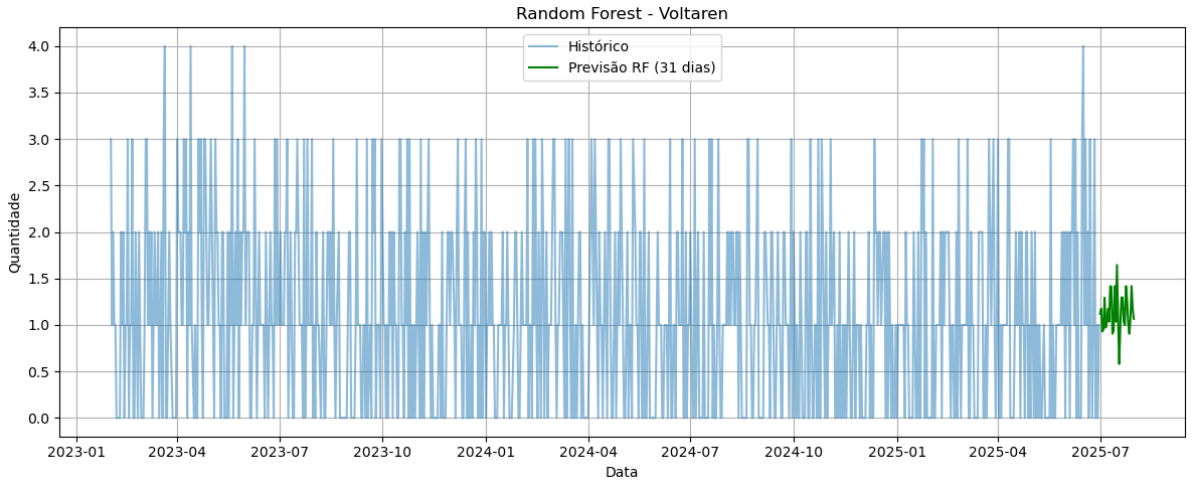


Figura 4.3 - Previsão do Random Forest para o produto Voltaren

De forma geral, o Random Forest demonstrou boa capacidade para modelar padrões complexos e não lineares, captando parte da sazonalidade implícita nas variáveis exógenas. No entanto, a sua performance foi condicionada em produtos com maior irregularidade, como o Ben-u-ron, onde a acumulação de erro em *lags* sucessivos reduziu a precisão das previsões.

4.3.2 *XGBoost*

O XGBoost é um algoritmo baseado em árvores de decisão que utiliza a técnica de *boosting* para melhorar o desempenho preditivo. O seu princípio assenta no treino sequencial de múltiplas árvores de decisão, em que cada nova árvore procura corrigir os erros cometidos pelas anteriores. Esta abordagem permite reduzir enviesamento e variância, originando modelos mais robustos e precisos, particularmente eficazes em contextos com padrões complexos e dados ruidosos.

No presente estudo, o XGBoost foi parametrizado com os seguintes valores**:**

- n_estimators = 300
- learning_rate = 0,05
- max_depth = 6
- subsample = 0,8
- colsample_bytree = 0,8
- random_state = 42
- n_jobs = -1

Tabela 4.5 - Desempenho do XGBoost em termos de MAE, RMSE e MAPE

Produto	MAE	RMSE	MAPE
Ben-u-ron	1,795	2,309	69,759
Brufen	1,154	1,416	58,143
Griponal	0,666	0,815	65,025
Tromalyt	1,173	1,418	52,867
Voltaren	1,054	1,251	44,342

Os resultados demonstram que o XGBoost apresentou um desempenho competitivo, ainda que também com diferenças assinaláveis entre os produtos. Em termos de erro percentual (MAPE):

- Voltaren (≈ 44%) e Tromalyt (≈ 53%) registaram os melhores resultados, mostrando previsões consistentes;
- Brufen (≈ 58%) e Griponal (≈ 65%) situaram-se num patamar intermédio, refletindo maior dificuldade em capturar a variabilidade diária;
- Ben-u-ron (≈ 70%) manteve-se como o mais desafiante, com previsões menos precisas, em linha com o verificado noutros modelos.

A Figura 4.4 apresenta a previsão do XGBoost para o produto Voltaren, que obteve o melhor desempenho entre os cinco medicamentos. As restantes previsões encontram-se no anexo I.

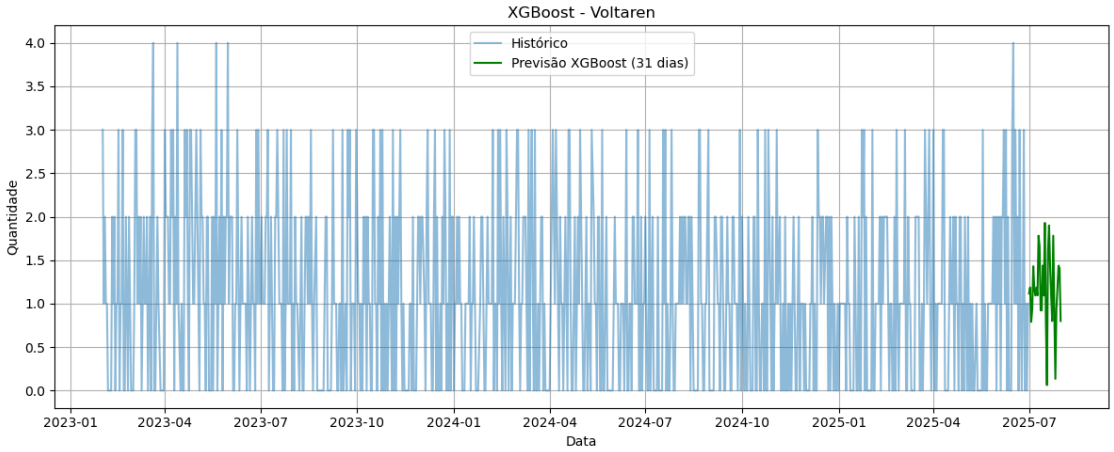


Figura 4.4 - Previsão do XGBoost para o produto Voltaren

De forma geral, o XGBoost demonstrou maior capacidade de ajuste em comparação com o Random Forest, beneficiando da natureza iterativa do *boosting*. Ainda assim, verificou-se a mesma limitação estrutural associada à utilização de *lags* sucessivos no conjunto de teste, que pode conduzir à propagação de erros.

4.3.3 *CNN-LSTM*

O CNN-LSTM combina duas arquiteturas de *deep learning* amplamente utilizadas: redes convolucionais (CNN) e redes de memória de longo prazo (LSTM). As CNNs são eficazes na extração automática de padrões locais em sequências temporais, enquanto as LSTM são adequadas para captar dependências de longo prazo em séries com forte componente temporal. A combinação das duas abordagens permite conjugar a identificação de padrões locais com a memória contextual de maior alcance, sendo particularmente relevante em séries temporais com elevada variabilidade.

No presente estudo, foi definida uma arquitetura CNN-LSTM com uma janela temporal de 30 dias como *input*. A rede foi estruturada com uma camada convolucional de 64 filtros (*Conv1D*, *kernel_size* = 3, *activation* = ReLU), seguida de uma camada de *max pooling* (pool_size = 2) para redução dimensional. Seguiu-se uma camada LSTM com 64 unidades, configurada para não devolver sequências, e uma camada de Dropout (0,2) para mitigação de *overfitting*. A saída foi gerada através de uma camada densa com um único neurónio. O modelo foi treinado com 50 épocas (epochs = 50), tamanho de batch = 16, otimizador Adam e função de perda MSE (mean squared error).

Tabela 4.6 - Desempenho do CNN-LSTM em termos de MAE, RMSE e MAPE

Produto	MAE	RMSE	MAPE
Ben-u-ron	1,972	2,514	72,097
Brufen	1,086	1,465	58,249
Griponal	0,615	0,862	87,487
Tromalyt	1,273	1,512	72,230
Voltaren	1,206	1,532	65,425

Os resultados do CNN-LSTM evidenciam uma maior instabilidade em comparação com os algoritmos baseados em árvores. Apesar de o modelo captar relações temporais complexas, verificaram-se erros percentuais elevados em quase todos os produtos:

- Griponal (≈ 87%), Tromalyt (≈ 72%) e Voltaren (≈ 65%) registaram desempenhos insatisfatórios, revelando limitações na captura de padrões irregulares;
- Ben-u-ron (≈ 72%) apresentou igualmente dificuldades, confirmando a sua maior variabilidade;
- Brufen (≈ 58%) destacou-se como o melhor resultado dentro do conjunto, embora ainda com valores de erro superiores aos obtidos por outros modelos.

A Figura 4.5 ilustra a previsão para o produto Brufen, que apresentou o desempenho mais consistente dentro do CNN-LSTM. As restantes previsões encontram-se no anexo J.

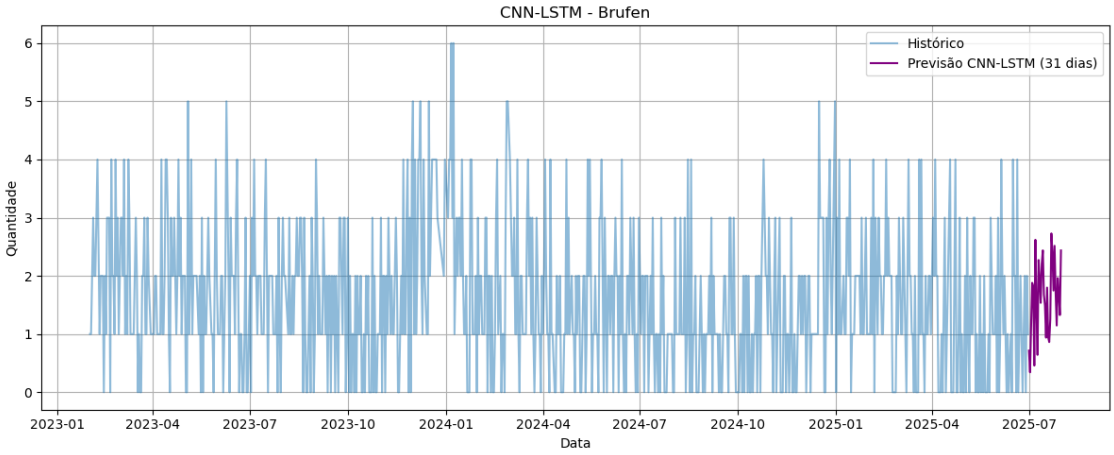


Figura 4.5 - Previsão do CNN-LSTM para o produto Brufen

De forma geral, o CNN-LSTM demonstrou potencial teórico elevado, mas com resultados práticos limitados no presente contexto. A sua menor eficácia pode estar relacionada com a curta dimensão do histórico de treino e com a elevada variabilidade diária, que dificulta a aprendizagem de padrões consistentes. Apesar das limitações, este modelo acrescenta valor ao estudo ao evidenciar as restrições de arquiteturas mais complexas em cenários de dados reais e restritos.

4.4 Resultados e Discussão Preliminar

A análise individual dos modelos permitiu identificar padrões comuns, pontos fortes e limitações antes da comparação sistemática que será apresentada no Capítulo 5.

Nos modelos estatísticos, o ETS destacou-se pela simplicidade e fácil interpretação, captando a tendência geral das séries, mas suavizando picos de procura e perdendo precisão em momentos críticos. O Prophet revelou maior flexibilidade na incorporação de sazonalidades, apresentando melhor desempenho em séries estáveis. Contudo, ambos registaram valores de MAPE elevados, consequência da granularidade diária, que amplifica erros percentuais em dias de baixa procura.

Nos modelos de *ML*, o Random Forest captou bem relações não lineares, embora tenha sido penalizado pela acumulação de erros nas variáveis de defasagem. O XGBoost, beneficiando do *boosting*, apresentou resultados mais consistentes, confirmando maior capacidade de ajuste. Ambos dependeram fortemente das variáveis temporais e de *lag features* na explicação da procura.

O CNN-LSTM, apesar de mais complexo, teve desempenho inferior e instável. A curta extensão das séries e a elevada variabilidade diária limitaram a aprendizagem de padrões consistentes. Acresce a reduzida interpretabilidade, que compromete a sua aplicabilidade prática.

De forma transversal, observou-se desempenho heterogéneo entre produtos: Griponal e Ben-u-ron mostraram maior dificuldade de previsão devido à irregularidade da procura, enquanto Brufen, Voltaren e Tromalyt apresentaram resultados mais consistentes.

Em síntese, os resultados indicam que maior complexidade do modelo não implica melhor desempenho. A adequação depende da estabilidade e previsibilidade da série em análise. No capítulo seguinte procede-se à comparação e discussão integradas dos resultados obtidos.

5. Comparação e Discussão de Resultados

5.1 Avaliação e comparação de modelos

A fase de avaliação teve como objetivo comparar o desempenho dos cinco modelos desenvolvidos, de modo a identificar aquele que melhor se adequa às características das séries de vendas analisadas.

A comparação baseou-se em três métricas de erro (MAE, RMSE e MAPE), assegurando a consistência entre medidas absolutas e relativas. Para a seleção do modelo mais eficaz considerou-se principalmente o MAPE, pela sua capacidade de comparação entre produtos com diferentes escalas de vendas, complementada pela análise do MAE e do RMSE sempre que se registaram diferenças marginais. A Tabela 5.1 sintetiza os algoritmos que obtiveram o melhor desempenho em cada produto.

Tabela 5.1 - *Algoritmos com melhor desempenho por produto e métrica*

Produto	Melhor MAE	Melhor RMSE	Melhor MAPE
Ben-u-ron	Prophet	Prophet	Prophet
Brufen	ETS	Prophet	ETS
Griponal	CNN-LSTM	ETS	Prophet
Tromalyt	ETS	ETS	ETS
Voltaren	Random Forest	Random Forest	Random Forest

A análise confirma que não existe um modelo universalmente superior. O Prophet destacou-se em produtos de maior sazonalidade, como o Ben-u-ron e o Griponal. O ETS revelou maior robustez em séries mais estáveis, como o Brufen e o Tromalyt. Enquanto o Random Forest apresentou melhor desempenho no Voltaren, evidenciando o potencial dos algoritmos de *ML* quando é possível explorar variáveis adicionais.

Apesar de não terem obtido o melhor desempenho global, o XGBoost e a CNN-LSTM apresentaram resultados competitivos, sendo provável que a maior complexidade da CNN-LSTM tenha conduzindo a fenómenos de *overfitting* em séries mais regulares.

Os resultados detalhados dos valores absolutos de MAE, RMSE e MAPE por produto e algoritmo encontram-se no anexo K.

5.2 Comparação com valores reais agregados

Complementarmente à análise diária, procedeu-se à comparação entre as vendas reais de Julho de 2025 e as previsões mensais agregadas de cada modelo.

Esta avaliação permite verificar que os erros diários, frequentemente amplificados no MAPE devido a variações em dias de baixa procura, se atenuam quando considerados em termos mensais. A Tabela 5.2 apresenta as vendas reais e as previsões agregadas por produto e algoritmo.

Tabela 5.2 - Vendas reais vs. previsões mensais (Julho de 2025)

Produto	Vendas Reais	ETS	Prophet	Random Forest	XGBoost	CNN-LSTM
Ben-u-ron	107	115	115	126	122	**113**
Brufen	33	**36**	30	40	38	45
Griponal	14	**14**	7	20	19	13
Tromalyt	47	**40**	35	41	42	30
Voltaren	35	29	28	**35**	36	49

Os resultados demonstram que, apesar dos desvios percentuais diários, as diferenças mensais entre previsões e valores reais é bastante mais reduzida.

O Ben-u-ron apresentou previsões muito próximas do valor real nos modelos ETS, Prophet e CNN-LSTM. No Griponal, apenas o ETS coincidiu com o valor real, enquanto o Prophet subestimou a procura e os modelos de *ML* tendencialmente sobrestimaram a procura. O Random Forest destacou-se no Voltaren, ao passo que o CNN-LSTM registou sobrestimação.

Para o Brufen e o Tromalyt, observaram-se discrepâncias mais significativas: o Prophet aproximou-se mais do valor real do Brufen, e todos os modelos subestimaram o Tromalyt, sobretudo o CNN-LSTM.

Em síntese, a análise mensal atenua a perceção do erro inflacionada pelo MAPE diário, proporcionado uma leitura mais realista do desempenho dos modelos e maior utilidade prática para a gestão de stock e planeamento de encomendas.

5.3 Análise do impacto económico

Para além da avaliação estatística, é essencial quantificar o impacto económico dos erros de previsão, convertendo o erro médio absoluto (MAE) em valor monetário. Os preços de venda ao público (PVP) utilizados correspondem aos praticados no mês de Julho de 2025, garantindo consistência com o período de teste.

A **Tabela 5.3** apresenta o impacto médio diário, que corresponde ao produto entre o MAE (embalagens/dia) e o PVP do medicamento.

Tabela 5.3 - Tradução do erro médio (MAE) em impacto económico diário

Produto	Melhor algoritmo	MAE	PVP (€)	Impacto médio diário (€)
Ben-u-ron	Prophet	1,5853	3,09	4,90
Brufen	ETS	0,9627	7,9	7,61
Griponal	Prophet	0,6172	10,95	6,76
Tromalyt	ETS	1,0808	2,86	3,09
Voltaren	Random Forest	1,0374	9,9	10,27

Apesar de os erros diários parecerem reduzidos, o seu impacto económico acumulado é significativo. Por exemplo, no caso do Ben-u-ron, um erro médio de 1,6 embalagens/dia traduz-se em cerca de 4,90 € de discrepância diária, o que acumulado durante um mês representa aproximadamente 150 €.

De forma semelhante, no Brufen, o erro médio diário foi de 0,96 embalagens, o que corresponde a cerca de 7,61 € por dia, revelando um impacto proporcionalmente elevado dado o valor unitário do produto. No Griponal, apesar de o erro médio ser inferior a uma embalagem por dia (0,62 embalagens), o elevado PVP do produto faz com que a discrepância económica atinja aproximadamente 7€ diários.

O Tromalyt registou um erro médio de 1,08 embalagens/dia, equivalente a 3,09 € em discrepância económica, valor inferior face aos restantes produtos, mas ainda relevante quando considerado de forma acumulada. Por fim, no Voltaren, o impacto é ainda mais evidente, um erro médio de 1,04 embalagem por dia corresponde a 10,27€ de divergência diária, ou mais de 300 € ao fim de um mês.

Estes valores são particularmente relevantes quando considerados em conjunto com a necessidade de manter níveis de stock adequados, evitando tanto ruturas como *overstock*. Assim, confirmam que a melhoria da acurácia dos modelos preditivos não tem apenas valor estatístico, mas traduz-se em ganhos operacionais tangíveis.

5.4. Recomendações e Implementação

A análise integrada dos resultados confirma que os modelos estatísticos, apesar da menor complexidade, apresentaram desempenho competitivo e elevada interpretabilidade, sendo adequados a séries regulares e de consumo contínuo. Enquanto os algoritmos de *ML* mostraram melhor capacidade de modelar padrões não lineares, sobretudo quando enriquecidos com variáveis temporais relevantes.

A escolha do modelo deve, portanto, equilibrar precisão e aplicabilidade prática. Em contextos operacionais como o da REDE CLARO, a robustez, a transparência e a facilidade de integração são tão relevantes quanto a minimização do erro estatístico.

5.4.1 Implementação dos modelos

A fase de implementação traduz os resultados preditivos em aplicações concretas no contexto da REDE CLARO. O desempenho dos algoritmos variou entre produtos, não existindo um modelo universalmente superior:

- ETS mostrou maior robustez em produtos de consumo contínuo e padrões estáveis (Tromalyt, Brufen);
- Prophet destacou-se em séries sazonais com picos regulares (Ben-u-ron, Griponal);
- Random Forest obteve melhor desempenho em produtos de utilização irregular (Voltaren).

A aplicação prática destas conclusões passa pela integração das previsões no sistema de apoio às encomendas, substituindo ou complementando a lógica determinística atual, e pela criação de *dashboards* que permitam comparar previsões e valores reais, bem como simular cenários de stock.

A validação mensal demonstrou que a agregação temporal das previsões reduz significativamente o erro face à análise diária, reforçando a adequação para o planeamento de encomendas. A análise económica evidenciou impactos mensais na ordem das dezenas de euros por produto, o que justifica a adoção do modelo.

5.4.2 Recomendações para a REDE CLARO

Com base nos resultados, apresentam-se as seguintes recomendações para a REDE CLARO:

- Adoção gradual dos modelos vencedores por produto

Implementar os algoritmos com melhor desempenho em cada produto, começando pelos cinco analisados e estendendo, progressivamente, a outros produtos com relevância comercial.

- Automatização do processo analítico

Desenvolver um *pipeline* que assegure a extração, tratamento e previsão de dados de forma recorrente, integrando as estimativas atualizadas no sistema de apoio às encomendas.

- Monitorização contínua

Estabelecer métricas de controlo (MAE, RMSE, MAPE) e proceder à sua monitorização mensal, de forma a detetar desvios e reajustar os modelos quando necessário.

- Escalabilidade na rede

Expandir a solução para outras farmácias parceiras, tendo em conta as suas especificidades de consumo e contexto operacional.

- Integração futura de variáveis externas

Considerar, em fases posteriores, a integração de variáveis, como campanhas promocionais, dados meteorológicos ou indicadores epidemiológicos, de modo a aumentar a acurácia das previsões.

Em síntese, a adoção dos modelos preditivos desenvolvidos representa uma oportunidade para modernizar o planeamento de encomendas, aumentar a eficiência operacional e reduzir perdas

económicas. A REDE CLARO reforçará assim o seu papel como parceiro estratégico das farmácias comunitárias, ao disponibilizar ferramentas analíticas de elevado valor acrescentado.

6. Conclusão e Trabalho Futuro

6.1 Resultados e contributos organizacionais

O presente estudo teve como objetivo desenvolver e avaliar modelos preditivos de vendas para os cinco produtos mais comercializados de uma farmácia parceira da REDE CLARO. Com recurso à metodologia CRISP-DM, estruturou-se todo o processo analítico, desde a compreensão do negócio até à formulação de recomendações aplicáveis ao contexto real, assegurando uma abordagem sistemática e replicável.

A análise revelou que não existe um modelo universalmente superior, sendo o desempenho dependente das características de cada produto e do respetivo padrão de consumo. O Prophet destacou-se nos produtos Ben-u-ron e Griponal (sazonalidade acentuada), o ETS revelou maior robustez nos produtos Brufen e Tromalyt (padrões estáveis), e o Random Forest apresentou melhor desempenho no Voltaren, evidenciando a capacidade dos algoritmos de *ML* para lidar com padrões de consumo irregulares e episódicos.

Verificou-se também que a granularidade temporal influencia fortemente a precisão preditiva. Embora as métricas revelem desvios percentuais mais elevados, a agregada mensal reduziu expressivamente o erro em todos os algoritmos, comprovando a adequação desta abordagem ao planeamento de encomendas e decisões operacionais.

A tradução dos erros médios em valores monetários confirmou a relevância prática as previsões obtidas. Diferenças médias de 1 e 2 unidades por produto podem representar entre 3 € e 10 €, ultrapassando 300 € mensais por produto. Estes valores evidenciam o potencial de poupança e otimização operacional associado à melhoria da acurácia preditiva.

A integração de modelos analíticos no sistema de apoio às encomendas da REDE CLARO demonstra ganhos tangíveis em eficiência, reduzindo ruturas e excesso de stock. Além disso, a adoção de modelos híbridos, que combinem previsões quantitativas com as regras de negócio existentes, constitui uma abordagem promissora para maximizar a utilidade prática das previsões.

Do ponto de vista estratégico, o estudo comprova a viabilidade da incorporação de ferramentas de *data science* nos processos de decisão da REDE CLARO. A criação de um pipeline analítico

reprodutível permite agora estender a solução a outras farmácias da rede, promovendo uma transição gradual para uma cultura organizacional orientada por dados.

Em termos académicos, este trabalho reforça a importância da comparação sistemática entre modelos estatísticas e de *ML*, em contextos reais, demonstrando que maior complexidade não garante melhor desempenho, salientado a importância de adequar a metodologia às características dos dados.

No plano organizacional, esta investigação contribui para a modernização do processo de previsão na REDE CLARO, oferecendo um protótipo aplicável ao contexto de farmácias comunitárias. A evidência empírica obtida comprova o valor acrescentado da ciência de dados na otimização de processos comerciais e na sustentabilidade do setor farmacêutico.

Em suma, o projeto atingiu plenamente os objetivos propostos, demonstrando que a previsão de vendas baseadas em dados reais constitui uma mais-valia científica e operacional. Conclui-se que *data science* aplicada ao setor farmacêutico comunitário pode transformar a tomada de decisões, promovendo eficiência, racionalização e sustentabilidade, e posicionando a REDE CLARO como líder na adoção de práticas analíticas no setor.

6.2 Limitações e trabalhos futuros

Apesar dos resultados alcançados, o estudo apresenta algumas limitações. A análise incidiu numa única farmácia e num conjunto restrito de produtos, o que limita a generalização dos resultados.

Além disso, as variáveis exógenas como condições meteorológicas, campanhas promocionais ou indicadores epidemiológicos não foram incluídas, podendo melhorar a capacidade explicativa dos modelos.

Com base nestas limitações, recomenda-se para investigações futuras:

- a extensão da análise a um maior número de farmácias e categorias de produtos;
- a integração de variáveis externas relevantes para o comportamento da procura;
- e o desenvolvimento de modelos híbridos, que combinem previsões quantitativas, regras de negócio e algoritmos de otimização de stock.

Referências bibliográficas

Alessa, A., Faezipour, M., & Machek, J. (2021). Empirical evaluation of alternative time-series models for COVID-19 forecasting in Saudi Arabia. *International Journal of Environmental Research and Public Health, 18*(10), 5256.

Casolaro, A., Capone, V., Iannuzzo, G., & Camastra, F. (2023). Deep learning for time series forecasting: Advances and open problems. *Information, 14*(11), 598.

Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. In Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD '16) (pp. 785–794). Association for Computing Machinery.

Breiman, L. Random Forests. Machine Learning 45, 5–32 (2001)

Burinskiene A. (2022). Forecasting model: The case of the pharmaceutical retail. *Frontiers in Medicine, 9, 582186.*

Falatouri, T., Darbanian, F., Brandtner, P., & Udokwu, C. (2022). Predictive analytics for demand forecasting: A comparison of SARIMA and LSTM in retail SCM. *Procedia Computer Science, 200*, 993–1003.

Gonçalves, J. N. C., Cortez, P., Carvalho, M. S., & Frazão, N. M. (2021). A multivariate approach for multi-step demand forecasting in assembly industries: Empirical evidence from an automotive supply chain. *Decision Support Systems, 142*, 113452.

Haque, M. S., Amin, M. S., & Miah, J. (2023). Retail demand forecasting: A comparative study for multivariate time series. *IEEE*.

Hyndman, R. J., Koehler, A. B., Snyder, R. D., & Grose, S. (2002). A state space framework for automatic forecasting using exponential smoothing methods. International Journal of Forecasting, 18(3), 439–454.

Iaousse, M., Jouilil, Y., Bouincha, M., & Mentagui, D. (2023). A comparative simulation study of classical and machine learning techniques for forecasting time series data. *International Journal of Online and Biomedical Engineering (iJOE), 19*(8).

Kazancoglu, Y., Birim, S., Kazancoglu, I., Mangla, S. K., & Kahraman, A. (2024). The derived demand for advertising expenses and implications on sustainability: A comparative study using deep learning and traditional *machine learning* methods. *Annals of Operations Research, 339*, 131–161.

Liu, H., & Vakharia, A. J. (2024). Optimizing supply chain management through BO-CNN-LSTM for demand forecasting and inventory management. *International Journal of Production Economics*.

Martins, J. P., Ramos, F. R., Pereira, M. T., Oliveira, M., & Ferreira, F. A. (2025). Development of a decision support system for freight forecasting.

Nguyen, T. T. H. (2023). Applications of artificial intelligence for demand forecasting. *Operations and Supply Chain Management, 16*(4), 424–434.

Purnamasari, E., Rachmawati, N., & Anggadini, S. D. (2023). Demand forecasting for improved inventory management in small and medium-sized businesses. *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANAPATI), 12*(1), 70–77.

Riad, M., Naimi, M., & Okar, C. (2024). Enhancing supply chain resilience through artificial intelligence: Developing a comprehensive conceptual framework for AI implementation and supply chain optimization. *Logistics, 8*(4), 111.

Rubio, L.; Gutiérrez-Rodríguez, A.J.; Forero, M.G (2021). EBITDA index prediction using exponential smoothing and ARIMA models. *Mathematics, 9, 2538*

Subramanian, B., Mishra, A., Venkatachalam, B., Mandala, G., Krishnan, N., & Srithar, S. (2025). Big data and fuzzy logic for demand forecasting in supply chain management: A data-driven approach. *Journal of Fuzzy Extension and Applications, 6*(2), 260–283.

Wang, R., Wang, T., Qian, Z., & Hu, S. (2023). A Bayesian estimation approach of random switching exponential smoothing with application to credit forecast. *Finance Research Letters, 58*, 104525.

Taylor, S. J., & Letham, B. (2018). Forecasting at scale. The American Statistician, 72(1), 37 45

Anexos

Anexo A

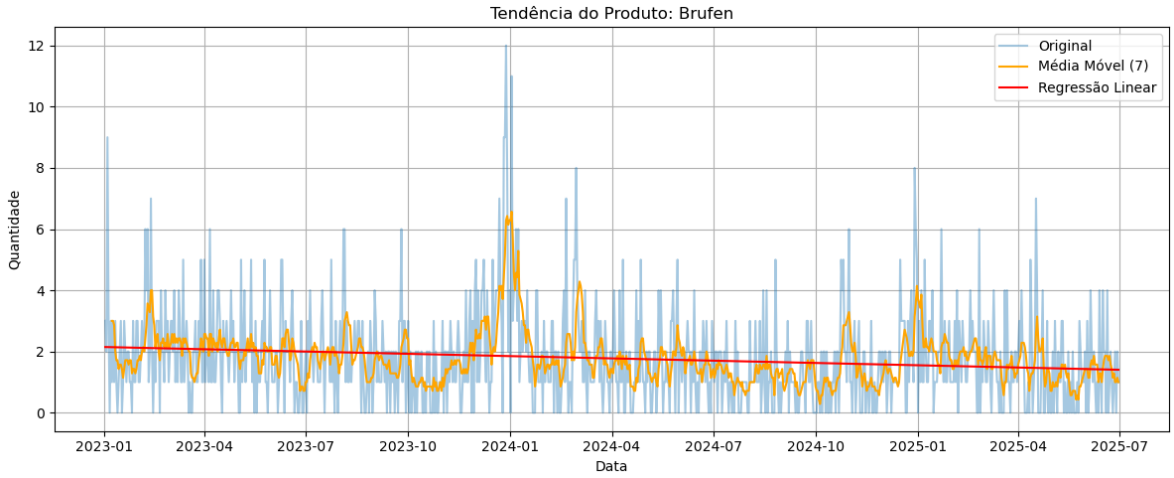


Figura A.1 - Tendência do produto Brufen (2023–2025) com média móvel e regressão linear

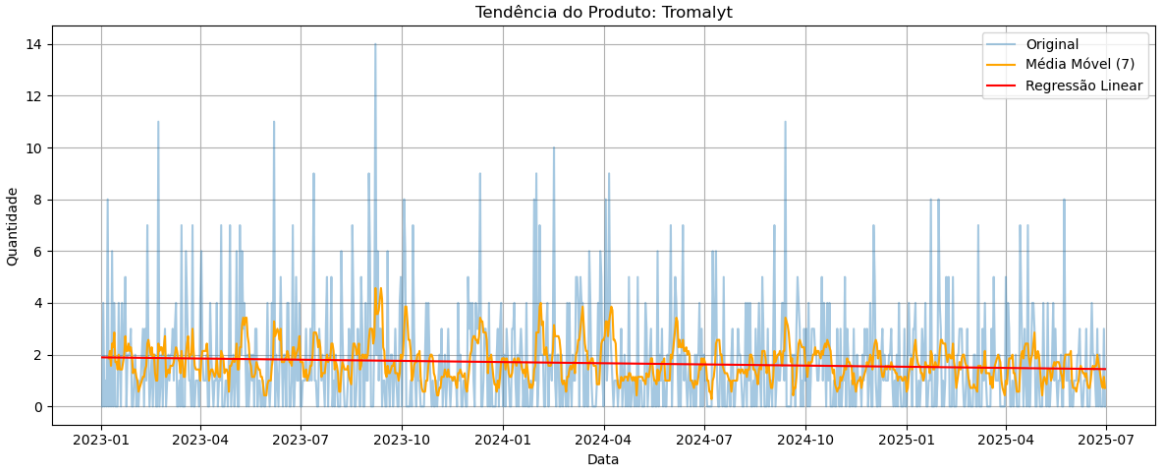


Figura A.2 - Tendência do produto Tromalyt (2023–2025) com média móvel e regressão linear

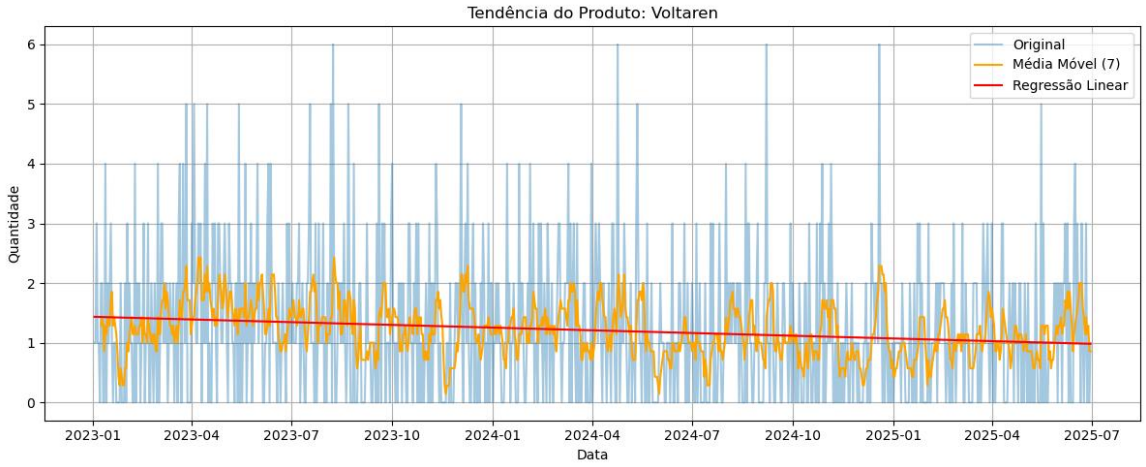


Figura A.3 - Tendência do produto Voltaren (2023–2025) com média móvel e regressão linear

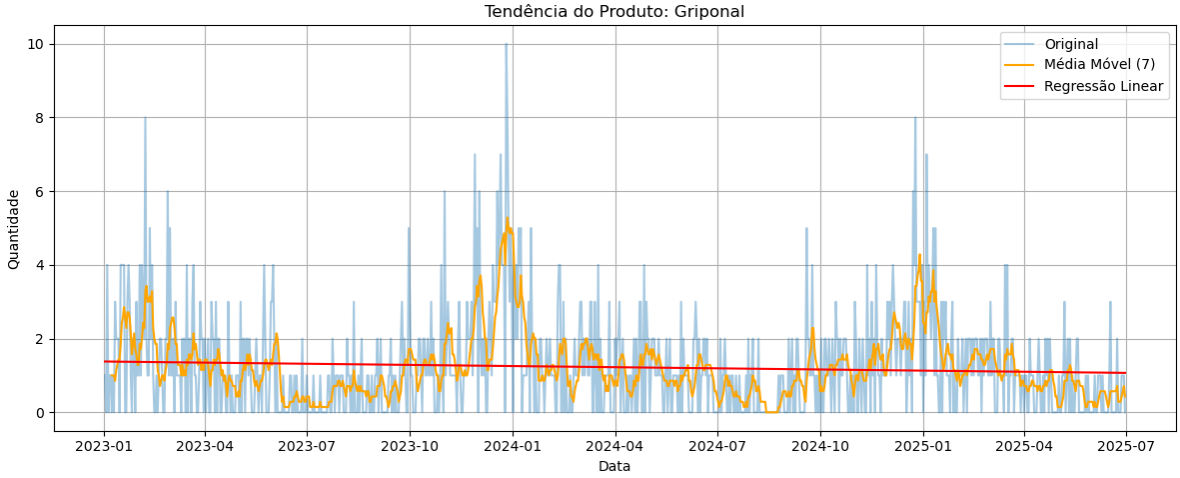


Figura A.4 - Tendência do produto Griponal (2023–2025) com média móvel e regressão linear

Anexo B

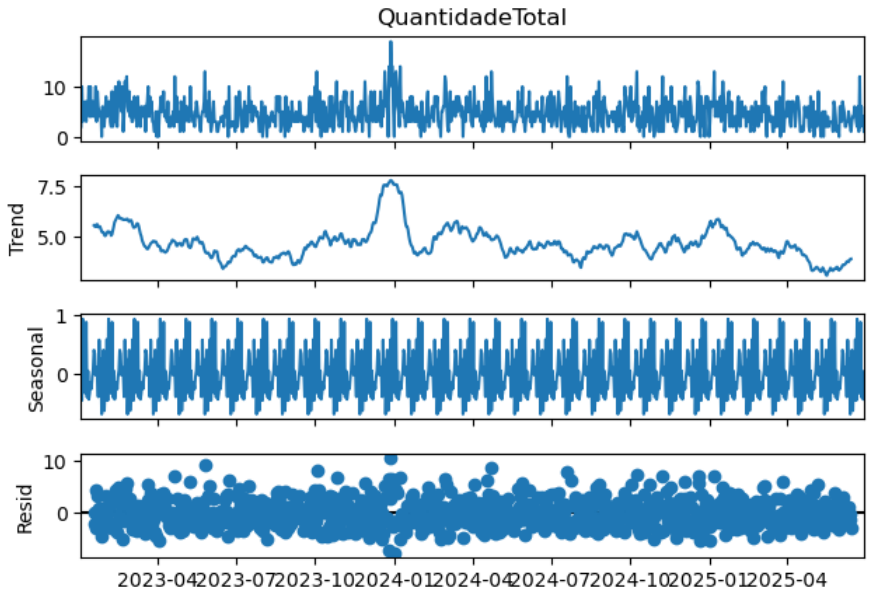


Figura B.1- Decomposição sazonal do produto Ben-u-ron (2023–2025)

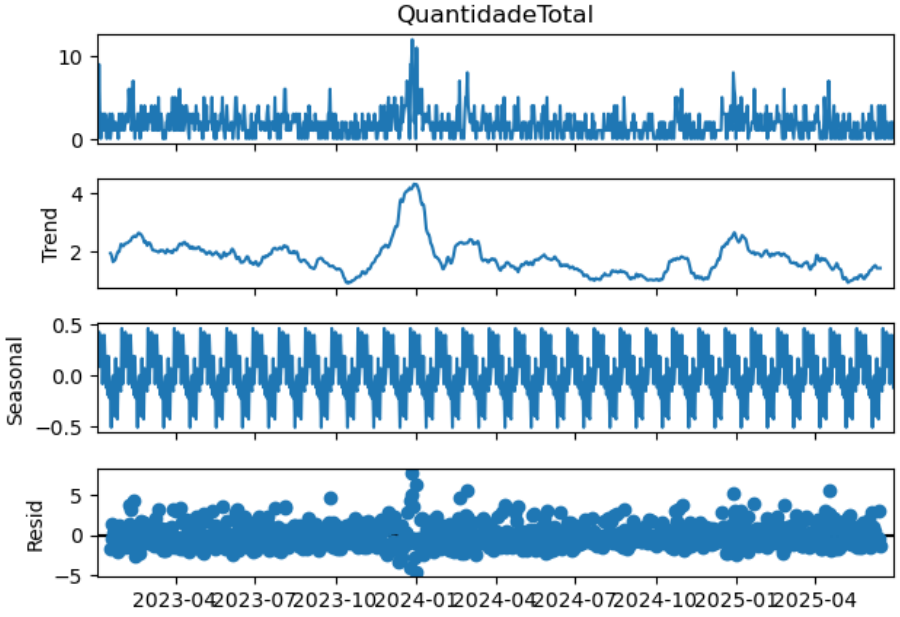


Figura B.2- Decomposição sazonal do produto Brufen (2023–2025)

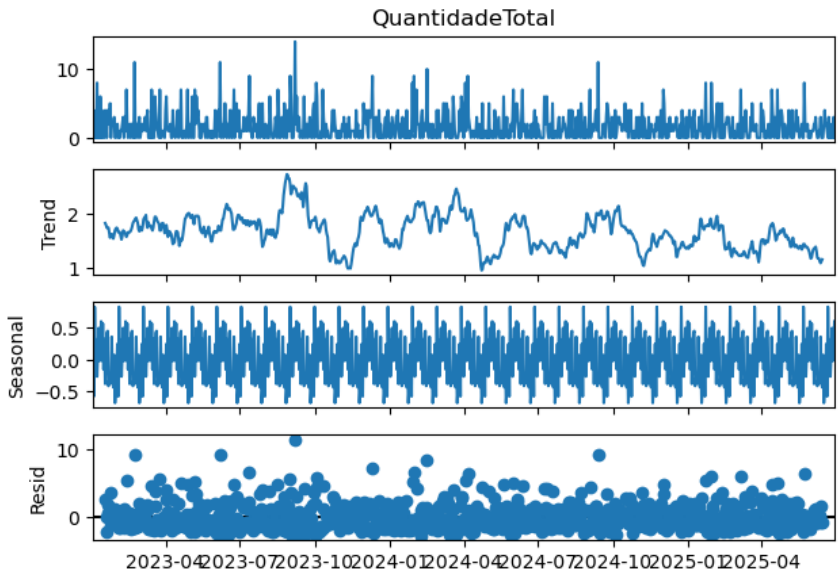


Figura B.3- Decomposição sazonal do produto Tromalyt (2023–2025)

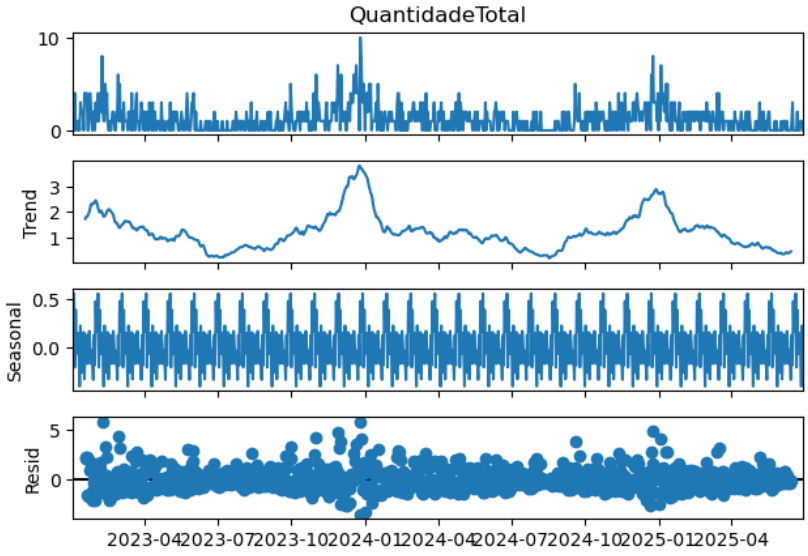


Figura B.4- Decomposição sazonal do produto Griponal (2023–2025)

Anexo C

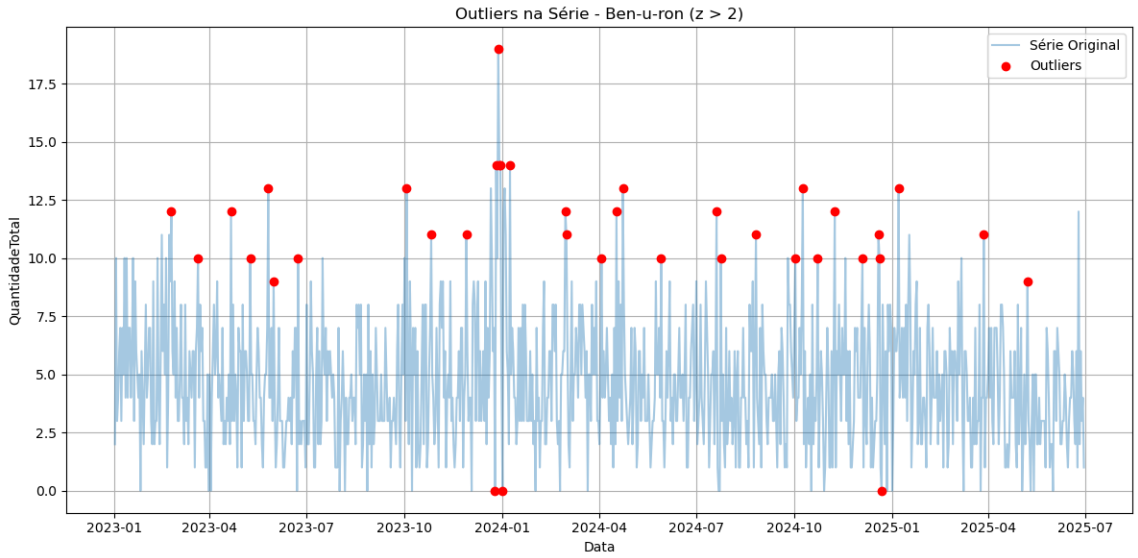


Figura C.1- Outliers na série temporal do produto Ben-u-ron (2023–2025)

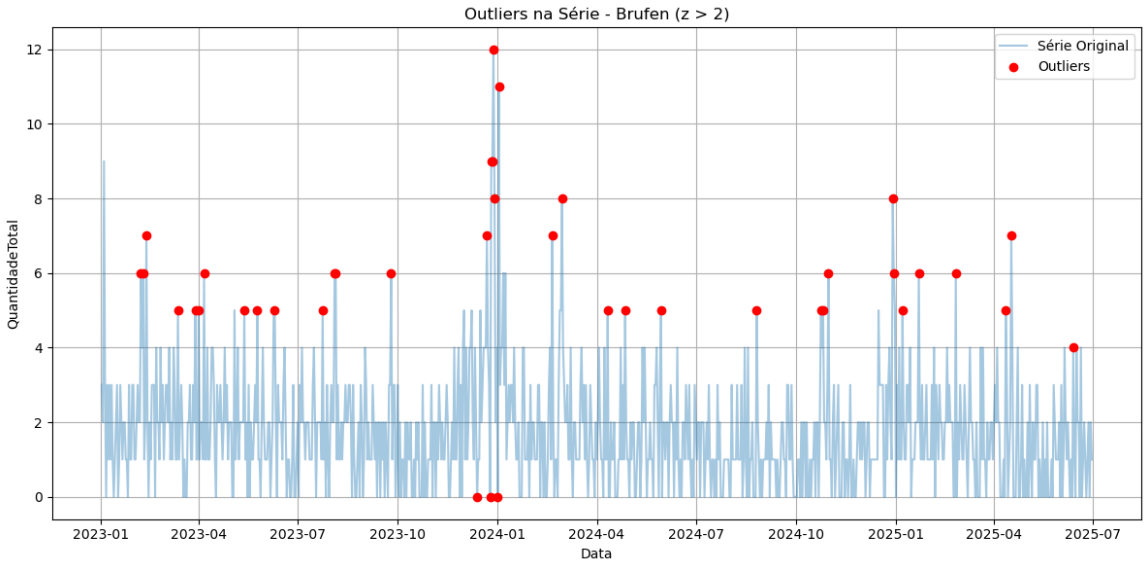


Figura C.2- Outliers na série temporal do produto Brufen (2023–2025)

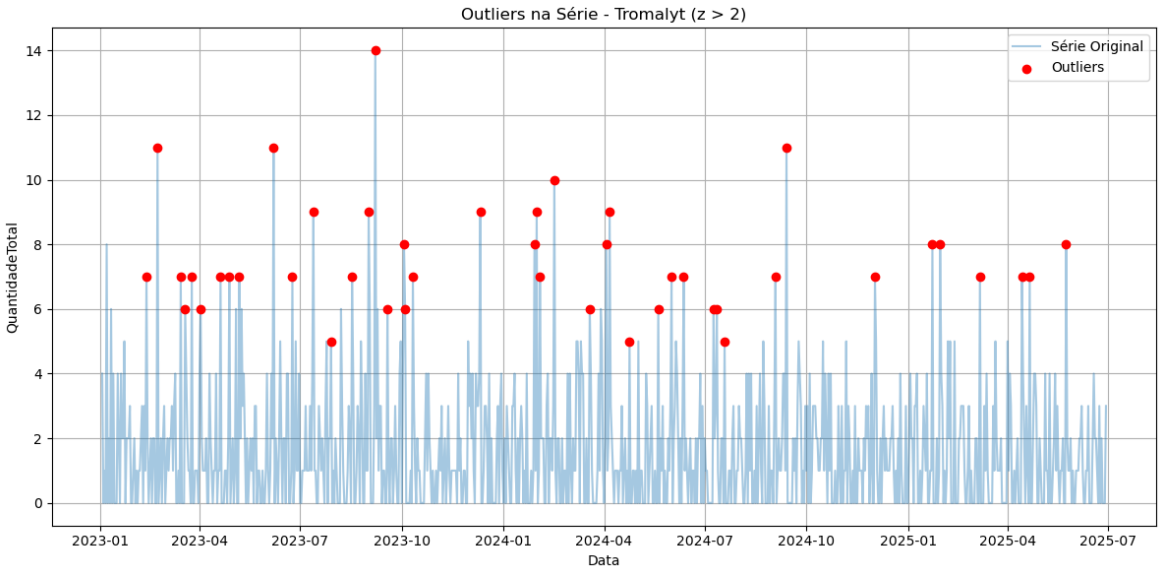


Figura C.3 - Outliers na série temporal do produto Tromalyt (2023–2025)

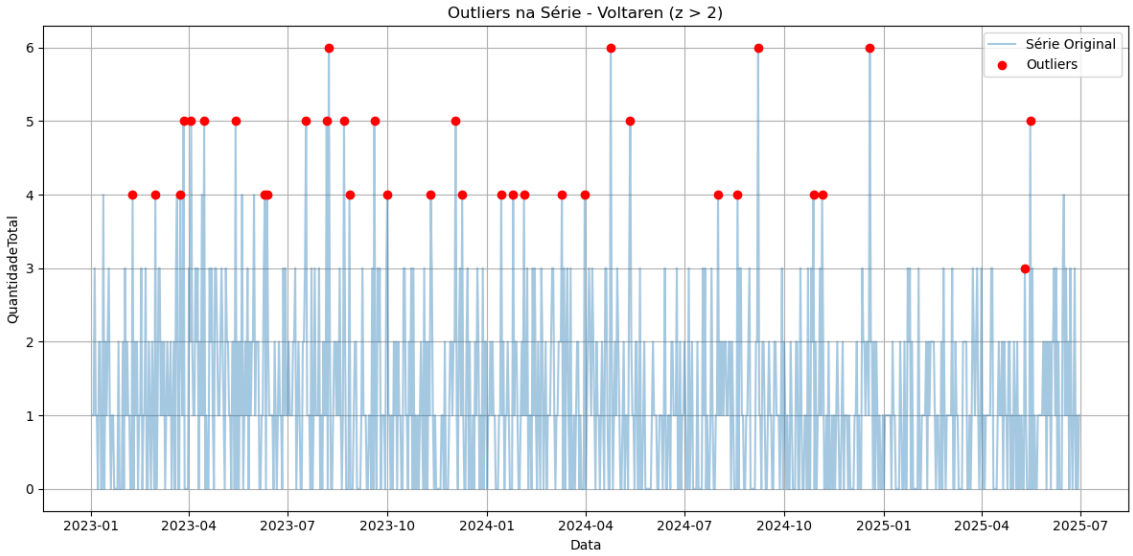


Figura C.4 - Outliers na série temporal do produto Voltaren (2023–2025)

Anexo D

Tabela D.1 - Número de outliers identificados por produto e técnica de correção aplicada

Produto	Nº de Outliers	Técnica de Correção
Voltaren	34	Interpolação Linear
Griponal	43	Interpolação Linear
Ben-u-ron	37	Interpolação Linear
Brufen	40	Interpolação Linear
Tromalyt	44	Interpolação Linear

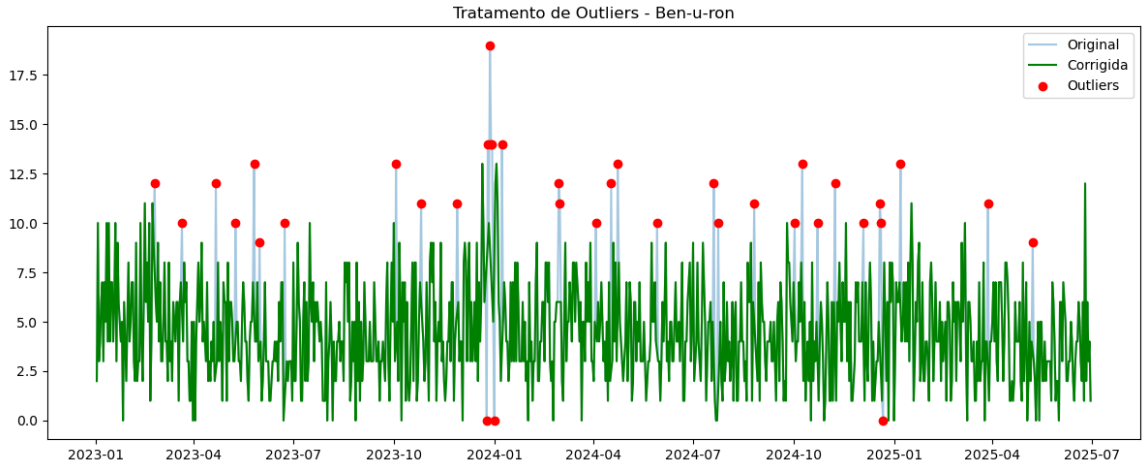


Figura D.2- Tratamento de outliers do produto Ben-u-ron (2023–2025) por interpolação linear

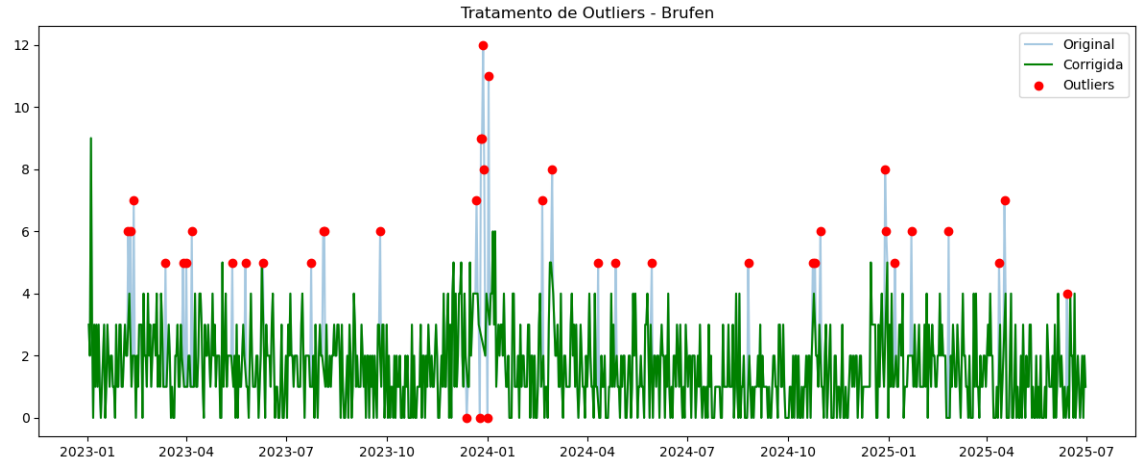


Figura D.3- Tratamento de outliers do produto Brufen (2023–2025) por interpolação linear

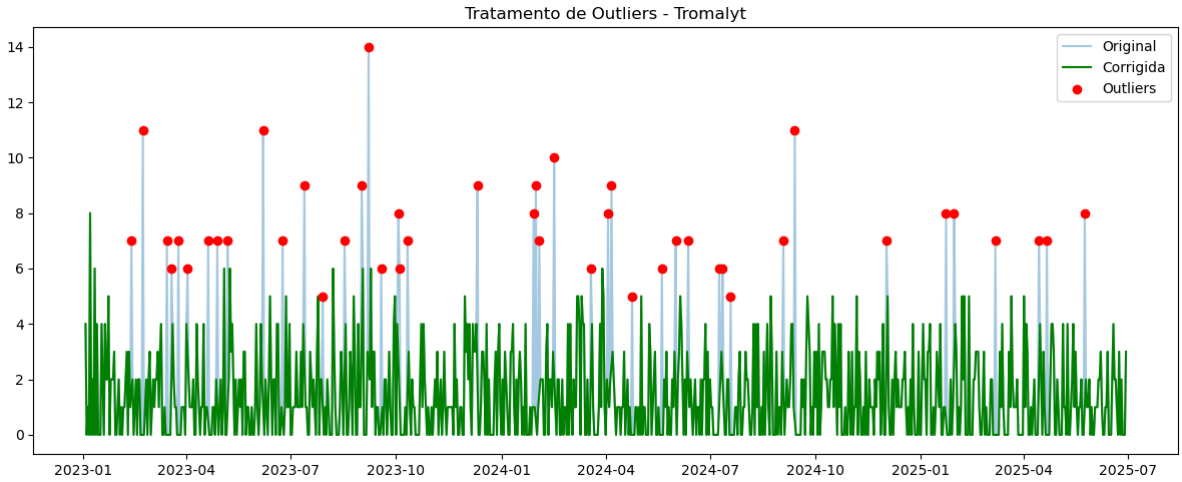


Figura D.4 - Tratamento de outliers do produto Tromalyt (2023–2025) por interpolação linear

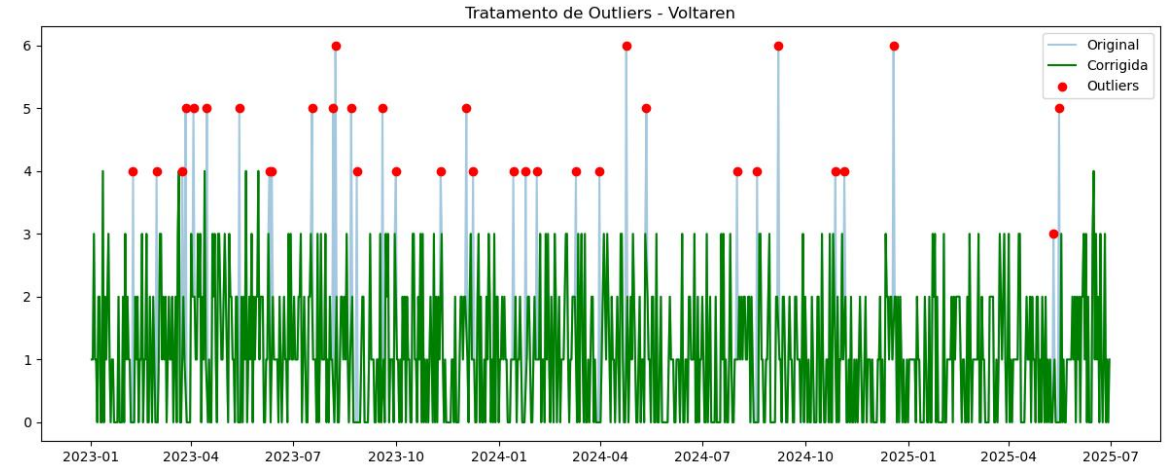


Figura D.5 - Tratamento de outliers do produto Voltaren (2023–2025) por interpolação linear

Anexo E

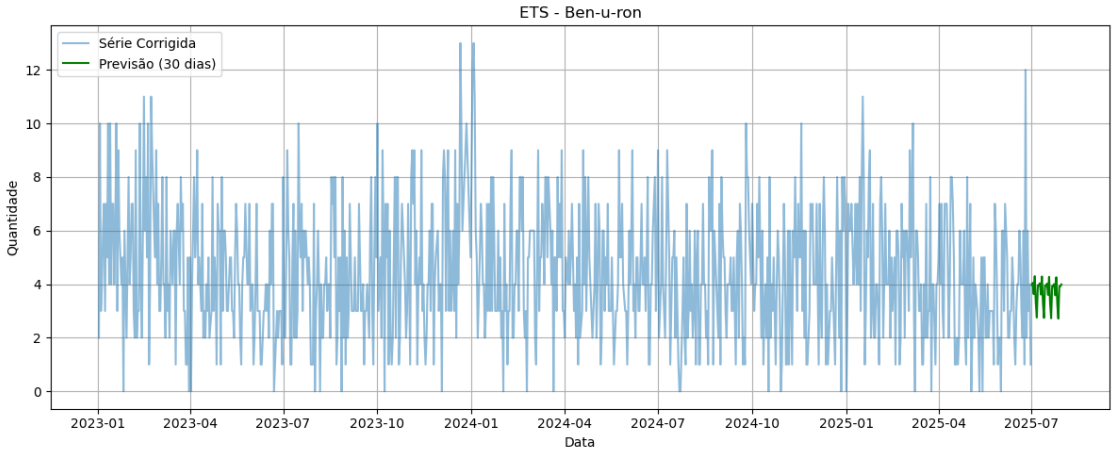


Figura E.1 - Previsão do ETS para o produto Ben-u-ron

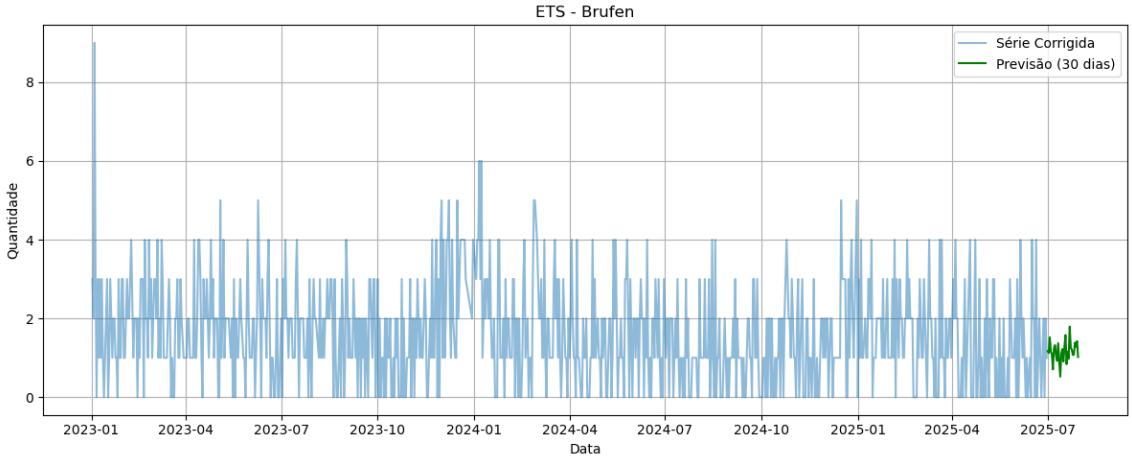


Figura E.2 - Previsão do ETS para o produto Brufen

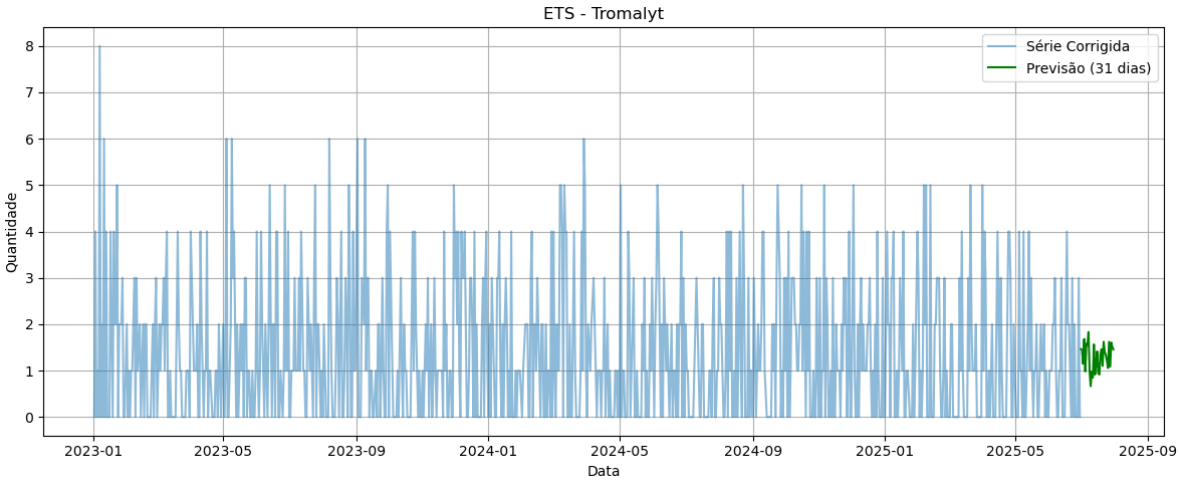


Figura E.3 - Previsão do ETS para o produto Tromalyt

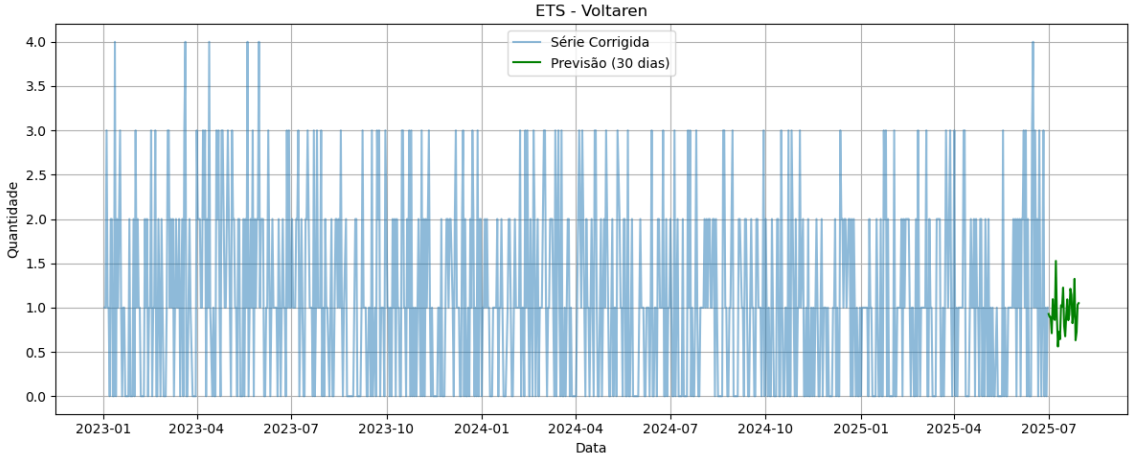


Figura E.4 - Previsão do ETS para o produto Voltaren

Anexo F

Tabela F.1 - Feriados nacionais utilizados como variável exógena

Data	Feriado
1 de Janeiro	Ano Novo
Março/Abril	Sexta-feira Santa (móvel)
Março/Abril	Páscoa (móvel)
25 de Abril	Dia da Liberdade
1 de Maio	Dia do Trabalhador
Maio/Junho	Corpo de Deus (móvel)
10 de Junho	Dia de Portugal, Camões e das Comunidades Portuguesas
15 de Agosto	Assunção de Nossa Senhora
5 de Outubro	Implantação da República
1 de Novembro	Dia de Todos os Santos
1 de Dezembro	Restauração da Independência
8 de Dezembro	Imaculada Conceição
25 de Dezembro	Natal

Anexo G

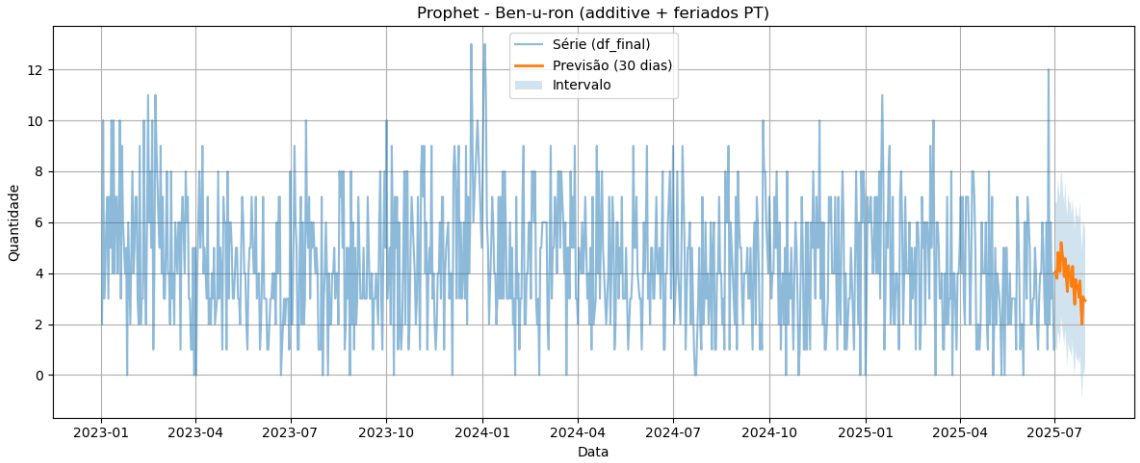


Figura G.1 - Previsão do Prophet para o produto Ben-u-ron

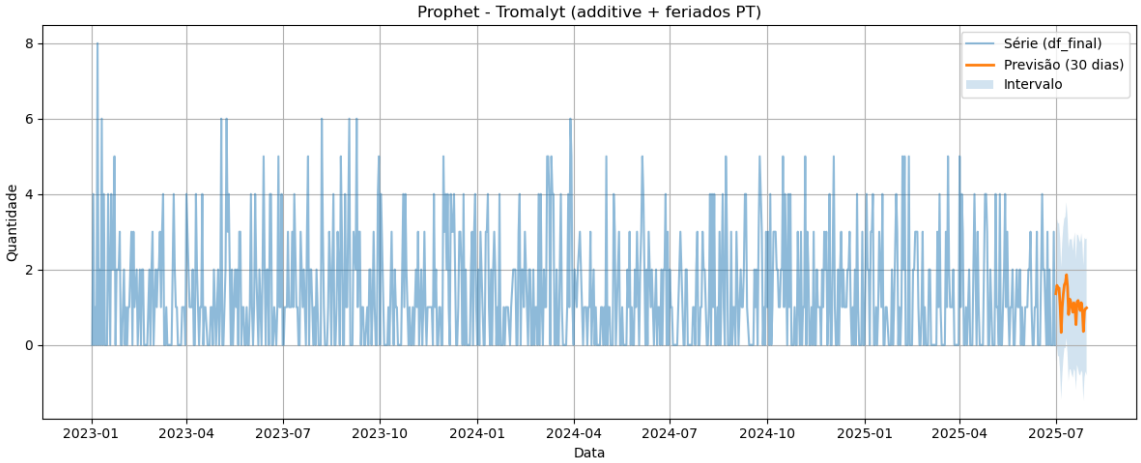


Figura G.2 - Previsão do Prophet para o produto Tromalyt

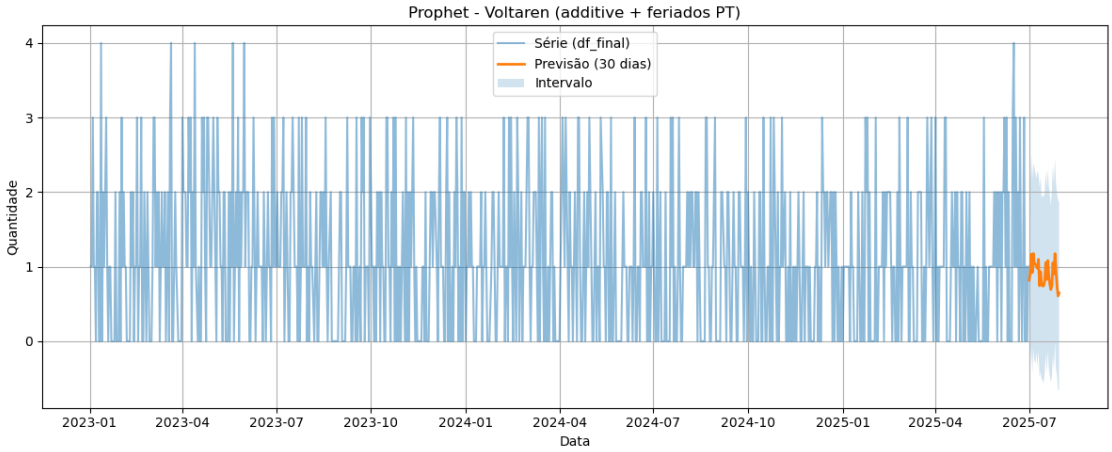


Figura G.3 - Previsão do Prophet para o produto Voltaren

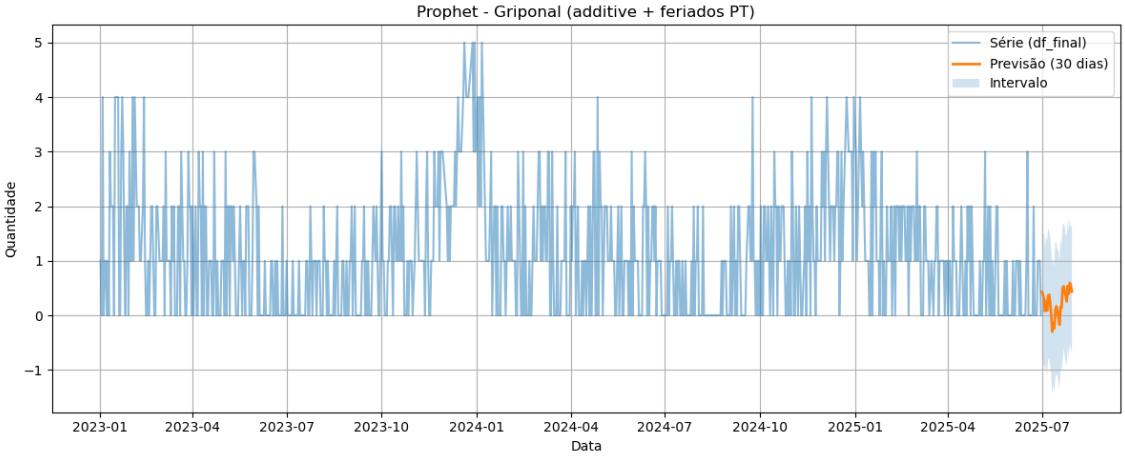


Figura G.4 - Previsão do Prophet para o produto Griponal

Anexo H

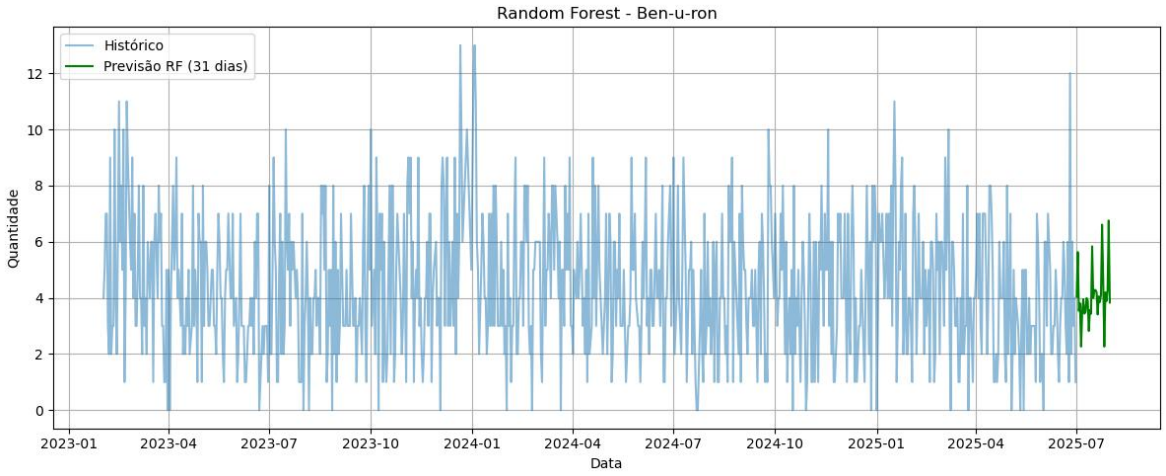


Figura H.1 - Previsão do Random Forest para o produto Ben-u-ron

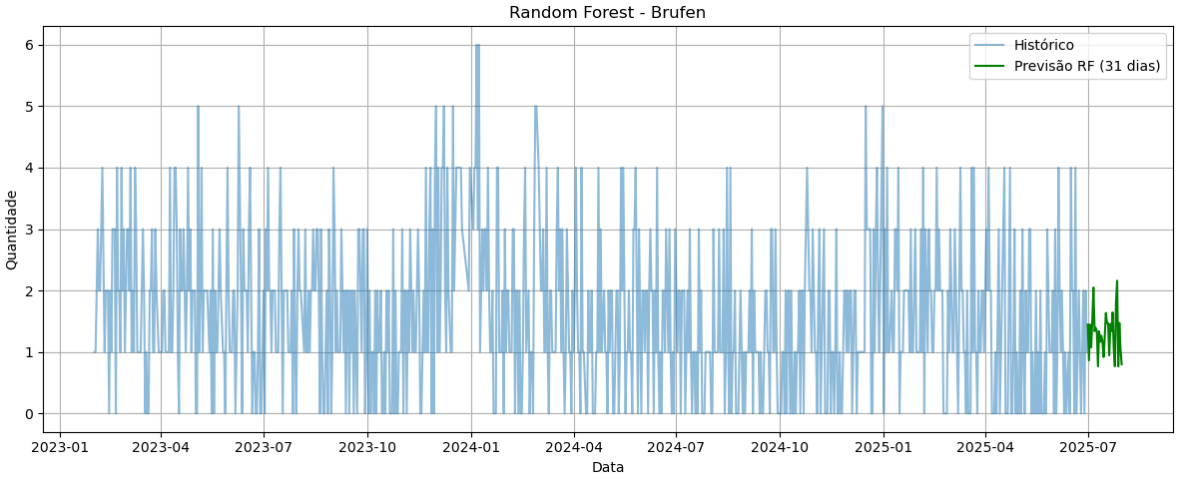


Figura H.2 - Previsão do Random Forest para o produto Brufen

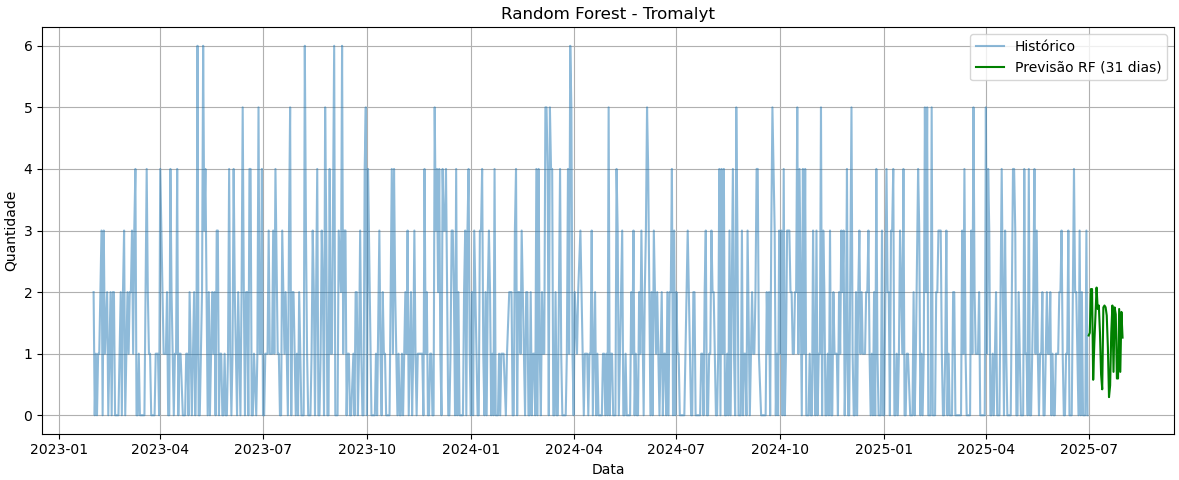


Figura H.3 - Previsão do Random Forest para o produto Tromalyt

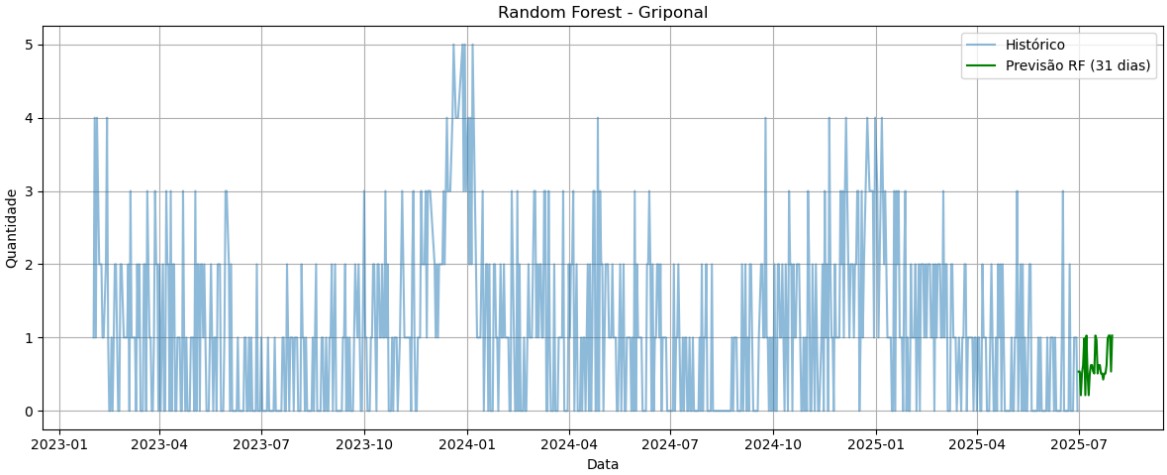


Figura H.4 - Previsão do Random Forest para o produto Griponal

Anexo I

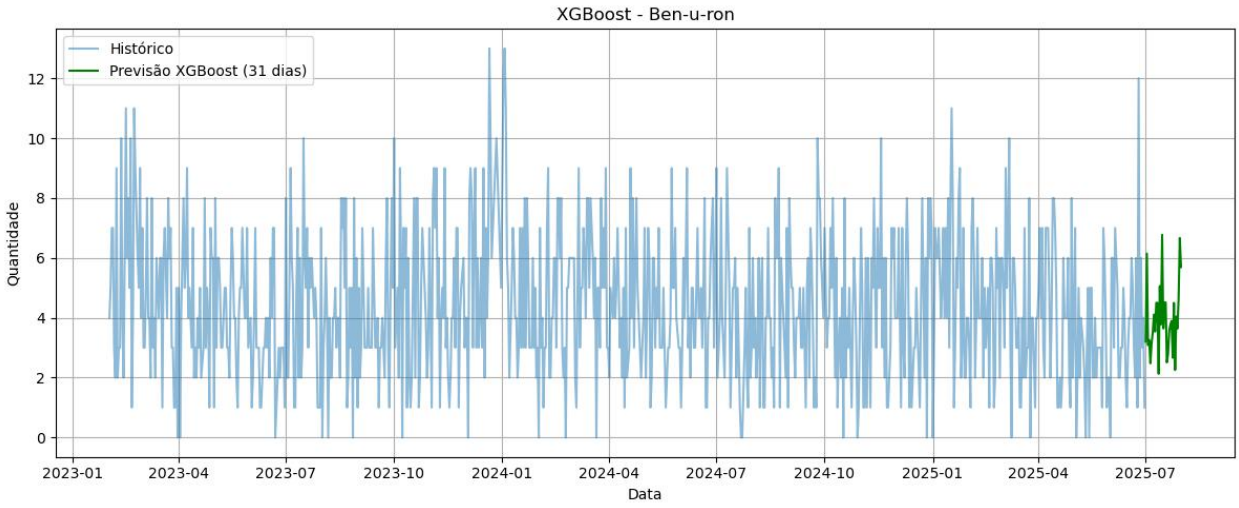


Figura I.1 - Previsão do XGBoost para o produto Ben-u-ron

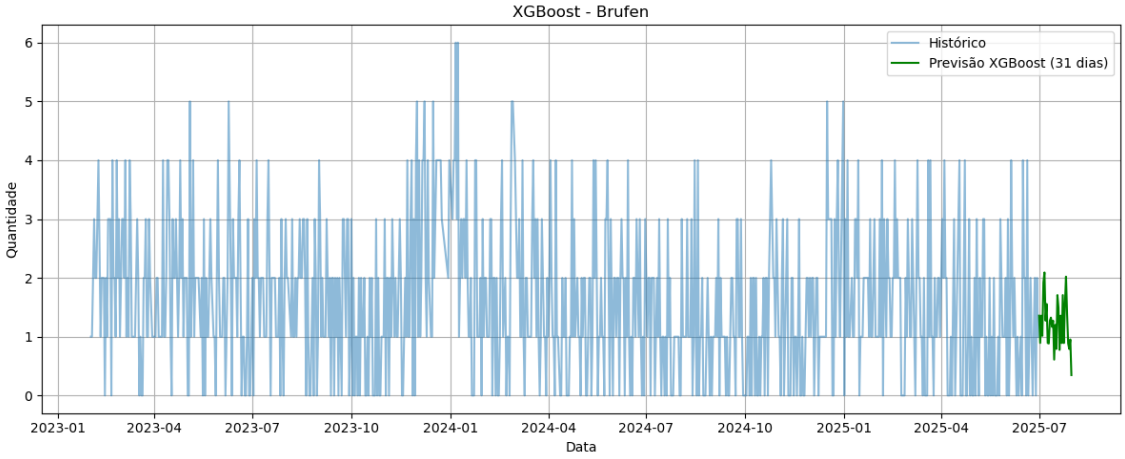


Figura I.2 - Previsão do XGBoost para o produto Brufen

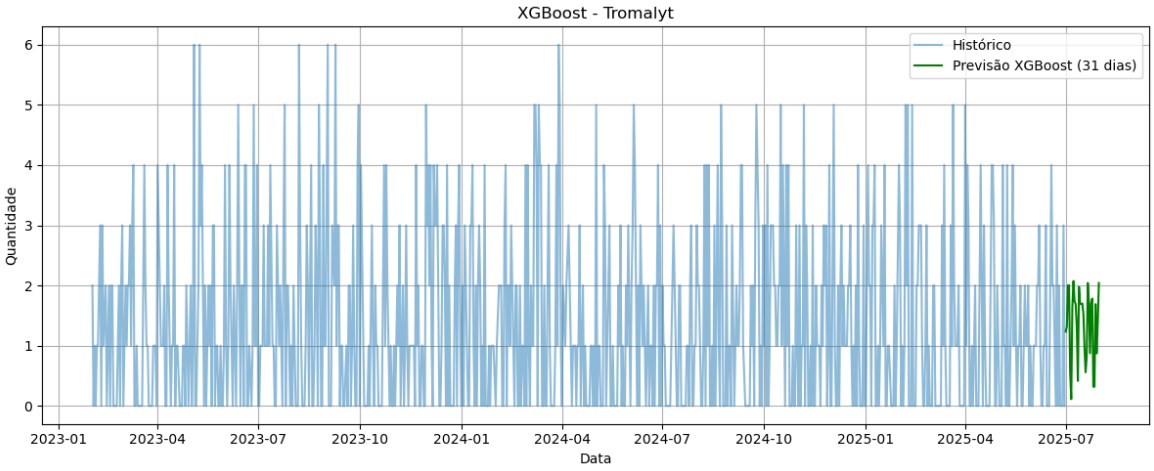


Figura I.3 - Previsão do XGBoost para o produto Tromalyt

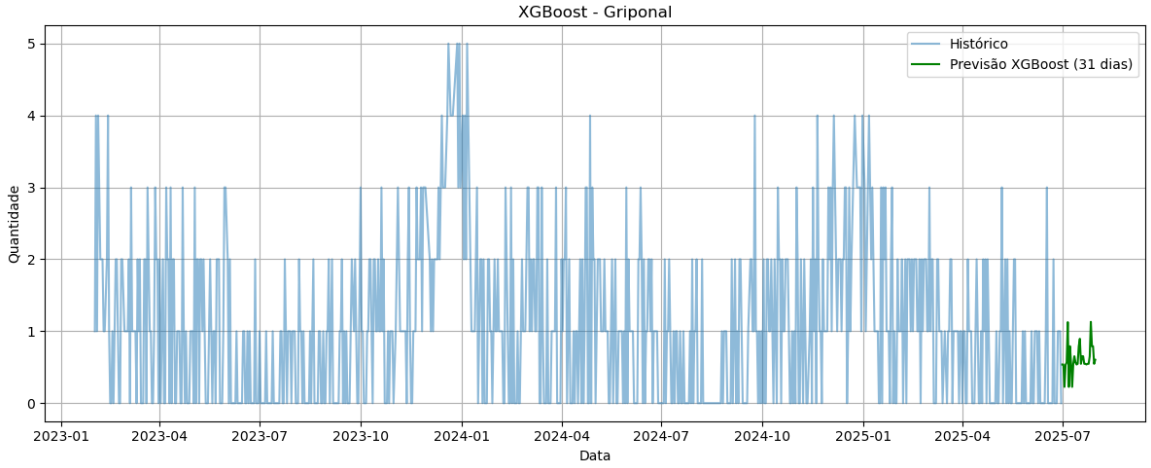


Figura I.4 - Previsão do XGBoost para o produto Griponal

Anexo J

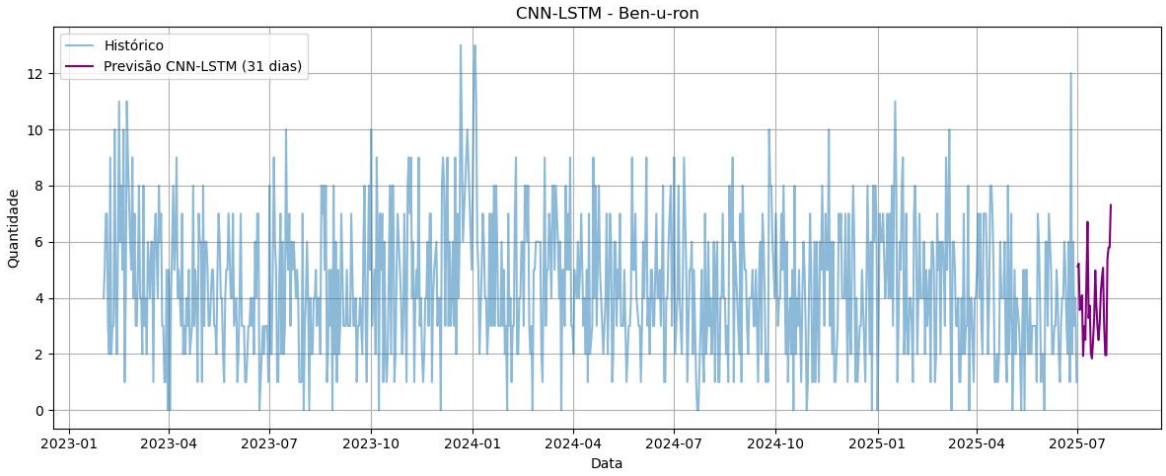


Figura J.1 - Previsão do CNN-LSTM para o produto Ben-u-ron

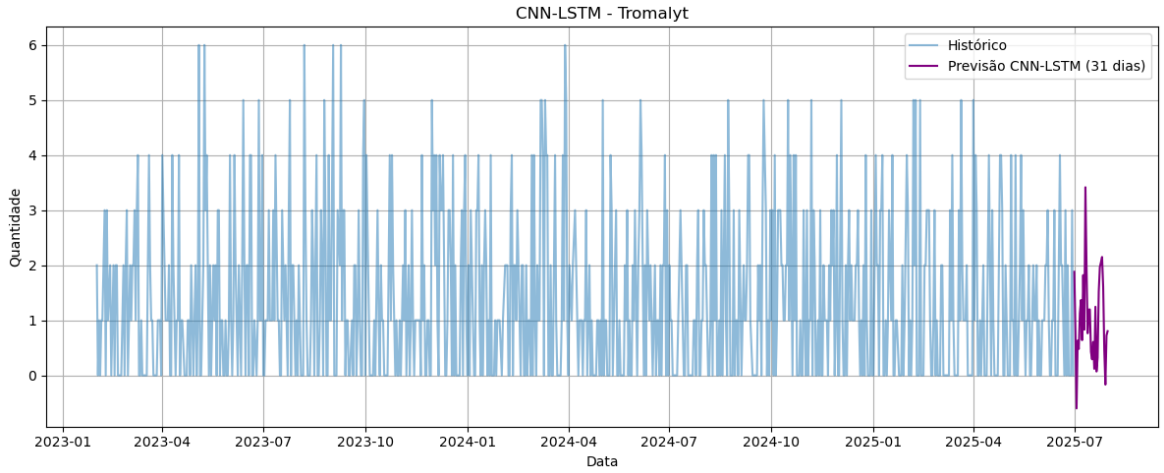


Figura J.2 - Previsão do CNN-LSTM para o produto Tromalyt

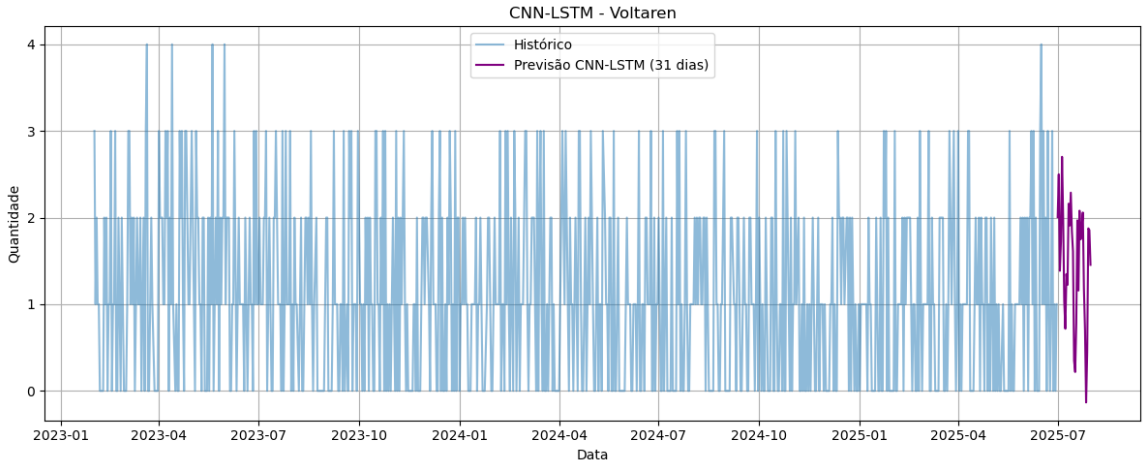


Figura J.3 - Previsão do CNN-LSTM para o produto Voltaren

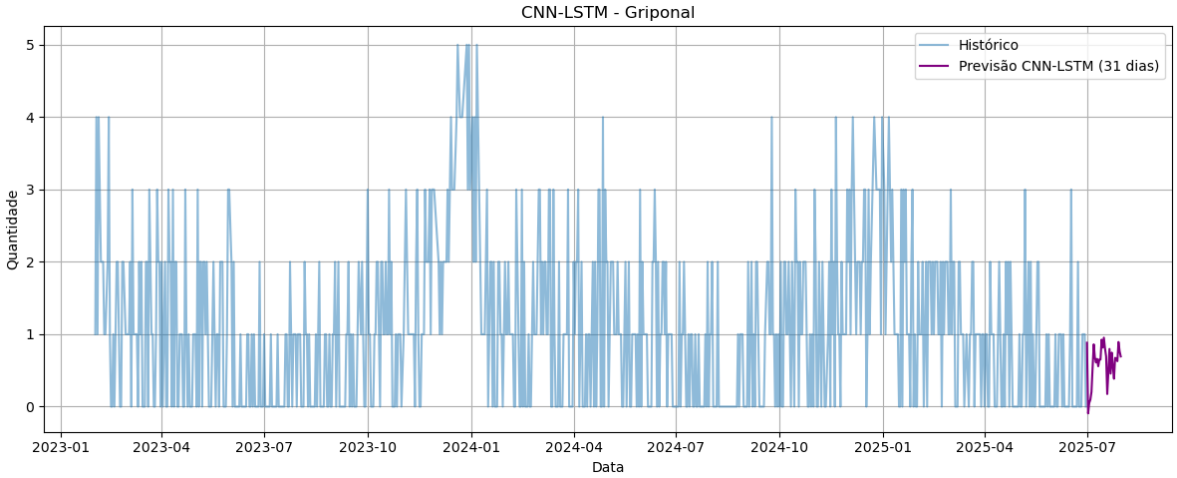


Figura J.4 - Previsão do CNN-LSTM para o produto Griponal

Anexo K

Tabela K.1 - Desempenho do Ben-u-ron em termos de MAE, RMSE e MAPE

Produto	Algoritmo	MAE	RMSE	MAPE
Ben-u-ron	ETS	1,6551	2,2901	50,3289
Ben-u-ron	Prophet	1,5853	2,2157	49,728
Ben-u-ron	Random Forest	1,8407	2,3233	72,5202
Ben-u-ron	XGBoost	1,7947	2,3085	69,7586
Ben-u-ron	CNN-LSTM	1,972	2,514	72,097

Tabela K.2 - Desempenho do Brufen em termos de MAE, RMSE e MAPE

Produto	Algoritmo	MAE	RMSE	MAPE
Brufen	ETS	**0,9627**	1,3133	**40,5996**
Brufen	Prophet	1,0052	**1,267**	42,7821
Brufen	Random Forest	1,0794	1,2919	54,2621
Brufen	XGBoost	1,1535	1,4158	58,1433
Brufen	CNN-LSTM	1,086	1,465	58,249

Tabela K.3 - Desempenho do *Griponal* em termos de MAE, RMSE e MAPE

Produto	Algoritmo	MAE	RMSE	MAPE
Griponal	ETS	0,546	**0,7389**	76,1897
Griponal	Prophet	0,6172	0,7502	**54,4457**
Griponal	Random Forest	0,6869	0,8352	63,4798
Griponal	XGBoost	0,6664	0,8146	65,0245
Griponal	CNN-LSTM	**0,615**	0,862	87,487

Tabela K.4 - Desempenho do Tromalyt em termos de MAE, RMSE e MAPE

Produto	Algoritmo	MAE	RMSE	MAPE
Tromalyt	ETS	**1,0808**	**1,2526**	**42,0803**
Tromalyt	Prophet	1,1185	1,2734	60,7855
Tromalyt	Random Forest	1,1412	1,3696	48,7523
Tromalyt	XGBoost	1,1733	1,4181	52,8668
Tromalyt	CNN-LSTM	1,273	1,512	72,230

Tabela K.5 - Desempenho do Voltaren em termos de MAE, RMSE e MAPE

Produto	Algoritmo	MAE	RMSE	MAPE
Voltaren	ETS	1,0522	1,301	48,0987
Voltaren	Prophet	1,0536	1,3001	46,6205
Voltaren	Random Forest	**1,0374**	**1,2349**	**43,872**
Voltaren	XGBoost	1,054	1,2509	44,3417
Voltaren	CNN-LSTM	1,206	1,532	65,425