INSTITUTO
UNIVERSITÁRIO
DE LISBOA

Do Campo ao Cesto: Previsão para uma Gestão Eficiente de Frutas

Laura Rocha Gonçalves

Mestrado em Métodos Analíticos para Gestão (*Business Analytics)*

Orientador: Filipe Roberto de Jesus Ramos,
Professor Auxiliar Convidado, ISCTE Business School,
Departamento de Métodos Quantitativos para Gestão e Economia

Outubro, 2025

BUSINESS
SCHOOL

Departamento de Métodos Quantitativos para Gestão e Economia

Do Campo ao Cesto: Previsão para uma Gestão Eficiente de Frutas

Laura Rocha Gonçalves

Mestrado em Métodos Analíticos para Gestão (*Business Analytics)*

Orientador: Filipe Roberto de Jesus Ramos,
Professor Auxiliar Convidado, ISCTE Business School,
Departamento de Métodos Quantitativos para Gestão e Economia

Outubro, 2025

Para mim mesma, obrigada por nunca teres desistido.

Agradecimentos

Em primeiro lugar, gostava de expressar os maiores agradecimentos a quem me criou praticamente sozinha. Obrigada por perceberes que uma mudança para Lisboa bastante emocional iria levar-me a um futuro melhor. Obrigada por tudo mãe.

Aos meus avós, cujo apoio incondicional sempre me acompanhou. Recordo com especial carinho os pequenos gestos de felicidade do meu avô aquando da minha entrada neste mestrado, momentos que permanecerão para sempre na minha memória.

À minha metade, agradeço por acreditares sempre em mim e me apoiares nos momentos que não conseguia me suportar a mim mesma. A tua presença e incentivo constituem uma fonte enorme de inspiração.

À minha amiga e colega, Sara Domingos, agradeço pela companhia ao longo da licenciatura. Sem o teu apoio, a minha dedicação e a mentalidade que alcancei nesta etapa académica, não teriam sido possíveis.

Ao Professor Filipe Ramos, agradeço pela orientação e disponibilidade no acompanhamento do meu tema de tese, assim como ao Professor Raul Laureano, cuja presença constante ao longo dos dois anos do mestrado, sempre acessível para esclarecimento de dúvidas, contribuiu de forma decisiva para o meu desenvolvimento académico.

Finalmente, agradeço a todos os que tiveram do meu lado durante esta jornada de aprendizagem. A experiência que tive foi determinante para o meu crescimento académico e pessoal, e a forma como sou hoje deve-se, em grande parte, à presença e influência de cada um.

Resumo

Cada vez mais se tornam evidentes os impactos que o desperdício alimentar tem no mundo contemporâneo, seja no ambiente, na economia ou na população. Em Portugal, o problema é bastante significativo, sendo o quinto país com maior desperdício alimentar per capita na União Europeia. No setor do retalho, as frutas destacam-se devido às suas especificidades, que exigem estratégias de gestão diferenciadas e, consequentemente, provocam maiores perdas quando não são devidamente consideradas.

O estudo apresentado, e desenvolvido, em colaboração com a empresa portuguesa Casa-Cheia, tem como objetivo contribuir para a redução do desperdício alimentar através do desenvolvimento de um *dashboard* interativo e da aplicação de modelos preditivos de séries temporais às vendas e ao desperdício de frutas tropicais — abacaxi, limão e manga — entre novembro de 2022 e abril de 2025. Foram avaliados diferentes modelos, incluindo *Naïve* simples e sazonal, ARIMA, ETS, *Theta*, *Croston*, SBA e TSB, de acordo com a precisão, simplicidade e aplicabilidade operacional.

Em suma, os resultados evidenciaram padrões sazonais e semanais bem definidos, permitindo antecipar e mitigar perdas. Concluiu-se que com a análise dos dados é possível desenvolver uma estratégia de gestão mais eficiente e responsável dos produtos frescos, promovendo a redução do desperdício e contribuindo para o aumento da sustentabilidade empresarial.

Palavras-chave: Desperdício alimentar, Dashboard, Retalho alimentar, Eficiência operacional, Modelos preditivos

Classificação JEL: C38, C53, D22

Abstract

The impacts of food waste on the contemporary world are becoming increasingly evident, whether in environmental, economic, or social dimensions. In Portugal, the issue is particularly significant, as the country ranks as the fifth with the highest per capita food waste within the European Union. In the retail sector, fruits stand out due to their specific characteristics, which require differentiated management strategies and, consequently, result in greater losses when not properly addressed.

This study, developed in collaboration with the Portuguese company CasaCheia, aims to contribute to reducing food waste through the development of an interactive dashboard and the application of time series predictive models to the sales and waste of tropical fruits — pineapple, lemon, and mango — between November 2022 and April 2025. Several models were evaluated, including simple and seasonal Naïve, ARIMA, ETS, Theta, Croston, SBA, and TSB, considering their accuracy, simplicity, and operational applicability.

In summary, the results revealed well-defined seasonal and weekly patterns, enabling the anticipation and mitigation of losses. It was concluded that data analysis allows for the development of more efficient and responsible management strategies for fresh products, promoting waste reduction and contributing to enhanced corporate sustainability.

Índice Geral

AGRADECIMENTOS iii
RESUMO v
ABSTRACT vii
ÍNDICE GERAL ix
ÍNDICE DE FIGURAS xi
ÍNDICE DE TABELAS xiii
LISTA DE ABREVIATURAS xv

1. Introdução 1
1.1 Contextualização do Trabalho e Motivação 1
1.2 Objetivos e Questões de Investigação 2
1.3 Estrutura do Trabalho 2
2. Revisão de Literatura 5
2.1 Desafios Globais na Alimentação Sustentável 5
2.2 Desperdício Alimentar no Setor do Retalho 8
2.3 Desperdício de Alimentos Frutícolas 14
2.4 Enquadramento para o Estudo 16
3. Metodologia 17
3.1 Modelo Conceptual do Estudo 17
3.2 Compreensão do Negócio 19
3.3 Considerações Metodológicas e Dados 19
3.4 Enquadramento Teórico 22
4. Análise e Resultados 29
4.1 Tratamento de Anomalias 29
4.2 Análise Exploratória através de *Dashboard* 31
4.3 Modelos Preditivos com Séries Temporais 33
5. Implementação 43
5.1 Discussão da *Dashboard* 43
5.2 Discussão dos Modelos Preditivos 44
6. Conclusões e Recomendações 47
6.1 Principais Conclusões e Contributos do Estudo 47
6.2 Recomendações 49
6.3 Limitações e Prespetivas Futuras 50
Referências Bibliográficas 51
Anexos 56

Índice de Figuras

Figura 2.1 — Etapas do ciclo alimentar e respetivos pontos de desperdício alimentar . . 9
Figura 3.1 — Modelo conceptual dos dados utilizados no estudo 18
Figura 4.1 — Representação dos *Boxplots* de Abacaxi 30
Figura 4.2 — Série Temporal das Vendas de Abacaxi por Semana 35
Figura 4.3 — Série Temporal e Previsões — *Naïve* Simples (Vendas de Abacaxi) 36
Figura 4.4 — Critérios de Informação — ARIMA (Vendas de Abacaxi) 37
Figura 4.5 — Série Temporal e Previsões — ARIMA (Vendas de Abacaxi) 38
Figura 4.6 — Critérios de Informação — ETS (Vendas de Abacaxi) 39
Figura C.1.2 — Representação dos *Boxplots* de Limão 58
Figura C.2.2 — Representação dos *Boxplots* de Manga 59
Figura D.1.1 — Modelo de visualização do Desperdício Alimentar de Abacaxi 60
Figura D.2.1 — Modelo de visualização do Desperdício Alimentar de Limão 60
Figura D.3.1 — Modelo de visualização do Desperdício Alimentar de Manga 61
Figura E.1.1 — Série Temporal do Desperdício de Abacaxi por Semana 61
Figura E.1.2 — Série Temporal e Previsões — *Naïve* Simples (Desperdício de Abacaxi) 62
Figura E.1.3 — Critérios de Informação — ARIMA (Desperdício de Abacaxi) 62
Figura E.1.4 — Série Temporal e Previsões — ARIMA (Desperdício de Abacaxi) 63
Figura E.2.1 — Série Temporal das Vendas de Limão por Semana 64
Figura E.2.2 — Série Temporal e Previsões — *Naïve* Sazonal (Vendas de Abacaxi) . . . 64
Figura E.2.3 — Critérios de Informação — ARIMA (Vendas de Limão) 65
Figura E.2.4 — Critérios de Informação — ETS (Vendas de Limão) 65
Figura E.3.1 — Série Temporal do Desperdício de Limão por Semana 67
Figura E.3.2 — Série Temporal e Previsões — *Naïve* Simples (Desperdício de Limão) 67
Figura E.3.3 — Critérios de Informação — ARIMA (Desperdício de Limão) 68
Figura E.3.4 — Série Temporal e Previsões — ARIMA (Desperdício de Limão) 69
Figura E.4.1 — Série Temporal das Vendas de Manga por Semana 70
Figura E.4.2 — Série Temporal e Previsões — *Naïve* Sazonal (Vendas de Manga) 70
Figura E.4.3 — Critérios de Informação — ARIMA (Vendas de Manga) 71
Figura E.4.4 — Série Temporal e Previsões — ARIMA (Vendas de Manga) 71
Figura E.4.5 — Critérios de Informação — ETS (Vendas de Manga) 72
Figura E.5.1 — Série Temporal do Desperdício de Manga por Semana 73
Figura E.5.2 — Série Temporal e Previsões — *Naïve* Simples (Desperdício de Manga) 74
Figura E.5.3 — Critérios de Informação — ARIMA (Desperdício de Manga) 74
Figura E.5.4 — Série Temporal e Previsões — ARIMA (Desperdício de Manga) 75

Índice de Tabelas

Tabela 4.1 — Valores descritivos da Rotatividade Diária e Taxa de Quebra de Abacaxi 30
Tabela 4.2 — Testes de normalidade *Kolmogorov–Smirnov* de Abacaxi 31
Tabela 4.3 — Resultados do Modelo *Naïve* Sazonal (Vendas de Abacaxi) 35
Tabela 4.4 — Top 5 Modelos ARIMA (Vendas de Abacaxi) 36
Tabela 4.5 — Teste *Ljung–Box* dos Modelos ARIMA (Vendas de Abacaxi) 37
Tabela 4.6 — Resultados dos Modelos ARIMA (Vendas de Abacaxi) 38
Tabela 4.7 — Resultados dos Modelos ETS (Vendas de Abacaxi) 40
Tabela 4.8 — Resultados dos Modelos *Theta* (Vendas de Abacaxi) 41
Tabela 4.9 — Resultados Comparativos das Previsões das Vendas de Abacaxi 41
Tabela 4.10 — Resultados Comparativos das Previsões do Desperdício de Abacaxi . . . 42
Tabela 6.1 — Síntese dos Melhores Modelos por Fruta e Tipo de Série 47
Tabela A.1 — Características das frutas selecionadas para o estudo 56
Tabela A.2 — Metas globais de negócio e preditivas por fruta 56
Tabela B.1 — Descrição das variáveis retiradas e desenvolvidas para o estudo 56
Tabela C.1.1 — Valores descritivos da Rotatividade Diária e Taxa de Quebra de Limão 58
Tabela C.1.2 — Testes de normalidade *Kolmogorov–Smirnov* de Limão 58
Tabela C.2.1 — Valores descritivos da Rotatividade Diária e Taxa de Quebra de Manga 58
Tabela C.2.2 — Testes de normalidade *Kolmogorov–Smirnov* de Manga 59
Tabela D.0.1 — Variáveis Utilizadas no Desenvolvimento das *Dashboard* 59
Tabela E.1.1 — Resultados do Modelo *Naïve* Simples (Desperdício de Abacaxi) 62
Tabela E.1.2 — Top 5 Modelos ARIMA (Desperdício de Abacaxi) 62
Tabela E.1.3 — Teste *Ljung–Box* dos Modelos ARIMA (Desperdício de Abacaxi) 63
Tabela E.1.4 — Resultados dos Modelos ARIMA (Desperdício de Abacaxi) 63
Tabela E.1.5 — Resultados dos Modelos *Croston*/SBA/TSB (Desperdício de Abacaxi) 63
Tabela E.2.1 — Resultados do Modelo *Naïve* Sazonal (Vendas de Limão) 64
Tabela E.2.2 — Top 5 Modelos ARIMA (Vendas de Limão) 65
Tabela E.2.3 — Teste *Ljung–Box* dos Modelos ARIMA (Vendas de Limão) 65
Tabela E.2.4 — Resultados dos Modelos ETS (Vendas de Limão) 66
Tabela E.2.5 — Resultados dos Modelos *Theta* (Vendas de Limão) 66
Tabela E.2.6 — Resultados Comparativos das Previsões das Vendas de Limão 66
Tabela E.3.1 — Resultados do Modelo *Naïve* Simples (Desperdício de Limão) 67
Tabela E.3.2 — Top 5 Modelos ARIMA (Desperdício de Limão) 68
Tabela E.3.3 — Teste *Ljung–Box* dos Modelos ARIMA (Desperdício de Limão) 68
Tabela E.3.4 — Resultados dos Modelos ARIMA (Desperdício de Limão) 69
Tabela E.3.5 — Resultados dos Modelos *Croston*/SBA/TSB (Desperdício de Limão) . 69
Tabela E.3.6 — Resultados Comparativos das Previsões do Desperdício de Limão 69
Tabela E.4.1 — Resultados do Modelo *Naïve* Sazonal (Vendas de Manga) 70

Tabela E.4.2 — Top 5 Modelos ARIMA (Vendas de Manga) 71
Tabela E.4.3 — Teste *Ljung–Box* dos Modelos ARIMA (Vendas de Manga) 71
Tabela E.4.4 — Teste *Ljung–Box* dos Modelos ARIMA (Vendas de Manga) 72
Tabela E.4.5 — Resultados dos Modelos ETS (Vendas de Manga) 72
Tabela E.4.6 — Resultados dos Modelos *Theta* (Vendas de Manga) 72
Tabela E.4.7 — Resultados Comparativos das Previsões das Vendas de Manga 73
Tabela E.5.1 — Resultados do Modelo *Naïve* Simples (Desperdício de Manga) 73
Tabela E.5.2 — Top 5 Modelos ARIMA (Desperdício de Manga) 74
Tabela E.5.3 — Teste *Ljung–Box* dos Modelos ARIMA (Desperdício de Manga) 74
Tabela E.5.4 — Resultados dos Modelos ARIMA (Desperdício de Manga) 75
Tabela E.5.5 — Resultados dos Modelos *Croston*/SBA/TSB (Desperdício de Manga) . 75
Tabela E.5.6 — Resultados Comparativos das Previsões do Desperdício de Manga 75

Glossário de Siglas

RSC Responsabilidade Social Corporativa

IRA *Inflation Reduction Act*

UE União Europeia

ONU Organização das Nações Unidas

ODS Objetivos de Desenvolvimento Sustentável

INE Instituto Nacional de Estatística

FAO Organização das Nações Unidas para a Alimentação e Agricultura

UNECE *United Nations Economic Commission for Europe*

GEE Gases com Efeito de Estufa

CRISP-DM *Cross Industry Standard Process for Data Mining*

ARIMA *AutoRegressive Integrated Moving Average*

SARIMA *Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average*

ETS *Error, Trend, Seasonal*

SBA *Syntetos–Boylan Approximation*

TSB *Teunter–Syntetos–Babai*

MAE *Mean Absolute Error*

MAPE *Mean Absolute Percentage Error*

sMAPE *Symmetric Mean Absolute Percentage Error*

AIC *Akaike Information Criterion*

BIC *Bayesian Information Criterion*

HQIC *Hannan–Quinn Information Criterion*

ACF *Autocorrelation Function*

PACF *Partial Autocorrelation Function*

LB Teste *Ljung–Box* (teste de autocorrelação dos resíduos)

SPSS *Statistical Package for the Social Sciences*

KNIME *Konstanz Information Miner*

BI *Business Intelligence*

KPI *Key Performance Indicator*

IQR *Interquartile Range* (intervalo interquartil)

Q1, Q2, Q3 Quartis estatísticos

H1, H4, H12 Horizontes de previsão de 1, 4 e 12 semanas

p-value Valor de probabilidade (nível de significância)

1 Introdução

1.1 Contextualização do Trabalho e Motivação

O desperdício alimentar representa um dos principais desafios contemporâneos, com implicações ambientais, sociais e económicas significativas. Estima-se que cerca de um terço de toda a produção alimentar global seja desperdiçada, o que contribui para custos económicos elevados, desigualdades no acesso à alimentação e para cerca de 8% a 10% das emissões globais de gases com efeito de estufa (Carroll & Shabana, 2010). Perante esta realidade, tem-se vindo a reforçar a importância da responsabilidade social das empresas e da adoção de práticas mais sustentáveis, promovendo a eficiência na cadeia de abastecimento e a preservação dos recursos naturais.

Vários países e regiões têm desenvolvido estratégias políticas que visam mitigar este fenómeno. A título de exemplo, o Acordo Verde Europeu, a Lei de Redução da Inflação nos Estados Unidos e as metas energéticas definidas pela China ilustram compromissos distintos, mas convergentes com os objetivos de desenvolvimento sustentável, em particular no que respeita à produção e ao consumo responsáveis (European Commission, 2024; Bistline et al., 2023; Li et al., 2019). Neste contexto, a inovação tecnológica e a investigação científica são pilares fundamentais para a transição para modelos de produção mais eficientes e resilientes.

Em Portugal, o problema é particularmente expressivo: de acordo com a União Europeia, Portugal é atualmente o quinto país com maior desperdício alimentar per capita, apresentando dificuldades recorrentes no cumprimento das metas traçadas pelas Nações simplicida no âmbito da Agenda 2030 (Instituto Nacional de Estatística, 2022; ONU, 2024). No setor retalhista, estimativas da Organização das Nações simplicida apontam para uma contribuição de cerca de 12% do desperdício total, sendo as frutas as que assumem um papel de destaque, representando aproximadamente 27% dos alimentos descartados (ONU, 2024; Agriterra, 2023). Este facto deve-se, em grande parte, à perecibilidade destes produtos, à exigência de condições rigorosas de transporte e armazenamento, e a critérios estéticos rígidos que levam à rejeição de alimentos ainda próprios para consumo (FAO, 2022).

A presente investigação incide sobre o caso da empresa portuguesa CasaCheia, uma rede de grandes superfícies com grande visibilidade e relevância no mercado nacional. O estudo analisa, de forma aprofundada, o desperdício alimentar associado à comercialização de três frutas tropicais — abacaxi, limão e manga — selecionadas com base na sua elevada rotatividade, sensibilidade ao manuseamento e padrões distintos de deterioração. A análise abrange o período entre novembro de 2022 e abril de 2025, utilizando dados diários de vendas, existências e desperdício, tratados com recurso a ferramentas como Microsoft Excel, SPSS, KNIME, Power BI e Python, seguindo a metodologia CRISP-DM.

Este estudo visa contribuir para a redução do desperdício alimentar, identificando padrões sazonais, anomalias operacionais e fatores críticos associados às perdas de frutas frescas. Adicionalmente, procede-se ao desenvolvimento e avaliação de diferentes modelos preditivos de

séries temporais, com vista a estimar vendas e desperdício e apoiar o planeamento de *stocks*. A partir dos resultados obtidos, pretende-se propor recomendações práticas para otimizar os processos de encomenda, armazenamento e venda, com impacto direto na eficiência das operações e na redução dos custos associados. Este trabalho conjuga uma análise empírica baseada em dados reais e granulares — que permite quantificar perdas e diagnosticar causas subjacentes — com a proposta de um enquadramento metodológico replicável noutras empresas e geografias, reforçando a importância da ciência de dados na promoção de cadeias de abastecimento mais sustentáveis.

1.2 Objetivos e Questões de Investigação

Para a empresa CasaCheia, a prioridade atual consiste na redução do desperdício alimentar, através da identificação e mitigação dos pontos críticos que originam perdas ao longo do processo operacional. Por essa razão, o objetivo principal deste estudo é contribuir para a redução do desperdício alimentar mediante o desenvolvimento de modelos de previsão capazes de identificar padrões de perda e apoiar a tomada de decisão operacional, promovendo simultaneamente uma gestão mais eficiente de *stocks* e a diminuição dos custos associados. De forma a ser possível atingir este propósito, foram considerados quatro objetivos específicos:

- Avaliar a adequação dos modelos preditivos de séries temporais na previsão de vendas e desperdício de frutas tropicais, considerando os desafios da perecibilidade, sazonalidade e variabilidade da procura;
- Identificar padrões temporais e sazonais associados às perdas de frutas tropicais e analisar de que forma estes condicionam a capacidade preditiva dos modelos;
- Comparar o desempenho de diferentes modelos de previsão (*Naïve*, ARIMA, ETS, *Theta*), de modo a determinar aqueles que apresentam maior equilíbrio entre precisão, simplicidade e aplicabilidade no contexto do retalho alimentar;
- Transformar os resultados preditivos em implicações operacionais, de forma a fundamentar estratégias de gestão que contribuam para a redução do desperdício alimentar e para uma maior eficiência na utilização dos recursos.

Com base nos objetivos definidos, formularam-se as seguintes questões de investigação:

1. Até que ponto os modelos de séries temporais conseguem prever com precisão as vendas e o desperdício de frutas tropicais?
2. Quais os padrões temporais e sazonais que mais influenciam as perdas e como afetam a capacidade preditiva dos modelos?

3. Que modelo de previsão apresenta melhor equilíbrio entre precisão, simplicidade e aplicabilidade no contexto do retalho alimentar português?

4. De que forma os resultados preditivos podem ser traduzidos em implicações operacionais para reduzir desperdício e melhorar a eficiência da gestão de *stocks*?

1.3 Estrutura do Trabalho

A estrutura deste estudo organiza-se em sete capítulos principais: O Capítulo 1 corresponde à Introdução, onde é apresentada a contextualização do tema, o objetivo geral e os específicos, as questões de investigação e a estrutura do documento. O Capítulo 2 integra a Revisão de Literatura, reunindo os contributos teóricos mais relevantes sobre o desperdício alimentar de alimentos frutícolas, com enfâse no setor do retalho e no papel da sustentabilidade. O Capítulo 3 apresenta a Metodologia, que detalha o modelo conceptual, a abordagem seguida, a caracterização dos dados recolhidos, as principais considerações metodológicas e o enquadramento teórico. O Capítulo 4 expõe a Análise e Resultados, que abrange o tratamento dos dados, a análise exploratória realizada através de *dashboards* e a aplicação de modelos preditivos de séries temporais, complementados pela avaliação comparativa do seu desempenho. Por fim, o Capítulo 5 integra a Implementação e sintetiza a aplicação prática dos resultados obtidos, enquanto no Capítulo 6, na Conclusão, são resumidos os principais contributos teóricos e práticos da investigação, evidenciando ainda as suas limitações e apresentando sugestões para trabalhos futuros.

2 Revisão de Literatura

2.1 Desafios Globais na Alimentação Sustentável

2.1.1 Responsabilidade Social Corporativa

Na cidade de Nova Iorque, existe um relógio com uma contagem decrescente simbólica para o colapso climático. Este marcador alerta para o facto de que restam, aproximadamente, sete anos até que o planeta atinja um ponto de inflexão, que poderá impedir a estabilização do sistema climático e conduzir a alterações persistentes do seu estado (Steffen et al., 2018). Para muitos, esta realidade é alarmante; para outros, mais fácil será ignorá-la e permanecer inativo. Tal atitude pode ser justificada pela ausência de impactos imediatos no quotidiano, o que torna o problema abstrato e distante. Esta perceção contribui para que as preocupações imediatas do dia a dia se sobreponham a uma consciência ambiental mais profunda, resultando numa escassez de ações tanto por parte dos indivíduos como das organizações (Gifford, 2011; Spence et al., 2011).

O consumo exacerbado, o desperdício de recursos e a inação face aos desafios ambientais representam problemáticas urgentes que carecem de uma discussão aprofundada, uma vez que afetam, direta ou indiretamente, toda a população global. Estes fenómenos ilustram de forma clara a ausência de responsabilidade social, num contexto onde pessoas e empresas frequentemente privilegiam o lucro e o crescimento económico, descurando as potenciais consequências negativas das suas decisões (Hickel & Kallis, 2020).

A responsabilidade social corporativa não se limita às dimensões sociais e ambientais da sociedade. Trata-se, igualmente, de uma conduta ética e justa por parte das organizações, que deve abranger o respeito pelos seus colaboradores, clientes e fornecedores. Nesta perspetiva, cabe às empresas assumirem um papel ativo em causas sociais e iniciativas de interesse público, independentemente da obtenção de retorno financeiro imediato, priorizando o bem-estar coletivo e posicionando-se como agentes filantrópicos no panorama empresarial. (Bansal & Song, 2017; Wang et al., 2016)

Mais tarde, Carroll e Shabana (2010) reforçaram esta abordagem, afirmando que "a responsabilidade social dos negócios abrange as expectativas económicas, legais, éticas e discricionárias (posteriormente designadas por filantrópicas) que a sociedade tem das organizações em determinado momento" [tradução livre] (Carroll & Shabana, 2010, p. 89). Num contexto global marcado por complexos desafios sociais e ambientais, a RSC não deve ser encarada como uma obrigação, mas antes como uma oportunidade estratégica para as empresas agirem de forma ética e contribuírem para a construção de um futuro mais sustentável, não apenas em função dos seus próprios interesses, mas sobretudo em prol do bem comum.

2.1.2 Sustentabilidade

A transição para um modelo de desenvolvimento sustentável pode iniciar-se em múltiplos sectores, refletindo-se em práticas mais eficientes e ambientalmente responsáveis. Na agricultura, por exemplo, a redução do desperdício de água contribui para a conservação dos recursos hídricos e para a melhoria da fertilidade dos solos. No setor tecnológico, a inteligência artificial tem sido aplicada na otimização de processos industriais, permitindo reduzir desperdícios e aumentar a eficiência. No domínio das infraestruturas, a utilização de materiais sustentáveis e a promoção da eficiência energética em edifícios constituem medidas essenciais (Sifakis & Tsoutsos, 2021). Por sua vez, os estilos de vida sustentáveis passam pela preferência por marcas que utilizam materiais reciclados e adotam práticas de produção éticas (White et al., 2019). Estes exemplos demonstram que é possível investir em diferentes áreas com vista à construção de um sistema socioeconómico de baixo carbono.

Esta visão é refletida em políticas como o *European Green Deal*, principal estratégia da União Europeia (UE) para alcançar a neutralidade climática até 2050. Este plano define metas como a redução das emissões de carbono e a proteção da biodiversidade. Entre os principais objetivos destaca-se a diminuição de 55% das emissões líquidas de gases com efeito de estufa até 2030, face aos níveis de 1990 (Almeida et al., 2023; Knodt, 2023). Para além dos impactos ambientais positivos, este acordo também estimula a inovação e impulsiona a criação de empregos verdes, promovendo crescimento económico e proteção ambiental. A concretização destas metas assenta em mecanismos como o reforço do ETS, o pacote *Fit for 55* e a Diretiva de Energias Renováveis (Knodt, 2023). A União Europeia é, por isso, frequentemente referida como líder global no combate às alterações climáticas.

Para além da Europa, outras políticas relevantes têm sido implementadas noutras regiões, como é o caso da *Inflation Reduction Act* (IRA), nos Estados Unidos (Bistline et al., 2023), e das metas de energia renovável da China (Li et al., 2019; Yang & Wang, 2023). Ambas procuram conciliar crescimento económico com sustentabilidade, o que representa um desafio considerável, dada a complexidade das transformações envolvidas. No contexto da IRA, um dos principais entraves identificados prende-se com a infraestrutura necessária à transição energética, incluindo o investimento em redes de carregamento, modernização de sistemas elétricos e produção de baterias. A expansão das energias renováveis requer, ainda, avanços tecnológicos ao nível do armazenamento de energia e da sua integração eficiente nas redes existentes. Paralelamente, torna-se fundamental implementar incentivos que promovam a adoção de soluções sustentáveis, assegurando que os ganhos tecnológicos beneficiem a sociedade como um todo.

No caso chinês, as metas analisadas por Rui Yang e Wensheng Wang realçam a necessidade de canalizar mais recursos e incentivos para regiões menos desenvolvidas, a fim de garantir uma transição energética equitativa. Embora os autores reconheçam a viabilidade das políticas de controlo de carbono a longo prazo, alertam para o facto de que as atuais reduções nas emissões podem não ser suficientes para atingir o pico previsto até 2030. Tal cenário exigiria a aplica-

ção mais rigorosa das medidas existentes e um compromisso político reforçado com a inovação tecnológica e a eficiência energética. Tal como nos Estados Unidos, a China enfrenta o desafio de acelerar a implementação de soluções eficazes que permitam cumprir os objetivos de sustentabilidade dentro dos prazos estabelecidos.

Importa sublinhar que a transição ecológica não se resume à redução das emissões de dióxido de carbono ou ao avanço tecnológico. É igualmente necessário abordar problemáticas como o consumo excessivo e o desperdício de recursos (Wiedmann et al., 2020). O desperdício alimentar, em particular, está intimamente relacionado com a responsabilidade social das empresas e com a necessidade de repensar os modos de produção, distribuição e consumo. Esta problemática não se limita à perda de recursos naturais; ela agrava desigualdades sociais ao aumentar a insegurança alimentar e reforçar disparidades económicas.

2.1.3 Desperdício Alimentar

De forma generalizada, muitas famílias optam por adquirir quantidades excessivas de alimentos como medida preventiva, com receio de que determinados produtos possam faltar quando sejam necessários. Esta prática, embora compreensível do ponto de vista prático, revela uma desconexão entre o comportamento de consumo e as suas implicações ambientais e sociais (Simpson et al., 2024; Stancu et al., 2016).

Consideremos um cenário hipotético: uma família armazena grandes quantidades de alimentos em casa, sem manifestar qualquer preocupação com os impactos ambientais associados a essa prática. Esta atitude não decorre, necessariamente, de uma intenção deliberada de prejudicar o ambiente, mas sim da perceção de que não existe um benefício direto e imediato em adotar comportamentos mais sustentáveis. Certa noite, ao preparar o jantar, um dos membros da família encontra um alimento fora do prazo de validade. Inicialmente, sente frustração e culpa — pensa nas crianças que enfrentam a fome e nas populações que vivem em situação de insegurança alimentar. Contudo, essa reflexão é rapidamente abandonada, ao concluir que descartar o alimento não resultaria, na prática, na sua redistribuição para quem mais precisa (Stancu et al., 2016).

Este tipo de raciocínio é ilustrativo de um dos principais desafios da sociedade contemporânea: o desperdício alimentar. A falta de consciência sobre o impacto deste comportamento traduz-se numa contribuição para a ineficiência do sistema alimentar global, com consequências ambientais, sociais e económicas. Muitas famílias desconhecem que a redução do desperdício, em escala global, pode representar uma melhoria significativa na distribuição de recursos, fomentar investimentos em sistemas alimentares mais eficientes e gerar uma consciencialização coletiva capaz de pressionar a adoção de políticas públicas contra a insegurança alimentar (Simpson et al., 2024; Stancu et al., 2016).

Segundo a Organização das Nações Unidas (ONU), em 2022, foram desperdiçadas mais de mil milhões de refeições por dia em todo o mundo, ao mesmo tempo que cerca de mil milhões de pessoas foram afetadas pela fome (ONU, 2024). Considerando também as partes

não comestíveis, foram geradas cerca de 1.05 mil milhões de toneladas de resíduos alimentares. Do total de alimentos desperdiçados, 60% ocorreram ao nível dos agregados familiares, 28% resultaram da restauração e 12% tiveram origem no comércio a retalho.

Apesar dos esforços globais, muitos países — incluindo Portugal — não estão a cumprir a Meta 12 dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS), que visa assegurar padrões sustentáveis de produção e de consumo. Esta meta tem como uma das principais prioridades a redução substancial do desperdício alimentar até 2030, especialmente nos sectores do comércio retalhista e dos serviços alimentares.

Em Portugal, também no ano de 2022, foram desperdiçadas aproximadamente 1.89 milhões de toneladas de alimentos, o que corresponde a uma média de 183,6 quilos por habitante. Estima-se que, anualmente, cada português gaste cerca de 350 euros em alimentos que acabam por não ser consumidos (INE, 2022). Estes dados posicionam Portugal como o quinto país com maior volume de desperdício alimentar na União Europeia.

A não concretização da Meta 12 dos ODS evidencia a necessidade urgente de implementar políticas públicas mais rigorosas e eficazes, bem como campanhas de sensibilização que promovam práticas sustentáveis. Em países como Portugal, é essencial fomentar hábitos como o planeamento de compras, o aproveitamento integral dos alimentos e uma gestão mais eficiente dos resíduos alimentares. Estas medidas, para além de reduzirem os impactos ambientais, podem contribuir para uma distribuição mais equitativa dos recursos e melhorar o acesso da população a uma alimentação adequada.

2.2 Desperdício Alimentar no Setor do Retalho

2.2.1 Definição de Desperdício Alimentar

Para compreender o funcionamento do desperdício alimentar no setor do retalho, torna-se necessário, em primeiro lugar, clarificar a sua definição.

De acordo com Parfitt et al. (2010), o desperdício alimentar ocorre quando há perdas de alimentos, isto é, uma diminuição da massa comestível ao longo da cadeia de abastecimento destinada especificamente ao consumo humano, resultando na eliminação ou descarte de produtos alimentares. Estas perdas podem ocorrer em diferentes fases, nomeadamente na produção, pós-colheita e no processamento. No entanto, apenas as perdas que se verificam nas etapas finais da cadeia alimentar — como o retalho e o consumo — são classificadas, de forma específica, como desperdício alimentar.

Importa ainda sublinhar que apenas os produtos originalmente destinados ao consumo humano integram esta categoria. Assim, alimentos que, embora façam parte da cadeia alimentar humana, sejam desviados para usos não alimentares (como alimentação animal ou produção energética), continuam a ser considerados desperdício alimentar, uma vez que foram inicialmente produzidos com o objetivo de alimentar pessoas.

2.2.2 Causas do Desperdício Alimentar

Cada alimento possui características próprias de desenvolvimento, exigindo condições ambientais e nutricionais específicas. Algumas culturas agrícolas requerem elevados níveis de humidade e abundância de água, enquanto outras adaptam-se melhor a climas áridos e solos pobres em nutrientes. Há plantas que necessitam de ambientes controlados, como estufas com intensa exposição à luz natural, e outras cuja resistência permite um crescimento eficiente em condições climáticas mais adversas.

Todo o processo, desde o cultivo até ao consumo, é complexo e influenciado por múltiplos fatores, sendo fundamental para garantir a qualidade, o sabor e o valor nutricional dos alimentos. A Organização das Nações simplicida para a Alimentação e Agricultura (FAO, 2013) sistematizou este processo em seis etapas, agrupadas em duas grandes categorias:

- Antes da chegada ao consumidor: produção agrícola, armazenamento e pós-colheita, processamento e distribuição;
- Após a aquisição pelo consumidor: consumo e fim de vida do alimento.

Esta divisão permite uma compreensão mais clara do ciclo de vida dos alimentos e destaca os momentos críticos onde o desperdício pode ocorrer. Ao reconhecer que cada fase contribui para a eficiência (ou ineficiência) do sistema alimentar, torna-se evidente que a redução do desperdício deve ser uma preocupação transversal e partilhada entre produtores, distribuidores e consumidores.

Conforme ilustrado na Figura 2.1, o desperdício alimentar pode surgir em qualquer uma das fases da cadeia de abastecimento, desde a produção até ao consumo final, reforçando a importância de uma abordagem sistémica para combater o problema.



Figura 2.1: Etapas do ciclo alimentar e respetivos pontos de desperdício alimentar.
Fonte: Food and Agriculture Organization of the United Nations (2013). Food wastage footprint: Impacts on natural resources – Summary report.

A origem dos alimentos, nomeadamente a fase da produção agrícola, representa uma etapa particularmente vulnerável a fenómenos climáticos adversos, os quais podem comprometer significativamente a quantidade e a qualidade da colheita. Como referido anteriormente, o clima desempenha um papel determinante no crescimento e na sustentabilidade dos produtos agrícolas (FAO, 2013).

Existem diversos exemplos que demonstram as consequências que as condições climáticas podem ter no desenvolvimento das frutas. No caso das frutas tropicais, como a manga ou a goiaba, o aumento extremo da temperatura pode provocar reduções significativas na frutificação e no crescimento, além de favorecer o aparecimento de doenças e intensificar o stress fisiológico das plantas. Por sua vez, a irregularidade na precipitação e os períodos prolongados de seca afetam diretamente as etapas de florescimento e frutificação, conduzindo ao abortamento floral, atraso na formação dos frutos e diminuição do seu tamanho e qualidade comercializável (Raju et al., 2024).

De acordo com a FAO (2013), para além dos impactos verificados na fase de produção, as frutas tropicais apresentam uma elevada sensibilidade nas etapas subsequentes da cadeia de abastecimento. Tratam-se de frutas altamente sensíveis ao manuseamento e à temperatura, sendo particularmente suscetíveis a danos físicos, como rachaduras e amassamentos, que comprometem a sua integridade (FAO, 2013; Gomes et al., 2023). Quando submetidas a condições inadequadas, apresentam uma taxa acelerada de deterioração, o que resulta em perdas significativas ao longo da cadeia de distribuição.

No entanto, o desperdício não termina na fase da distribuição. Quando o alimento chega às mãos do consumidor, surgem novas dinâmicas e causas associadas, de carácter comportamental e decisional. Ao contrário das etapas anteriores, o desperdício nesta fase é, muitas vezes, evitável e passível de mitigação através de ações conscientes e planeadas (FAO, 2013).

Uma das causas mais comuns é a tendência para comprar em excesso, frequentemente estimulada por promoções do retalho e pela ausência de planeamento. O fenómeno popularmente conhecido como "ter mais olhos do que barriga" ilustra bem esta realidade, em que o consumidor adquire mais alimentos do que aqueles que efetivamente irá consumir. Este comportamento impulsivo leva à deterioração de produtos, que acabam por ser descartados (FAO, 2013).

Adicionalmente, o armazenamento inadequado, a preparação excessiva, a não reutilização de sobras, bem como a perda por ultrapassagem da data de validade, são também fatores relevantes na geração de desperdício doméstico. A somar a isto, o desconhecimento sobre a diferença entre "consumir até" e "consumir de preferência antes de" contribui para o descarte prematuro de produtos ainda aptos para consumo (FAO, 2013).

A mitigação destes comportamentos depende da consciencialização do consumidor e da adoção de práticas mais sustentáveis, como o planeamento de compras, a gestão eficiente do armazenamento, o reaproveitamento integral dos alimentos e a valorização de sobras. Pequenos gestos, como a elaboração de uma lista de compras, podem constituir passos significativos rumo à redução do desperdício alimentar, promovendo um sistema alimentar mais eficiente e sustentável (FAO, 2013).

2.2.3 Impacto Económico, Ambiental e Social do Desperdício no Retalho

O setor do retalho, caracterizado pela sua dinâmica e complexidade, representa uma parte fundamental da economia global, movimentando diariamente uma vasta quantidade de produtos,

pessoas e capital. Desde pequenas mercearias locais até grandes cadeias multinacionais, as empresas do setor operam com diferentes tipos de bens, entre os quais os alimentos desempenham um papel central. Neste contexto, o desperdício alimentar não constitui apenas uma questão de gestão ineficiente, mas traduz-se num fenómeno com repercussões económicas, ambientais e sociais significativas.

Do ponto de vista económico, o desperdício alimentar no retalho está associado a múltiplas formas de perdas financeiras. Estas incluem a perda direta de receitas com produtos que não são vendidos até ao fim do prazo de validade, os custos adicionais com a gestão de resíduos e a redução das margens de lucro, uma vez que não há retorno do valor investido nesses produtos. Além disso, para compensar estas perdas, muitas empresas acabam por aumentar os preços de venda, o que afeta o consumidor final e contribui para distorções no mercado. Segundo Schuster e Torero (2016), o impacto económico não se limita ao retalhista: os distribuidores e produtores também sofrem prejuízos, nomeadamente através da pressão exercida para reduzir preços ou absorver perdas, prejudicando a sustentabilidade da cadeia de abastecimento.

No plano social, o desperdício alimentar agrava as desigualdades no acesso a uma alimentação adequada, especialmente em contextos onde coexistem excedentes alimentares com comunidades em situação de insegurança alimentar. Schuster e Torero (2016) destacam que este desequilíbrio justifica uma intervenção governamental mais eficaz, sublinhando que o desperdício, para além de representar uma falha de mercado, é um problema de justiça social. A perda de alimentos que poderiam ser redistribuídos para populações vulneráveis reforça disparidades socioeconómicas e compromete o direito básico à alimentação. Neste sentido, a implementação de políticas públicas que promovam a redistribuição eficaz de excedentes alimentares revela-se não apenas desejável, mas imperativa.

A dimensão ambiental do desperdício alimentar é igualmente crítica. Diversos estudos científicos demonstram que o desperdício está diretamente ligado a três crises planetárias: as alterações climáticas, a perda da biodiversidade e a poluição. Estima-se que cerca de um terço dos alimentos produzidos globalmente é desperdiçado, exercendo uma pressão significativa sobre os recursos naturais — incluindo solo, água e energia — e contribuindo para a degradação dos ecossistemas. Para além disso, entre 8% e 10% das emissões globais de gases com efeito de estufa (GEE), como o dióxido de carbono e o metano, provêm da decomposição de alimentos em aterros e do seu ciclo de vida completo, desde a produção ao transporte (Kohli et al., 2024).

Assim, combater o desperdício alimentar no retalho deve ser encarado como uma prioridade estratégica para promover não só a eficiência económica, mas também a equidade social e a resiliência ambiental. A adoção de práticas de gestão mais sustentáveis, aliada a uma política de redistribuição responsável, é essencial para garantir um futuro alimentar mais justo e equilibrado.

2.2.4 Práticas e Estratégias de Redução do Desperdício no Retalho

Diversas estratégias têm sido desenvolvidas e implementadas, tanto a nível nacional como internacional, com o objetivo de mitigar o desperdício alimentar e promover práticas mais sustentáveis no setor do retalho.

Abordagens Empresariais e Sociais

Em Portugal, uma das iniciativas mais reconhecidas é a plataforma digital *Too Good To Go*, que permite a venda de produtos alimentares a preços reduzidos, geralmente quando estão próximos da data de validade ou quando não serão mais comercializados. Esta abordagem favorece simultaneamente o retalhista, que evita perdas, e o consumidor, que beneficia de preços mais acessíveis, ao mesmo tempo que se reduz o volume de alimentos desperdiçados.

Modelos Preditivos Aplicados ao Desperdício

Riesenegger e Hübner (2022) realizaram um estudo exploratório que evidenciou o valor da utilização de modelos preditivos no setor do retalho.

A análise destacou a relevância das previsões não apenas para o abastecimento inicial, mas também para os reabastecimentos ao longo do dia. Verificou-se que previsões mais granulares, segmentadas por períodos temporais (manhã/tarde), permitem alinhar a disponibilidade em loja com os padrões reais de consumo, reduzindo, deste modo, a ocorrência de excedentes. Os autores sublinham ainda que variáveis externas, como as condições meteorológicas, exercem um impacto significativo nas vendas diárias. Um dos casos analisados demonstrou inclusivamente que a adoção de um modelo de *machine learning* conduziu a um aumento de 10% das receitas, acompanhado de uma redução expressiva das devoluções.

Complementarmente, Seyam et al. (2025) reforçam esta perspetiva ao afirmar que "Construir previsões de procura eficazes é crucial para melhorar o planeamento e garantir a sustentabilidade nas cadeias de abastecimento alimentar" [tradução livre]. O estudo recente propõe um modelo *ensemble* de previsão de procura como abordagem preventiva para reduzir o desperdício alimentar, possibilitando aos retalhistas uma gestão mais eficiente dos inventários, ajustada à procura real. Os resultados obtidos demonstraram uma redução significativa do desperdício, confirmando a utilidade prática da previsão de procura enquanto ferramenta de mitigação no retalho alimentar.

Em síntese, os contributos de ambos os estudos sustentam a ideia de que a incorporação de modelos preditivos nas operações do retalho representa não apenas uma vantagem operacional e económica, mas também uma resposta necessária aos desafios ambientais e sociais associados ao desperdício alimentar (Riesenegger & Hübner, 2022; Seyam et al., 2025; Makridakis & Hibon, 2000)

Visualização de Dados Aplicado ao Desperdício

Outros aliados estratégicos no combate ao desperdício são os *dashboards*. Estes promovem maior transparência, rapidez de resposta e capacidade analítica no retalho, tal como demonstrado por Sunaina et al. (2025). Neste estudo foram utilizadas ferramentas como Power BI e Tableau, que permitem integrar diversas variáveis e transformar informação complexa em visualizações intuitivas. Assim, foi possível acompanhar em tempo real tendências de vendas, margens de lucro, padrões de compra dos clientes e desempenho regional, fornecendo *insights* indispensáveis para a organização.

Além disso, o estudo inclui ainda o recurso a técnicas de análise de dados e *machine learning* para prever vendas futuras, o que, de acordo com Sunaina et al. (2025), apoiou o planeamento estratégico e a distribuição eficiente de recursos.

As práticas analisadas mostram que reduzir o desperdício no retalho requer a combinação de soluções sociais, tecnológicas e operacionais. Ferramentas como plataformas digitais, modelos preditivos e *dashboards* permitem alinhar melhor a oferta com a procura, reduzindo perdas e aumentando a eficiência. Estas estratégias representam não só ganhos económicos e competitivos, mas também uma resposta às exigências ambientais e sociais, reforçando o papel do retalho na construção de um sistema alimentar mais sustentável.

2.2.5 Desafios no Combate ao Desperdício no Retalho

O combate ao desperdício alimentar no setor do retalho apresenta diversos desafios que impactam diretamente a eficiência operacional, a sustentabilidade e a rentabilidade das empresas (Olabode et al., 2025). Embora existam estratégias viáveis e com resultados comprovados, a sua implementação plena encontra entraves logísticos, tecnológicos, económicos e até mesmo regulatórios.

Considerando os casos analisados anteriormente (Riesenegger & Hübner, 2022; Seyam et al., 2025; Sunaina et al., 2025), observa-se que, no primeiro, um dos principais obstáculos está relacionado com a necessidade de investimento governamental para viabilizar a estratégia de redistribuição alimentar. Seria exigida uma infraestrutura logística eficiente, capaz de assegurar o transporte, o armazenamento e a distribuição adequada dos produtos. A ausência dessas condições pode resultar em perdas adicionais, dado que o transporte inadequado compromete a integridade dos alimentos e falhas no armazenamento aceleram o processo de deterioração. Acresce ainda o facto de muitas empresas desconhecerem as possibilidades de doação alimentar e os respetivos incentivos fiscais associados, como deduções no imposto sobre o rendimento ou isenção de IVA, o que desincentiva a sua participação ativa em programas de redistribuição (Olabode et al., 2025; Papargyropoulou et al., 2014).

No segundo caso, os desafios estão sobretudo associados ao acesso à tecnologia. A aplicação de ferramentas avançadas para monitorização de prazos de validade e gestão de inventário exige um investimento significativo em sistemas automatizados, o que pode não estar ao alcance

de pequenas e médias empresas (Olabode et al., 2025). Para além disso, a gestão de produtos destinados à alimentação animal está sujeita a regulamentações rigorosas de segurança alimentar, que podem requerer certificações específicas para garantir que os alimentos não representam riscos à saúde dos animais (Papargyropoulou et al., 2014).

Em síntese, a luta contra o desperdício alimentar no retalho requer um equilíbrio delicado entre inovação tecnológica, responsabilidade social e viabilidade económica. Para que as estratégias sejam bem-sucedidas, é essencial o envolvimento conjunto de empresas, entidades governamentais e sociedade civil, de modo a garantir soluções eficazes, acessíveis e ambientalmente sustentáveis para todos os intervenientes na cadeia de abastecimento alimentar (Olabode et al., 2025; Papargyropoulou et al., 2014).

2.3 Desperdício de Alimentos Frutícolas

2.3.1 Ciclo de Alimentos Frutícolas

Por se tratar do grupo alimentar em análise neste estudo, as frutas assumem um papel central na compreensão do desperdício alimentar no retalho. Para compreender as suas causas de desperdício, é essencial analisar o seu ciclo de vida, desde a produção até ao consumo, indo além do comportamento negligente do ser humano. O conhecimento das etapas do desenvolvimento frutícola permite identificar os pontos críticos onde o desperdício pode ocorrer e, assim, propor soluções mais eficazes.

O ciclo de vida das frutas tem início na plantação de sementes no solo. A germinação dá origem a diferentes tipos de plantas, que podem desenvolver-se como flores — no caso dos morangos —, como árvores frutíferas, que originam frutos como laranjas e limões, ou como arbustos, dos quais resultam frutas como framboesas. Após a fase de crescimento, a fotossíntese permite a acumulação de energia, seguida da floração e da subsequente polinização, processo fundamental para a formação dos frutos. Esta polinização é realizada por agentes naturais como insetos, vento ou água.

No que respeita ao impacto ambiental, a produção de frutas, segundo a Organização das Nações para a Alimentação e Agricultura (FAO, 2013), é responsável por uma quantidade relativamente reduzida de emissões de gases com efeito de estufa (GEE). Tal fenómeno deve-se, em grande parte, à menor utilização de fertilizantes químicos — que são grandes emissores de óxido nitroso —, bem como à reduzida necessidade de processos industriais, como a secagem ou o processamento intensivo. Acresce o facto de muitas espécies frutícolas, especialmente árvores e arbustos, não exigirem replantação anual, contribuindo para a estabilidade do ecossistema. Estas plantas, ao longo da sua vida útil, também funcionam como sumidouros de carbono, absorvendo dióxido de carbono da atmosfera e contribuindo positivamente para o balanço ambiental.

Apesar destes benefícios, a produção frutícola está longe de ser imune ao desperdício. A compreensão detalhada do seu ciclo de vida é, por isso, indispensável para identificar interven-

ções sustentáveis que minimizem perdas ao longo da cadeia de abastecimento.

2.3.2 Características dos Alimentos Frutícolas que Contribuem para o Desperdício

De acordo com um relatório publicado pela Organização das Nações Unidas para a Alimentação e Agricultura (FAO, 2022), as frutas, em particular as tropicais, apresentam características específicas que as tornam mais suscetíveis ao desperdício ao longo da cadeia de abastecimento. A manga, por exemplo, é citada como um fruto com elevada taxa de perecibilidade, devido ao seu alto teor de humidade e à sua natureza delicada. O documento destaca que, se não for colhida no estágio adequado de maturação e manuseada de forma correta, a manga sofre perdas significativas tanto em termos de qualidade como de quantidade, o que se traduz em prejuízos económicos para todos os intervenientes no processo produtivo e de pós-colheita. Adicionalmente, o manuseio inadequado e a presença de infestações reduzem drasticamente a sua vida útil, limitando a comercialização e provocando perdas financeiras.

A análise deste caso permite identificar diversas características intrínsecas dos alimentos frutícolas que contribuem para o seu desperdício. Em primeiro lugar, a sensibilidade ao armazenamento e à conservação é um fator determinante. Frutas como a manga exigem condições específicas de temperatura e humidade, e qualquer desvio pode comprometer a sua qualidade. O empilhamento incorreto, por exemplo, pode causar danos físicos como amassamentos ou cortes, que aceleram a deterioração.

Outro fator relevante prende-se com o momento da colheita. A manga, sendo uma fruta climatérica, continua a amadurecer após ser colhida, devido à produção natural de etileno. Quando colhida demasiado cedo ou demasiado tarde, a fruta pode perder qualidade, o que aumenta a probabilidade de ser descartada. Além disso, a suscetibilidade a pragas e doenças torna a produção frutícola particularmente vulnerável, pois pequenas contaminações podem rapidamente afetar grandes quantidades de fruta, reduzindo a eficiência da colheita e elevando o risco de perdas.

Para além das fragilidades físicas e biológicas, o setor enfrenta ainda desafios relacionados com os padrões de comercialização. A existência de critérios estéticos rigorosos no mercado — tais como tamanho, forma e coloração uniforme — leva à rejeição de frutas que, embora nutricionalmente válidas, não correspondem às expectativas visuais dos consumidores. Frutas com pequenas deformações, manchas ou calibres fora do padrão são frequentemente excluídas ainda antes da fase de distribuição.

Em síntese, a combinação de fatores fisiológicos, logísticos e comerciais contribui para um volume significativo de desperdício de frutas. Práticas mais cuidadosas de colheita, armazenamento e transporte, aliadas a estratégias de valorização de frutas fora do padrão estético convencional, podem desempenhar um papel crucial na redução do desperdício e na promoção de um sistema alimentar mais inclusivo e sustentável.

2.4 Enquadramento para o Estudo

A revisão de literatura permitiu evidenciar a importância da sustentabilidade e os seus impactos transversais no ambiente, na economia e na sociedade. Dentro deste tema, destacou-se a crescente relevância do desperdício alimentar, em particular o desperdício de alimentos frutícolas no setor do retalho. Apesar de já terem sido desenvolvidas diversas práticas sociais e empresariais para mitigar este problema, cada organização apresenta especificidades próprias, o que implica a necessidade de soluções ajustadas à sua realidade. A eficácia de cada prática depende, assim, da capacidade interna de cada entidade, dos recursos disponíveis e dos mecanismos de gestão de *stock*.

Neste contexto, assumem especial destaque as abordagens modernas, como os modelos de previsão de séries temporais, capazes de apoiar o setor do retalho na tomada de decisão. No entanto, a literatura salienta as dificuldades acrescidas da sua aplicação em mercados como o português, em que a perecibilidade dos produtos frutícolas constitui um desafio adicional.

Face a esta necessidade, o presente estudo propõe um modelo conceptual que organiza variáveis operacionais e financeiras relevantes, orientado para a visualização e diagnóstico operacional do desperdício alimentar. Complementarmente, duas das variáveis consideradas são ainda utilizadas nos modelos preditivos de vendas e desperdício, desenvolvidos com base em séries temporais. O desenvolvimento destes elementos é aprofundado nos capítulos seguintes.

3 Metodologia

3.1 Modelo Conceptual do Estudo

O modelo conceptual apresentado na Figura 3.1 organiza as variáveis utilizadas no estudo em duas categorias principais: variáveis extraídas diretamente do sistema Mercalys e variáveis desenvolvidas a partir destas, com vista à análise e previsão do desperdício de frutas no retalho alimentar.

As variáveis extraídas correspondem aos registos brutos recolhidos no sistema e incluem dados temporais (Data), quantidades operacionais (Quantidade Vendida, Quantidade Entregue, Quantidade Desperdiçada) e preços unitários (Preço de Compra, Preço de Venda). Estas variáveis constituem a base de informação a partir da qual foram derivadas as métricas de desempenho e indicadores analíticos.

As variáveis desenvolvidas resultaram de operações de transformação, cálculo e agregação aplicadas às variáveis extraídas. Entre estas destacam-se indicadores temporais (Ano, Mês, Dia da Semana), indicadores de *stock* (Stock Inicial, Stock Final), métricas operacionais (Rotatividade Diária, Taxa de Quebra) e métricas financeiras (Custo Desperdiçado, Custo Total, Receita, Lucro Bruto). Cada uma destas métricas foi concebida com uma função específica: por exemplo, a Rotatividade Diária permite avaliar a velocidade de escoamento dos produtos, enquanto a Taxa de Quebra quantifica a proporção de desperdício relativamente às vendas. As métricas financeiras, por sua vez, traduzem o impacto económico do desperdício, permitindo identificar perdas e oportunidades de melhoria na gestão de *stock*, pelo que não serão utilizadas nos modelos preditivos, mantendo-se como indicadores de apoio à análise operacional.

Este modelo conceptual assegura a coerência entre os dados brutos recolhidos e os indicadores produzidos para a análise, constituindo uma base lógica para o desenvolvimento dos modelos preditivos e para a interpretação dos resultados obtidos nas fases subsequentes da Metodologia CRISP-DM.

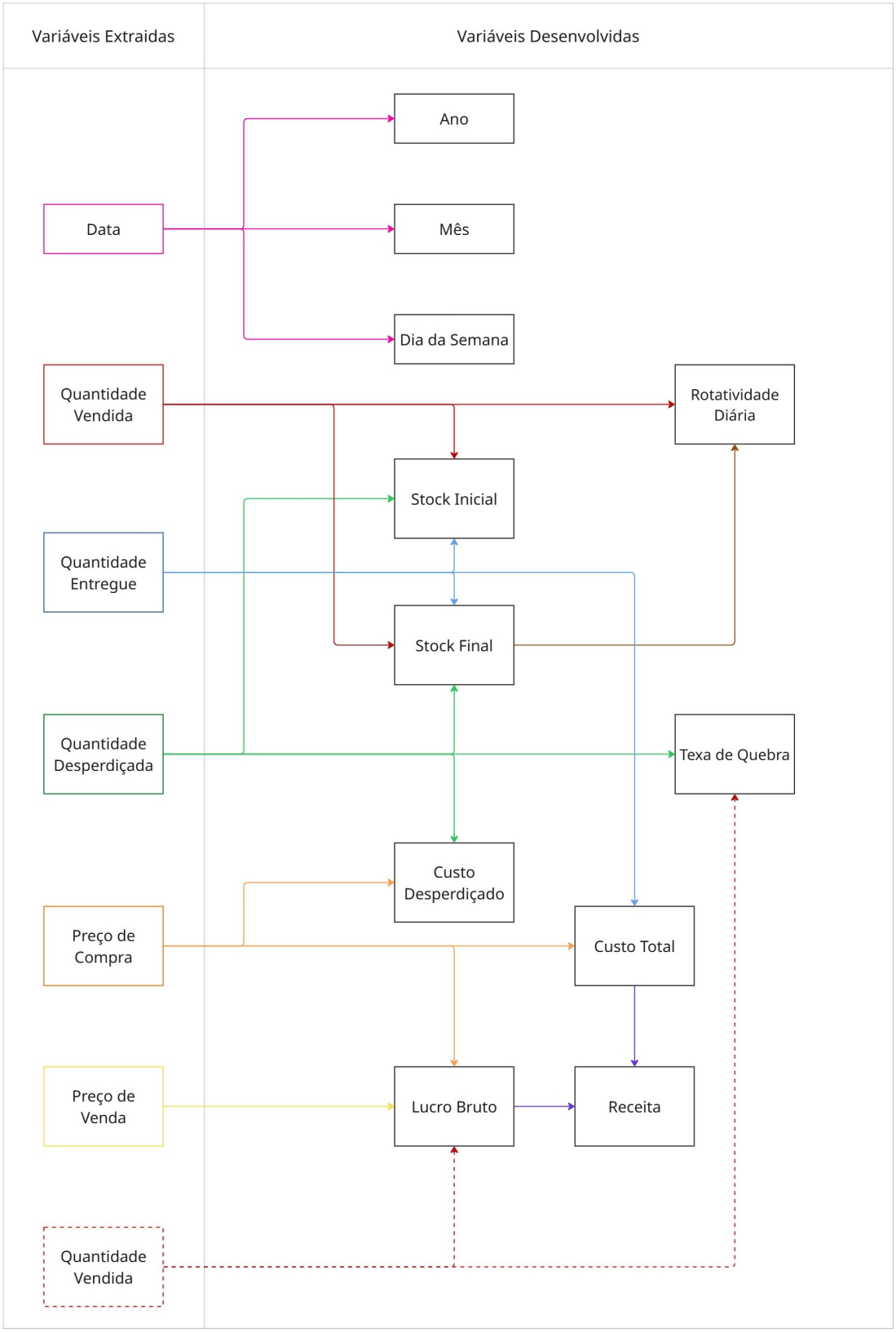


Figura 3.1: Modelo conceptual dos dados utilizados no estudo.

3.2 Compreensão do Negócio

O setor do retalho caracteriza-se pela comercialização direta de bens ao consumidor final, apresentando elevada rotatividade de produtos e um fluxo financeiro intenso, decorrente do volume e da frequência das transações. No caso particular do supermercado CasaCheia, a empresa insere-se numa zona urbana de elevada competitividade, coexistindo com pequenos estabelecimentos e grandes cadeias de distribuição, bem como atendendo clientes de diversas etnias e diferentes estratos socioeconómicos.

Neste contexto, o aumento sustentável das vendas constitui um desafio contínuo. Torna-se, por isso, essencial identificar problemas operacionais e oportunidades de melhoria que possam favorecer o crescimento da empresa e mitigar os prejuízos associados às perdas de produtos.

Um dos principais focos de perda económica está relacionado com os produtos frescos, particularmente frutas, devido à sua curta validade e perecibilidade. Embora a empresa tenha adotado recentemente uma solução através da adesão a uma plataforma de combate ao desperdício alimentar, a *Too Good To Go*, os níveis de perda continuam elevados.

O estudo concentra-se especificamente em três produtos frutícolas de elevada procura e rotação: abacaxi, manga e limão. Neste enquadramento, foram delineados três focos de análise considerados no contexto da empresa:

- Analisar o desperdício de frutas: identificar padrões temporais e sazonais associados às perdas, de modo a apoiar decisões sobre gestão de *stock* e ações promocionais;
- Prever a procura de frutas através de modelos de séries temporais: estimar tanto a quantidade vendida como a quantidade desperdiçada, em função da época do ano;
- Definir estratégias de combate ao desperdício: propor medidas ajustadas à gestão de excedentes com base nos resultados previsionais.

A definição das métricas de desempenho baseou-se nas características específicas de cada uma das frutas em estudo, permitindo a criação de indicadores ajustados às respetivas propriedades e limitações (Ver Anexo B)

3.3 Considerações Metodológicas e Dados

3.3.1 Considerações Metodológicas

Este estudo adota a Metodologia CRISP-DM, um modelo de referência amplamente utilizado em investigações de análise de dados. A abordagem está estruturada em seis fases interativas: compreensão do negócio, compreensão dos dados, preparação dos dados, modelação, avaliação e implementação.

É importante reforçar que todas as opções metodológicas foram definidas em função dos objetivos da investigação, assegurando a coerência entre as decisões técnicas.

A aplicação da metodologia teve início com a fase de compreensão do negócio, através de uma análise detalhada do funcionamento da CasaCheia. Esta etapa permitiu identificar os principais desafios associados à gestão de frutas perecíveis, nomeadamente limão, manga e abacaxi, e estabelecer os objetivos específicos do estudo.

Na fase de compreensão dos dados, os conjuntos de dados foram extraídos da plataforma Mercalys, um sistema interno da empresa que agrega informações sobre compras, vendas e existências dos produtos. Esta fase incluiu a verificação da qualidade dos dados, com identificação e registo de potenciais problemas, como valores em falta, inconsistências ou valores atípicos.

Importa referir que a diferenciação por variedade das frutas no sistema Mercalys não é uniforme. Em alguns casos, determinadas variedades são tratadas de forma distinta devido à sua relevância comercial, enquanto noutros são consolidadas numa única ficha de artigo. Nestes últimos, a designação comercial pode ser ajustada para refletir a qualidade do produto, sem induzir o cliente em erro, assegurando simultaneamente maior simplicidade e consistência na organização interna da CasaCheia.

A preparação dos dados foi realizada no Microsoft Excel, incluindo a limpeza e transformação dos dados:

- Correção de registos incoerentes;
- Criação de variáveis derivadas relevantes para a análise (por exemplo, rotatividade diária ou taxa de quebra);
- Normalização de formatos.

Este processo incluiu, por exemplo, a remoção de valores aberrantes, os quais, embora não comprometam a análise de forma global, influenciam os outliers e, consequentemente, as percentagens analisadas.

Complementarmente, foram realizadas análises estatísticas descritivas com recurso ao SPSS *Statistics*, sendo posteriormente representadas graficamente no KNIME, cuja interface visual permitiu uma comunicação mais eficaz dos padrões e tendências observados. Estes procedimentos estatísticos foram fundamentais para informar tanto a construção da *dashboard* como a estruturação dos modelos de previsão.

Na fase de modelação, foram adotadas diferentes ferramentas consoante os objetivos da análise. O Power BI foi utilizado para construir uma *dashboard* interativa de apoio à visualização e monitorização dos indicadores-chave. Já os modelos preditivos de procura e desperdício foram desenvolvidos em linguagem Python, permitindo aplicar técnicas de séries temporais ajustadas às características dos dados.

A fase de avaliação será centrada nos modelos desenvolvidos em Python, com o objetivo de aferir a sua performance e capacidade preditiva. Serão utilizadas métricas apropriadas de erro, como MAE e MAPE, de forma a validar a robustez das previsões e a sua utilidade no apoio à tomada de decisão.

Por fim, a fase de implementação consistirá na formulação de recomendações práticas baseadas nos resultados obtidos, visando reduzir o desperdício e otimizar a gestão de *stocks*. As estratégias serão ajustadas às especificidades de cada tipo de fruta, considerando fatores operacionais e de conservação, como a elevada sensibilidade da manga a variações térmicas.

Em suma, a utilização da Metodologia CRISP-DM assegurou uma abordagem estruturada, técnica e orientada para objetivos, cobrindo todas as fases do processo analítico, desde a extração dos dados até à aplicação de soluções concretas no contexto do retalho alimentar.

3.3.2 Preparação dos Dados

Extração dos Dados

Os dados diários referentes às frutas selecionadas — limão, manga e abacaxi — foram extraídos manualmente da plataforma Mercalys, abrangendo o período de novembro de 2022 a abril de 2025.

Este intervalo corresponde à totalidade das informações operacionais disponíveis no momento da análise. Para cada fruta, foram recolhidas três bases de dados distintas: (i) quantidades vendidas, (ii) quantidades encomendadas e (iii) quantidades desperdiçadas. Cada conjunto incluía variáveis como o preço de compra e o preço de venda unitários, bem como a margem teórica de lucro.

De modo a assegurar a fiabilidade das análises, foi realizada uma seleção criteriosa dos preços mais representativos da realidade operacional: o preço de venda foi considerado o da tabela de quantidades vendidas, por refletir o valor efetivamente aplicado no momento da transação; o preço de compra foi retirado da tabela de quantidades encomendadas, pois é nesta fase que se regista o custo associado à entrada da mercadoria. A variável de margem, fornecida automaticamente pelo sistema, foi descartada por se basear em preços cuja fiabilidade não está assegurada, o que poderia comprometer a exatidão dos indicadores financeiros a calcular, nomeadamente no que respeita ao custo do desperdício e à rentabilidade bruta.

Qualidade dos Dados

Após a extração, procedeu-se ao enriquecimento da base de dados com variáveis derivadas, de modo a apoiar a análise e alinhadas com a estrutura representada no modelo conceptual. A Tabela B.1 apresenta a descrição das variáveis originais e derivadas, como a Rotatividade Diária e a Taxa de Quebra.

Ainda que a extração e definição de variáveis tenham permitido estruturar a base de dados, verificaram-se limitações operacionais, como o desfasamento temporal entre registos de encomenda, venda e desperdício. Estas questões, bem como o tratamento de anomalias e outliers, são aprofundadas no Capítulo 4, no âmbito da análise dos dados.

3.4 Enquadramento Teórico

A previsão de vendas e desperdício em contexto de retalho exige modelos capazes de lidar com padrões de tendência, sazonalidade e, em alguns casos, com procura intermitente. Assim, optou-se por considerar um conjunto diversificado de abordagens, que vão desde modelos simples de referência até técnicas mais robustas e especializadas, assegurando uma comparação equilibrada.

Antes da aplicação dos modelos de previsão, procede-se à análise da sazonalidade associada a cada fruta. Esta etapa permite identificar a presença e a intensidade de padrões sazonais, assegurando a seleção de modelos adequados às características específicas de cada série. Este tipo de abordagem é de extrema importância dado que alguns modelos foram concebidos para captar e melhorar o desempenho em séries com forte componente sazonal, enquanto outros se mostram mais eficazes em contextos sem sazonalidade evidente. Por este motivo, foram estabelecidos dois modelos de referência (*benchmarks*) a considerar na análise.

Naïve Sazonal

Caso existam séries altamente sazonais, o primeiro método a ser utilizado é o *Naïve* Sazonal. Este método simples, definido como *benchmark*, assume que o valor futuro é igual ao valor do mesmo período anterior (Hyndman & Athanasopoulos, 2021). A previsão para o instante $T + h$ é dada por:

$$\hat{y}_{T+h|T} = y_{T+h-m(k+1)}, \tag{4.1}$$

em que T representa o último período observado, h o horizonte temporal, m a duração do ciclo sazonal e k o número de ciclos completos decorridos. Apesar da sua simplicidade, este método é amplamente utilizado como referência em estudos de séries temporais, uma vez que assegura um ponto de comparação mínimo face a modelos mais complexos (Hyndman & Athanasopoulos, 2021). Contudo, a sua principal limitação reside no facto de não captar tendências ou choques na procura, mostrando-se adequado apenas quando a sazonalidade é forte e consistente.

Naïve Simples

Por outro lado, o *benchmark* caso a série temporal não apresente sazonalidade, é o método *Naïve*. Utilizado em séries sem padrões sazonais evidentes, assume que o valor futuro será o valor da última observação (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$\hat{y}_{T+h|T} = y_T \tag{4.2}$$

Para além dos modelos de referência, é fundamental recorrer a abordagens estatísticas mais robustas e amplamente utilizadas na previsão de séries temporais. Entre estas destacam-se três

modelos clássicos: os Modelos ETS, os Modelos ARIMA e os Modelos *Theta*.

Modelo ARIMA

Os Modelos ARIMA constituem uma das abordagens mais recorrentes na previsão de séries temporais, uma vez que procuram modelar a estrutura de autocorrelação presente nos dados (Hyndman & Athanasopoulos, 2021). A sua formulação é composta por três componentes:

- AR (autoregressivo): a previsão é construída como uma função linear das observações passadas;
- I (integração): representa o número de diferenciações aplicadas à série de forma a torná-la estacionária;
- MA (média móvel): incorpora a dependência linear dos erros de previsão passados.

Representa-se por $ARIMA(p, d, q)$, onde p corresponde à ordem do processo autoregressivo, d ao número de diferenciações necessárias e q ordem da média móvel.

De acordo com Hyndman & Athanasopoulos (2021), a seleção do modelo adequado envolve a análise da estacionaridade, da função de autocorrelação (ACF) e da função de autocorrelação parcial (PACF). Para além de o processo de seleção do modelo possuir características próprias, a sua validação exige verificar se os resíduos se comportam como ruído branco, ou seja, indica se a estrutura da série foi devidamente capturada.

Uma das principais vantagens do ARIMA reside na sua capacidade de modelar uma grande diversidade de padrões temporais, incluindo séries com dependências complexas e efeitos sazonais, quando estendida à versão SARIMA. No entanto, trata-se também de um modelo univariado, limitado pela necessidade de estacionaridade e pela dificuldade em capturar choques estruturais súbitos (Hyndman & Athanasopoulos, 2021). Apesar destas limitações, este modelo permanece um dos métodos de referência em *forecasting*, constituindo um ponto de comparação obrigatório em estudos aplicados de previsão de vendas e desperdício no retalho alimentar.

Modelo ETS

Os modelos ETS (*Error, Trend, Seasonal*) inserem-se na família da suavização exponencial e têm como objetivo produzir previsões rápidas e fiáveis em diferentes contextos de séries temporais. Na prática, os componentes nível, tendência e sazonalidade, são atualizados iterativamente por parâmetros de suavização (α, β, γ) e, quando aplicável, amortecimento (ζ), atribuindo maior peso às observações recentes (Hyndman & Athanasopoulos, 2021). A sua estrutura é definida por três componentes principais:

- Erro (Aditivo ou Multiplicativo);
- Tendência (Nula, Aditiva ou Aditiva Amortecida);

- Sazonalidade (Nula, Aditiva ou Multiplicativa).

Cada combinação destes elementos gera uma configuração distinta do modelo, permitindo adaptá-lo às características específicas da série em análise (Hyndman & Athanasopoulos, 2021). A escolha das variantes ETS, é frequentemente guiada por critérios de informação, tal como o modelo ARIMA, nomeadamente o AIC e BIC.

A flexibilidade constitui uma das principais vantagens dos modelos ETS, uma vez que estes abrangem variantes clássicas, como os métodos de *Holt* e *Holt-Winters*, e possibilitam a construção de intervalos de previsão que refletem a incerteza inerente ao processo (Hyndman & Athanasopoulos, 2021). Contudo, por se tratarem de modelos univariados, não permitem a incorporação direta de variáveis exógenas. Esta limitação não compromete a adequação ao presente estudo, dado que são analisadas séries temporais univariadas, focadas exclusivamente nas vendas e no desperdício.

Modelo *Theta*

Para além dos modelos já referidos, o Modelo *Theta* será o penúltimo modelo avaliado. Proposto por Assimakopoulos e Nikolopoulos (2000), este modelo constitui um método univariado de previsão de séries temporais que tem demonstrado elevada eficácia em contextos de dados económicos e de retalho. A sua lógica central assenta na decomposição da série original em duas componentes, denominadas *Theta-lines*, que resultam da modificação da curvatura local através de um coeficiente denominado *Theta*.

Na formulação mais simples, a série é decomposta em duas linhas: uma primeira, com $\theta = 0$, que corresponde a uma regressão linear representando a tendência de longo prazo; e uma segunda, com $\theta = 2$, que duplica a curvatura original, enfatizando as flutuações e padrões de curto prazo. Cada uma destas componentes é extrapolada separadamente — a linha de tendência de forma linear e a série curvada através de métodos de suavização — sendo os resultados combinados posteriormente. Este processo permite que a previsão final beneficie simultaneamente da estabilidade da tendência de longo prazo e da capacidade de adaptação às variações recentes.

A principal vantagem do modelo reside neste equilíbrio entre a captura das tendências estruturais e a incorporação da variabilidade de curto prazo, aspeto que se revelou particularmente robusto em séries mensais e microeconómicas, como demonstrado na Competição M3 (Figura 3.2), em que o modelo apresentou desempenhos de referência (Cordeiro & Neves, 2011; Makridakis & Hibon, 2000).

No contexto desta investigação, que visa prever as vendas e o desperdício no setor do retalho alimentar, o Modelo *Theta* revela-se especialmente pertinente. Tanto as séries relacionadas com as vendas, como as séries relacionadas com o desperdício, apresentam comportamentos que combinam padrões estruturais (crescimento ou decréscimo de vendas, alterações no padrão de desperdício) e variações conjunturais (promoções, sazonalidade, efeitos de feriados),

pelo que a capacidade do modelo em conjugar estas duas dimensões representa uma mais-valia significativa para a obtenção de previsões fiáveis.

Methods which give the best results: all data

Accuracy measure	Micro (828)	Industry (519)	Macro (731)	Finance (308)	Demographic (413)	Other (204)
Symmetric MAPE	Theta ForecastPro	ForecastX/ ForecastPro	RBF/ARARMA Theta/ Robust-Trend	AAM1/ AAM2	ForecastX Dampen ForecastPro/RBF SmartFcs Comb S-H-D	Comb S-H-D ARARMA ForecastPro
Average RANKING	Theta	ForecastPro Theta/ ForecastX Comb S-H-D	Robust-Trend	AAM1/ AAM2	Robust-Trend ForecastX	Theta Autobox2/ ARARMA ForecastPro
Median APE	Theta ForecastPro	ForecastX Theta	Robust-Trend ARARMA	Autobox3 ForecastPro	RBF Robust-Trend	Theta Autobox2
Median RAE	Theta	Theta RBF/ Comb S-H-D	Robust-Trend ARARMA RBF	Robust-Trend ARARMA Theta AAM1/AAM2	RBF	ARARMA Theta Autobox2 Comb S-H-D

Figura 3.2: Métodos com melhor desempenho na M3-Competition para diferentes categorias de séries temporais
Fonte: Adaptado de Makridakis e Hibon (2000).

Modelo *Croston*

Dado que as séries temporais do desperdício apresentam características de procura intermitente, em vez de recorrer aos modelos ETS e *Theta* utilizados nas séries de vendas, optou-se pela aplicação do método de *Croston* e das suas variantes. Este método, originalmente proposto por John Croston (1972), foi desenvolvido especificamente para lidar com padrões em que longos intervalos de valores nulos são intercalados com observações positivas (Hyndman & Athanasopoulos, 2021). Este consiste em separar a série original em duas componentes: a procura média por ocorrência (q) e o intervalo médio entre ocorrências (a) (Croston, 1972; Hyndman & Athanasopoulos, 2021).

Com o intuito de superar algumas das limitações associadas ao método de *Croston*, a presente análise incorpora a correção *SBA* (*Syntetos–Boylan Approximation*), proposta por Syntetos e Boylan (2005), a qual foi desenvolvida para atenuar o enviesamento positivo inerente ao método, resultante da tendência para a sobrestimação da procura esperada (Hyndman & Athanasopoulos, 2021; Syntetos & Boylan, 2005).

Mais recentemente, Teunter, Syntetos e Babai (2011) desenvolveram o método *TSB* (*Teunter–Syntetos–Babai*), concebido para ultrapassar a limitação fundamental deste método, que consiste na ausência de atualização das estimativas durante períodos consecutivos de procura nula. O *TSB* introduz um mecanismo de atualização probabilística contínua da ocorrência de procura, permitindo que as previsões se ajustem progressivamente mesmo em períodos de zeros sucessivos (Teunter, Syntetos, & Babai, 2011; Hyndman & Athanasopoulos, 2021). Por essa razão, este método também será enquadrado no presente estudo.

Critérios de Informação

Após os modelos serem desenvolvidos, são classificados de forma a compreender qual o modelo com a melhor performance. A seleção do modelo é realizada a partir dos critérios de informação, métricas selecionadas para avaliar o conjunto de características que cada modelo possui para ser considerado de boa qualidade. Os critérios utilizados são o AIC (*Akaike information criterion*), BIC (*Bayesian information criterion*) e HQIC (*Hanna-Quinn information criterion*).

O *Akaike information criterion* utiliza a estimativa de máxima verossimilhança e o número de parâmetros (variáveis independentes) para determinar o valor da informação do modelo (Akaike, 1974). A função da verossimilhança avalia a qualidade do ajuste enquanto contém uma penalidade tendo em conta a complexidade do modelo (Burnham & Anderson, 2004). Essa penalidade desencoraja o overfitting, já que, geralmente, quanto mais complexo o modelo, maior a qualidade do ajuste (Burnham & Anderson, 2004). Por esse motivo, quanto menor o AIC, melhor a qualidade do ajustamento (Burnham & Anderson, 2004).

A fórmula do AIC representa-se por:

$$AIC = 2K - 2ln(L) \tag{1}$$

sendo K o número de parâmetros e L o valor máximo da função de verossimilhança (Akaike, 1974; Burnham & Anderson, 2004). Uma das razões pela qual este critério não ser o único a ser utilizado é o facto de não avaliar a performance preditiva de um modelo, e sim, a qualidade relativamente a outros modelos desenvolvidos (Bevans, 2023).

Por outro lado, o Critério de Informação *Bayesian*, também conhecido como SIC (*Schwarz information criterion*) foi proposto por Schwarz (1978) como alternativa ao AIC.

A sua fórmula é dada por:

$$BIC = -2ln(L) + K.ln(N) \tag{2}$$

onde N é o tamanho da amostra e, tanto K como L, assumem a mesma definição utilizada no Critério de Informação de *Akaike* (Schwarz, 1978; Burnham & Anderson, 2004). O BIC, tal como o AIC, procura encontrar um equilíbrio entre a qualidade de ajustamento e a simplicidade do modelo, no entanto aplica uma penalização mais severa à complexidade (Burnham & Anderson, 2004).

Para finalizar, é também utilizado o Critério *Hannan-Quinn* (HQIC). Segundo Hannan e Quinn (1979), AIC sobrestima a ordem verdadeira de um processo autoregressivo, enquanto BIC subestima a ordem em amostras finitas, por esse motivo o critério desenvolvido,

$$\phi(K) = \ln(\hat{\sigma}^2) + \frac{2Kc\ln(\ln N)}{N},\ c > 1 \tag{3}$$

onde $\hat{\sigma}^2$ corresponde à variância residual estimada, K ao número de parâmetros, N ao tamanho da amostra e c a uma constante positiva, mantém a consistência forte, com uma penalização

mais suave, levando a uma menor tendência de subestimação.

Métricas de Avaliação

Para este estudo foram escolhidas duas métricas de avaliação: MAE (*Mean Absolute Error*) e MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*).

De acordo com Hyndman e Athanasopoulos (2021), o *Mean Absolute Error* é definido como a média dos desvios absolutos entre valores observados e previstos, constituindo uma medida de precisão dependente da escala:

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}|y_t - \hat{y}_t| \tag{4}$$

Complementarmente, o *Mean Absolute Percentage Error*, representa o erro percentual médio absoluto, permitindo interpretar a precisão em termos relativos (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$MAPE = \frac{100}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t}\right| \tag{5}$$

Contudo, esta métrica pode assumir valores extremos ou indefinidos quando os valores reais se aproximam de zero, por esse motivo, esta análise é complementada pelo sMAPE, apesar das suas conhecidas limitações (Hyndman & Athanasopoulos, 2021; Hyndman & Koehler, 2006).

O sMAPE é definido como:

$$sMAPE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\frac{200\ |y_t - \hat{y}_t|}{|y_t| + |\hat{y}_t|} \tag{6}$$

Na Tabela A.2, observa-se que, em função do horizonte temporal, as metas foram definidas como MAPE $\leq 30\%$ e MAPE $\leq 35\%$ para os horizontes de 4 e 12 semanas, respetivamente, aplicáveis a todas as frutas. No curto prazo, a definição varia consoante a fruta: no caso do limão, a métrica é mais restritiva (MAPE $\leq 15\%$), atendendo à sua maior resistência (Tabela A.1), enquanto para as restantes frutas se adota o limiar de MAPE $\leq 20\%$.

Estes valores foram definidos à luz da literatura. Em 1982, Lewis estabeleceu que previsões com MAPE $\leq 10\%$ são altamente precisas, entre 10% e 20% são boas, entre 20% e 50% razoáveis, e superiores a 50% imprecisas. No entanto, em alguns estudos aplicados, como o de Manogna, Dharmaji & Sarang (2025), os modelos de *deep learning* alcançaram valores de MAPE entre 10% e 20% para produtos voláteis como a cebola e o tomate, o que reforça a adequação dos limiares definidos nesta investigação, ainda que esses resultados não tenham sido diferenciados por horizontes temporais. Por outro lado, no estudo de Suárez, Robson & Brinkhoff (2023), o objetivo foi prever, num horizonte temporal médio, o rendimento de pomares de citrínos na Austrália. Foram obtidos valores de MAPE de 29%, o que evidencia a

importância em utilizar limiares menos restritivos quando se tratam de séries agriculas complexas com alta variabilidade.

Tal como definido na Tabela A.2, as metas de desempenho do MAPE foram mantidas para o sMAPE, para assegurar consistência entre as séries de vendas e desperdício.

Assim, a adoção das métricas MAE e MAPE, bem como a definição de limiares diferenciados por horizonte temporal e tipo de fruta, garante uma avaliação consistente e comparável do desempenho preditivo, em conformidade com a literatura e com as especificidades do contexto em análise.

4 Análise e Resultados

4.1 Tratamento de Anomalias

Um aspeto relevante na análise dos dados é a sua dimensão temporal. No contexto da operação de loja, existe frequentemente um desfasamento entre o momento em que os produtos são encomendados, o momento em que são recebidos, o momento em que a venda é registada e o momento em que ocorre o desperdício. Por exemplo, a aquisição de 60 mangas num determinado dia não implica a sua venda imediata, o que pode originar valores negativos em métricas como a receita diária. Essas anomalias, ainda que presentes a uma escala diária, tendem a ser suavizadas quando os dados são analisados de forma agregada, nomeadamente ao nível mensal, permitindo uma leitura mais fidedigna da realidade operacional e eliminando distorções causadas por desalinhamentos de registos no curto prazo.

Durante a fase de pré-processamento, verificou-se que não existiam valores em falta, o que facilitou o tratamento inicial da base de dados.

No que se refere aos valores atípicos, foi adotada uma abordagem diferenciada consoante o tipo de variável.

Para variáveis operacionais diretas (como a "Quantidade Desperdiçada"), optou-se por manter os valores originais, mesmo que atípicos, uma vez que estes representam fenómenos reais. Situações como picos de desperdício após datas festivas fazem parte da dinâmica do setor alimentar e devem ser incorporadas na análise para garantir robustez e validade ecológica.

Quanto às variáveis derivadas, como a Rotatividade Diária e a Taxa de Quebra, o tratamento foi mais rigoroso. Estas métricas são calculadas a partir da variável "stock", que apresentou registos inconsistentes, incluindo valores negativos. Assim, procedeu-se à identificação de valores atípicos recorrendo a métodos estatísticos (nomeadamente o intervalo interquartil – IQR) e à análise gráfica (*Boxplots*), com o objetivo de filtrar desvios que pudessem comprometer a fiabilidade da análise.

Importa notar que, em termos de justificação da abordagem metodológica, a decisão de preservar os dados operacionais "crus", mesmo que contenham valores extremos, fundamenta-se em três princípios: (i) Representatividade real: eventos excecionais fazem parte do ciclo de vida de produtos perecíveis e devem ser integrados nas análises de gestão; (ii) Transparência analítica: manter os registos originais permite avaliar a verdadeira dimensão dos problemas operacionais; (iii) Foco na fiabilidade das métricas derivadas: o esforço de limpeza concentrou-se nas variáveis que dependem diretamente da qualidade dos dados de *stock*, garantindo rigor nas conclusões retiradas a partir dessas métricas.

Esta estratégia garantiu um equilíbrio entre a integridade dos dados e a robustez estatística das análises, permitindo detetar padrões genuínos de comportamento e identificar oportunidades de melhoria operacional sem ocultar fragilidades relevantes. Vejamos caso a caso.

4.1.1 Abacaxi

A representação dos outliers da variável da Rotatividade Diária e da Taxa de Quebra encontra-se na Figura 4.1 enquanto os valores descritivos que definem os limites da deteção de outliers encontram-se na Tabela 4.1.

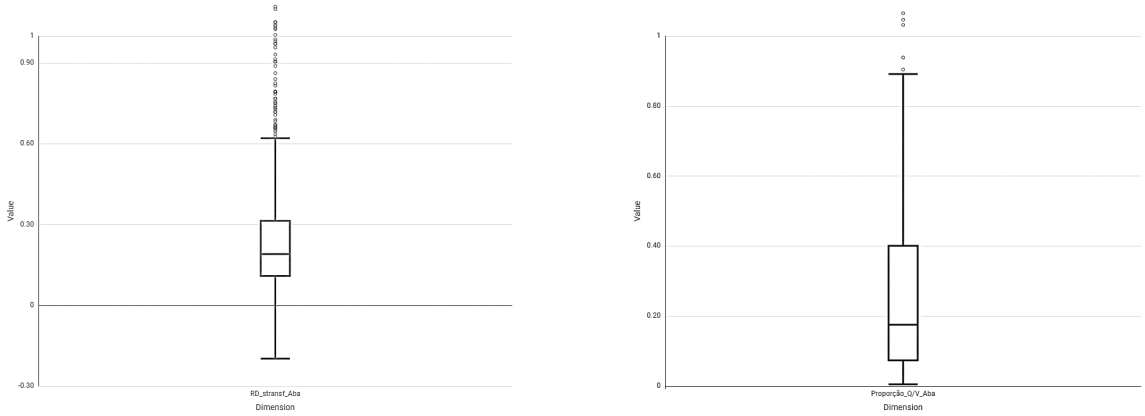
Em primeiro lugar, alguns dos outliers da variável da Rotatividade Diária resultam de cálculos realizados em situações em que o *stock* aparece como negativo. Considerando que a empresa nunca operou com dividas, é possível afirmar que estes casos representam erros de dados. As possíveis causas de inconsistências na variável "stock" incluem falhas no processo de registo no ponto de venda, como a identificação incorreta do produto, má gestão de desperdícios (com registos imprecisos de quantidades descartadas), erros na inserção das quantidades no sistema ou divergências entre o peso real entregue pelo fornecedor e o que consta na fatura.

Ao observar o gráfico *Boxplot* de ambas as variáveis, confirma-se a presença de outliers e pressupõe-se que a distribuição não é normal, já que a mediana se apresenta mais próxima do 1º quartil em ambos os casos.

Tabela 4.1: Valores descritivos da Rotatividade Diária e Taxa de Quebra do Abacaxi

Variável	*Min*	Q_1	Q_2	Q_3	*Max*
Rotatividade Diária	−0,198	0,109	0,190	0,314	0,621
Taxa de Quebra	0,005	0,074	0,175	0,401	0,892

Nota. Q_2 corresponde à mediana.



(a) Rotatividade Diária

(b) Taxa de Quebra

Figura 4.1: Representação dos *Boxplots* do Abacaxi: (a) Rotatividade Diária; (b) Taxa de Quebra.

Para confirmar foi realizado o teste *Kolmogorov-Smirnov* (teste de normalidade), onde a hipótese nula afirma que a variável contém distribuição normal e a hipótese alternativa afirma o caso contrário. Como nos resultados, o p-value<0,001, então rejeita-se a hipótese nula e confirma se que os dados tem distribuição anormal tanto na Rotatividade Diária, como na Taxa de Quebra. (Tabela 4.2).

Tabela 4.2: Testes de normalidade *Kolmogorov–Smirnov* da fruta Abacaxi

Variável	Estatística	gl	Sig.
Rotatividade Diária	0,431	879	<0,001
Taxa de Quebra	0,309	277	<0,001

Nota. Correção de Lilliefors.

De forma a garantir a credibilidade da análise, foram aplicadas técnicas de tratamento de outliers às variáveis que representam a Rotatividade Diária e a Taxa de Quebra: optou-se por substituir todos os outliers (inferiores e superiores) com base no método do intervalo Interquartílico (IQR), utilizando um fator de 1.5. Assim os valores foram alterados pelo valor permitido mais próximo, de maneira a evitar distorções extremas nos resultados e assegurando um resultado coerente, mais aproximado ao comportamento real. Em suma, a análise permanece robusta e existe uma maior precisão na tomada de decisão.

4.1.2 Limão

O caso do Limão tem as mesmas peculiaridades dos outliers do Abacaxi. Foi desenvolvido o gráfico *Boxplot* para os dados da Rotatividade Diária e da Taxa de Quebra, sendo que foi verificada a distribuição anormal em ambas e realizada a mesma técnica de tratamento para os outliers. (Anexo C.1)

4.1.3 Manga

O caso da Manga tem as mesmas peculiaridades dos outliers dos casos anteriores. Foi desenvolvido o gráfico *Boxplot* para os dados da Rotatividade Diária e da Taxa de Quebra, sendo que foi verificada a distribuição anormal em ambas e realizada a mesma técnica de tratamento para os outliers. (Anexo C.2)

4.2 Análise Exploratória através de *Dashboards*

4.2.1 Preparação dos *Dashboards*

Antes da criação das *dashboards*, foi necessário definir o nível de granularidade temporal mais adequado à visualização dos dados. Optou-se pela análise trimestral, uma vez que a visualização diária se revelou excessivamente complexa, dificultando a identificação de padrões. Esta decisão permitiu uma leitura mais clara das tendências e facilitou a comparação entre períodos.

4.2.2 Análise dos *Dashboards*

Após os dados serem tratados, foram desenvolvidos modelos de visualização de dados independentes para cada fruta estudada (Figura D.1.1, D.2.1 e D.3.1). A modelação consistiu na

estruturação dos dados de vendas, desperdício e receitas ao longo do tempo. Os dados foram organizados temporalmente e segmentados por dia da semana e mensalmente, permitindo um diagnóstico mais preciso dos padrões do desperdício.

Na Tabela D.0.1, é possível verificar que a implementação foi desenvolvida a partir da criação de *dashboards* interativos que incluem gráficos de barras, tanto horizontais, como verticais, linha temporal, um gráfico circular e, por fim, as KPI's principais. Para além disso, a integração de filtros temporais e segmentações por ano e dia da semana permite análises comparativas entre períodos distintos.

No caso do abacaxi (Figura D.1.1), a taxa de desperdício em função do que a empresa conseguiu vender é, em média, elevada (9,26%), no entanto dentro da meta estipulada pela empresa, menor que 10%. Esconde assimetrias preocupantes, sendo que, por exemplo às terças e quartas, há uma diferença de aproximadamente 5% comparativamente a sábado que demonstra uma gestão mais eficiente apesar de existir um maior volume de vendas. Estas variações sugerem que a previsão da procura pode não estar devidamente ajustada à realidade semanal. Além disso, o período natalício, embora represente um aumento substancial da receita, regista também um dos maiores picos de desperdício ao longo do ano, sugerindo que as encomendas nesta época podem estar inflacionadas para prevenir ruturas, com consequentes perdas. Outro grande pico visível é em Julho, no entanto, este pode ter diversas explicações, como o calor abundante ou falta de procura devido a épocas de férias. Março destaca-se como um mês de referência, combinando um desempenho comercial robusto com níveis de desperdício reduzidos, servindo como exemplo de uma boa articulação entre oferta e procura.

O limão (Figura D.2.1) encontra-se com um desperdício de 6,86%, falhando nas metas que a empresa quer cumprir quanto ao desperdício e por isso, sendo a prioridade para diminuir o desperdício que ocorre ao longo do ano. A sexta feira corresponde a um dos melhores dias da semana, sendo que do total de limões vendidos, apenas 9,7% foram desperdiçados e ao todo é o segundo dia da semana com menos desperdicio. Às quartas aproximadamente 19% dos limões vendidos foram desperdiçados, e é o terceiro pior dia com mais desperdicio, apenas com o fim de semana à frente como piores. O desperdício ao longo do ano, ao contrário do abacaxi e da manga, não é tão visível no periodo natalicio, no entanto é em julho que existe uma diferença extremamente significativa. A receita demontra uma tendência aproximadamente constante das vendas sendo que o pior mês é em janeiro, porque tal como verificado pelo gráfico anterior, é possivel que não seja uma fruta muito procurada nessa altura.

Já a manga (Figura D.3.1) apresenta um desempenho global mais fraco, no entanto com uma taxa de desperdício mais aceitável comparativamente às restantes frutas (3,34%). Apesar de todos os desafios que esta fruta aparenta foi a que melhores resultados teve de acordo com as metas que a empresa tinha como objetivo se enquadrar (Tabela A.1 e A.2). Relativamente aos dias da semana, as quartas são particularmente críticas, com uma taxa de quebra semanal de 20,66%, refletindo possíveis erros de previsão do fim de semana. Tal como na situação do abacaxi, também existem picos no periodo natalício, no entanto, no caso da manga, foram iden-

tificados picos de perdas em junho e outubro, meses associados a transições sazonais, o que pode indicar uma maior sensibilidade da manga a variações de temperatura e a um armazenamento inadequado.

4.3 Modelos Preditivos com Séries Temporais

De acordo com a literatura, as especificidades de cada alimento frutícola, quando conjugadas com os efeitos da sazonalidade, tornam a gestão de inventários particularmente complexa, uma vez que múltiplos fatores influenciam simultaneamente estes produtos. Dammgaard, Nguyen, Hvolby e Steger-Jensen (2013) salientam que "a perecibilidade dos produtos constitui uma preocupação central em muitos setores industriais. A maioria dos modelos de controlo de inventário assume que os itens podem ser armazenados indefinidamente; contudo, quando se trata de produtos perecíveis, a sua vida útil deve ser considerada nos modelos de gestão de inventário" [tradução livre].

Com o desenvolvimento das *dashboards* interativas, foi possivel acompanhar o comportamento do desperdicio ao longo do tempo e compreender a gravidade da perda destes alimentos. A visualização revelou também, padrões importantes, embora limitada pela ausência de capacidade preditiva.

Neste sentido, a integração de modelos preditivos surge como uma evolução natural, complementando a análise exploratória já realizada. Ao prever volumes futuros de vendas e de desperdício, torna-se possível ajustar níveis de *stock*, otimizar processos logísticos e reduzir custos associados ao excesso ou à rutura de produtos. Tal como demonstrado por Sunaina et al. (2025), o recurso a técnicas de análise de dados e *machine learning* constitui um apoio significativo ao planeamento estratégico e à alocação eficiente de recursos, reforçando a importância de incluir abordagens preditivas no contexto do retalho alimentar.

4.3.1 Preparação das Séries Temporais

Na fase exploratória, a análise do gráfico de desperdício de cada fruta ao longo do tempo foi realizada com base trimestral, uma vez que a visualização diária se revelou excessivamente complexa, dificultando a identificação de padrões. Por outro lado, para a modelação através de séries temporais, é necessário que os dados apresentem um nível de granularidade que permita maior detalhe na previsão; por esse motivo, optou-se pela utilização de dados semanais (m = 52). A conversão para frequência semanal foi realizada através da soma dos valores diários, de forma a preservar o volume total de vendas e desperdício em cada período.

Após a conversão para frequência semanal, procedeu-se a uma etapa de limpeza dos dados. Nesta fase, as variáveis correspondentes às quantidades vendidas e desperdiçadas foram convertidas para formato numérico, de modo a garantir a consistência das operações estatísticas. Adicionalmente, assegurou-se a ordenação cronológica da série, prevenindo eventuais inconsistências resultantes da construção inicial da base de dados no Microsoft Excel.

Foram definidos três horizontes de previsão: a curto prazo (1 semana), para melhorar a gestão de *stocks* e reposição imediata, a médio prazo (4 semanas), para orientar o planeamento de encomendas e logística, e a longo prazo (12 semanas) para sustentar estratégias de compra, promoção e abastecimento sazonal.

No processo de modelação, para o modelo ARIMA, recorreu-se à transformação logarítmica da série de treino, com o objetivo de estabilizar a variância e atenuar a influência de valores extremos — uma prática amplamente recomendada na análise de séries temporais de venda. (Hyndman & Athanasopoulos, 2021).

Para além desta transformação, foi necessário considerar outros aspetos relevantes. A estacionaridade foi assegurada de forma automática através do processo de estimação e seleção de modelos. Na implementação do *grid search*, foram testadas diferentes configurações dos parâmetros, incluindo o nível de diferenciação necessário para tornar a série estacionária. A escolha do modelo final teve por base os critérios de informação utilizados, de modo a garantir que a série satisfizesse os requisitos necessários para a aplicação do ARIMA.

Foram definidos os *range* para a ordem do processo autoregressivo (p), para o número de diferenciações necessárias (d) e para a ordem da média móvel (q). A literatura recomenda cautela na escolha no número de diferenciações, dado que o excesso ($d > 2$) pode introduzir ruído indesejado e levar a um modelo sobreajustado (Nau, s.d.; Hyndman & Athanasopoulos, 2021). Em conformidade com estas recomendações, no presente estudo foram considerados apenas os valores d = 1 e d = 2 no *grid search* dos modelos ARIMA. Relativamente aos parâmetros p e q, correspondentes à ordem autorregressiva e à ordem da média móvel, foram igualmente considerados intervalos reduzidos ($p \leq 3$; $q \leq 3$). Tal opção encontra suporte em Hyndman e Athanasopoulos (2021), que sublinham que, a partir de p ou $q \geq 3$, as condições de estacionaridade e invertibilidade se tornam substancialmente mais complexas, aumentando a dificuldade de estimação e o risco de sobreajuste, sem ganhos significativos em termos de desempenho preditivo.

No caso específico das séries de desperdício, em que a ocorrência de valores nulos é frequente, optou-se por aplicar a transformação logarítmica ajustada $\log(1 + x)$, com inversão $e^x - 1$, mais robusta perante zeros, garantindo previsões válidas e evitando valores indefinidos. A avaliação destes modelos considerou, para além do MAE, a métrica sMAPE, de modo a assegurar uma análise mais estável da precisão preditiva neste contexto.

Para a avaliação dos modelos preditivos, procedeu-se à divisão da série temporal em dois subconjuntos distintos: o conjunto de teste, correspondente às últimas doze semanas, e o conjunto de treino, constituído pelas observações remanescentes. Assim, com a divisão escolhida, é possível imitar um cenário real de previsão.

Por fim, a qualidade preditiva dos modelos será posteriormente avaliada com recurso a métricas de erro, nomeadamente o MAE e o MAPE.

4.3.2 Previsão das Vendas do Abacaxi

A primeira série temporal analisada corresponde ao abacaxi. Neste subcapítulo, a apresentação encontra-se organizada em duas partes: em primeiro lugar, a previsão das vendas e, posteriormente, a previsão do desperdício. Esta mesma estrutura será igualmente aplicada às restantes frutas em estudo, nomeadamente a manga e o limão. O objetivo consiste em expor o processo de estimação e os resultados obtidos na previsão semanal das vendas, considerando diferentes horizontes temporais.

Na Figura 4.2 apresenta a série temporal da quantidade de abacaxi vendida por semana. Observa-se uma acentuada variabilidade no volume de vendas, caracterizada por picos ocasionais e quebras abruptas, o que sugere a influência de fatores sazonais e promocionais no comportamento da procura. Deste modo, adotou-se o *Naïve* Sazonal como *benchmark*, sendo este o primeiro modelo a ser desenvolvido.

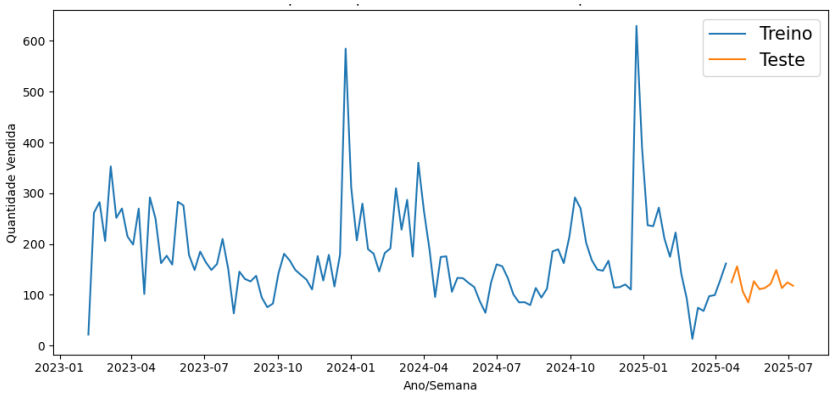


Figura 4.2: Série temporal da Quantidade Vendida de Abacaxi por Semana

Naïve Sazonal

Como se pode observar na Figura 4.3 e na Tabela 4.3, o modelo apresentou um desempenho insatisfatório. Verifica-se que os erros variam consoante o horizonte temporal considerado. Embora tanto o MAE como o MAPE evidenciem limitações significativas na capacidade do modelo em reproduzir os padrões da série temporal, observa-se um ligeiro ganho de desempenho em horizontes mais longos. Estes resultados reforçam a necessidade de recorrer a modelos mais robustos, como o ARIMA, de modo a melhorar a capacidade preditiva.

Tabela 4.3: Resultados do Modelo *Naïve Sazonal* aplicado às Vendas Semanais de Abacaxi

Horizonte (semanas)	MAE	MAPE (%)
1	49.89	40.06
4	29.77	27.69
12	28.49	23.59

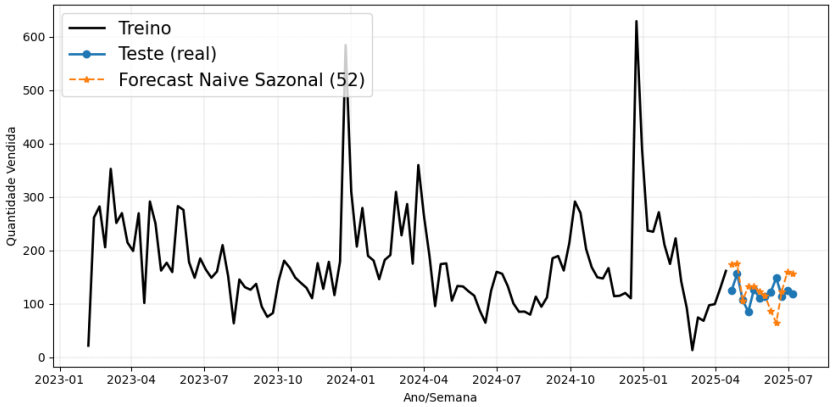


Figura 4.3: Vendas semanais de Abacaxi: valores reais vs. previsão (Modelo *Naïve Sazonal*)

Modelo ARIMA

Tal como previamente referido na etapa de Preparação das Séries Temporais, o processo de modelação iniciou-se com a aplicação de uma transformação logarítmica, para estabilizar a variância, seguindo-se a definição dos parâmetros necessários à sua estimação. Assim, a etapa de avaliação do modelo ARIMA começa com a análise aos critérios de informação. Foram destacados os 5 modelos com melhor desempenho segundo AIC, BIC e HQIC.

Como é possível observar na Tabela 4.4, o modelo ARIMA(1,1,1) é a opção mais adequada, com os valores mais baixos em todos os critérios de informação. Para além de demonstrar um bom ajustamento aos dados (AIC reduzido) também é um modelo simples e eficaz (BIC reduzido). Os modelos ARIMA(1,1,2) e ARIMA(2,1,1) são alternativas plausíveis comparativamente com o modelo ARIMA(1,1,1), uma vez que registam um valor de AIC e HQIC próximos. Por outro lado, o modelo ARIMA(3,1,3) destaca-se apenas no AIC, refletindo bom ajustamento mas elevada complexidade, enquanto ARIMA(3,1,1) e ARIMA(1,1,3) são valorizados por BIC e HQIC pela maior parcimónia.

Tabela 4.4: Top 5 Modelos ARIMA segundo AIC, BIC e HQIC nas Vendas de Abacaxi

Modelo	AIC	BIC	HQIC
ARIMA(1,1,1)	156.09	164.30	159.42
ARIMA(1,1,2)	157.38	168.33	161.82
ARIMA(2,1,1)	157.50	168.44	161.94
ARIMA(3,1,3)	157.85	–	–
ARIMA(3,1,1)	159.20	172.88	164.75
ARIMA(1,1,3)	–	173.02	164.89

Com base nestes resultados, foram selecionados os modelos ARIMA(1,1,1), ARIMA(2,1,1), ARIMA(1,1,2) e ARIMA(3,1,3) para avaliar o desempenho preditivo, sendo a Figura 4.4 a representação gráfica dos valores de AIC, BIC e HQIC, confirmando as conclusões já discutidas anteriormente.

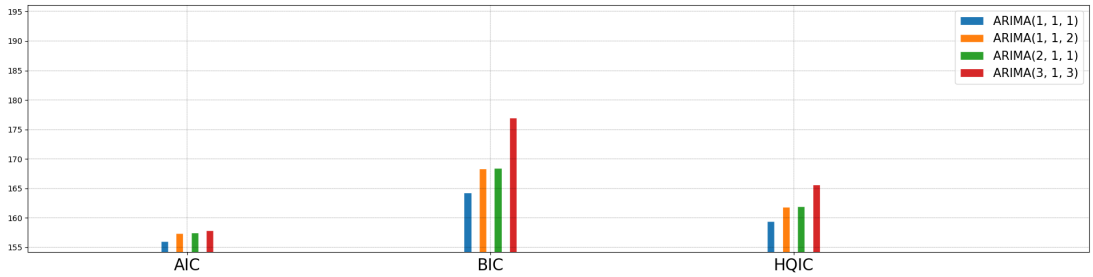


Figura 4.4: Critérios de Informação dos Modelos ARIMA aplicados às Vendas Semanais de Abacaxi.

Antes de proceder à etapa de avaliação preditiva, são validados se os modelos são os mais adequados, isto é, são avaliados se os resíduos apresentam autocorrelação significativa, e portanto, se são definidos como ruído branco. À semelhança do procedimento descrito por Hyndman & Athanasopoulos (2021), a verificação foi realizada através do Teste de Ljung–Box (Tabela 4.5), que avalia a presença de autocorrelação nos resíduos. Valores de p-value superiores a $\alpha = 0.05$ indicam que os resíduos se comportam como ruído branco.

Tabela 4.5: Teste Ljung–Box dos Modelos ARIMA para as Vendas do Abacaxi

Modelo	**LB_min_p**	**Ruído Branco**
ARIMA(1,1,1)	0.1550	Sim
ARIMA(1,1,2)	0.1252	Sim
ARIMA(2,1,1)	0.1335	Sim
ARIMA(3,1,3)	0.0885	Sim

Nota: LB_min_p corresponde ao minimum p-value do teste Ljung-Box.

Em suma, todos os modelos ARIMA analisados apresentaram valores de p-value superiores a 0.05, não evidenciando autocorrelações remanescentes nos resíduos e podendo, por isso, ser considerados consistentes com a definição de ruído branco.

Por último, foram calculados os valores das métricas MAE e MAPE para cada um dos modelos selecionados. Complementou-se a análise com a representação gráfica dos resultados, de forma a facilitar a interpretação comparativa.

Em primeiro lugar, a análise da Tabela 4.6 demontra que, nos horizontes de curto prazo (1 e 4 semanas), nenhum dos valores obtidos se encontra dentro das metas previamente estabelecidas. No entanto, no horizonte de longo prazo (12 semanas), os resultados revelam conformidade com a meta definida de MAPE ≤ 35.

No que respeita ao desempenho dos modelos, observa-se que cada horizonte temporal apresentou um modelo distinto com melhor ajustamento. Para 1 semana, o modelo ARIMA(3,1,3) registou os melhores desempenhos em ambas as métricas, resultado que diverge das expectativas iniciais. Para 4 semanas, os resultados são diferenciados: de acordo com a métrica MAE na Tabela 4.6, o modelo com menor erro foi o ARIMA(1,1,2), ao passo que, segundo MAPE, o destaque recai novamente sobre o ARIMA(3,1,3). Finalmente, no horizonte de 12 semanas, o modelo ARIMA(1,1,2) apresentou os melhores resultados, consolidando-se como a alternativa

mais robusta no longo prazo.

A Figura 4.5 apresenta a comparação entre os valores reais de vendas e as previsões geradas pelos modelos ARIMA selecionados. No período de ajustamento, observa-se que o modelo ARIMA(3,1,3) evidencia uma maior capacidade em reproduzir a sazonalidade da série temporal, quando comparado com os restantes modelos. No horizonte de previsão, contudo, todos os modelos revelam limitações na captura dessas variações, sendo essa fragilidade particularmente evidente nos modelos ARIMA(1,1,1), ARIMA(1,1,2) e ARIMA(2,1,1).

Tabela 4.6: Resultados do Modelo ARIMA aplicado às Vendas Semanais de Abacaxi.

Modelo	MAE H1	MAE H4	MAE H12	MAPE H1	MAPE H4	MAPE H12
ARIMA(1,1,1)	33.57	37.94	33.94	26.95%	38.60%	30.94%
ARIMA(1,1,2)	29.45	36.82	33.18	23.65%	37.47%	30.25%
ARIMA(2,1,1)	30.82	37.17	33.41	24.75%	37.87%	30.48%
ARIMA(3,1,3)	22.62	38.32	34.25	18.16%	37.35%	30.58%

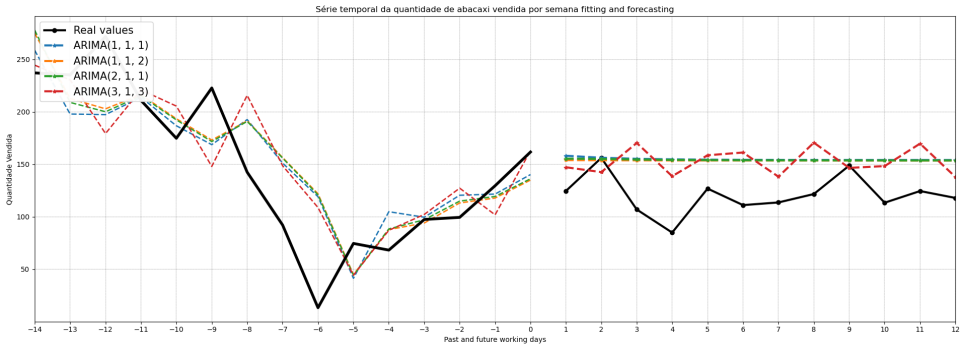


Figura 4.5: Vendas semanais de Abacaxi: valores reais vs. previsão (Modelo ARIMA).

De acordo com as metas de erro definidas (Tabela A.2), constatou-se que nenhum modelo cumpre integralmente os objetivos. Assim, adotou-se um Critério de Proximidade Ponderada, que resume o desempenho global através de uma média ponderada dos erros por horizonte, atribuindo maior peso ao curto prazo, tal como explicado por Quaedvlieg (2018). Os pesos atribuídos refletem a importância operacional das previsões de curto prazo, dada a elevada perecibilidade do produto e a necessidade de decisões semanais de reposição:

$$\text{Score} = 0{,}5 \times \text{MAPE}_{H1} + 0{,}3 \times \text{MAPE}_{H4} + 0{,}2 \times \text{MAPE}_{H12} \tag{7}$$

O modelo com menor *Score* foi o ARIMA(3,1,3), com 26,4%.

Modelo ETS

No desenvolvimento do modelo ARIMA, foram definidos os parâmetros (p, d, q) e aplicados critérios de avaliação com vista à identificação das especificações mais adequadas. De forma

análoga, o processo de estimação dos modelos ETS segue a mesma lógica, embora com parâmetros distintos, correspondentes ao erro, à tendência e à sazonalidade. Para esta análise, recorreu-se ao método *Holt Winters*, disponível na biblioteca *statsmodels*, que define à partida os erros como aditivos.

Foram consideradas diferentes combinações de tendência (nula, aditiva e aditiva amortecida) e sazonalidade (nula, aditiva e multiplicativa), resultando no desenvolvimento das seguintes variantes: ETS(N,N), ETS(A,N), ETS(Ad,N), ETS(N,A), ETS(A,A), ETS(Ad,A), ETS(N,M), ETS(A,M) e ETS(Ad,M).

Relativamente ao modelo ETS(A,M), constatou-se a impossibilidade de proceder à análise dos critérios de informação (Figura 4.6). Esta situação ocorre quando o algoritmo de máxima verosimilhança não consegue identificar um conjunto estável de parâmetros de suavização. Tal ocorrência pode estar associada a diferentes fatores, nomeadamente à irregularidade da série temporal, à escassez de informação disponível nos dados ou à elevada complexidade do modelo face ao problema em análise.

Os restantes modelos, embora à primeira vista os resultados dos critérios possam aparentar diferenças significativas, importa referir que a figura foi representada com duas escalas distintas. Assim, uma análise mais detalhada demonstra que os valores obtidos para os Modelos ETS(N,N), ETS(A,N) e ETS(Ad,N) são, na realidade, próximos, situando-se ambos no intervalo entre 1030 e 1060. Já nos Modelos ETS(N,A), ETS(A,A), ETS(Ad,A), ETS(N,M) e ETS(Ad,M), existe uma diferença significativa que reflete um índicio de sobreajustamento. Em síntese, os resultados evidenciam que os modelos mais simples alcançaram um desempenho superior, revelando maior consistência face às características da série em análise.

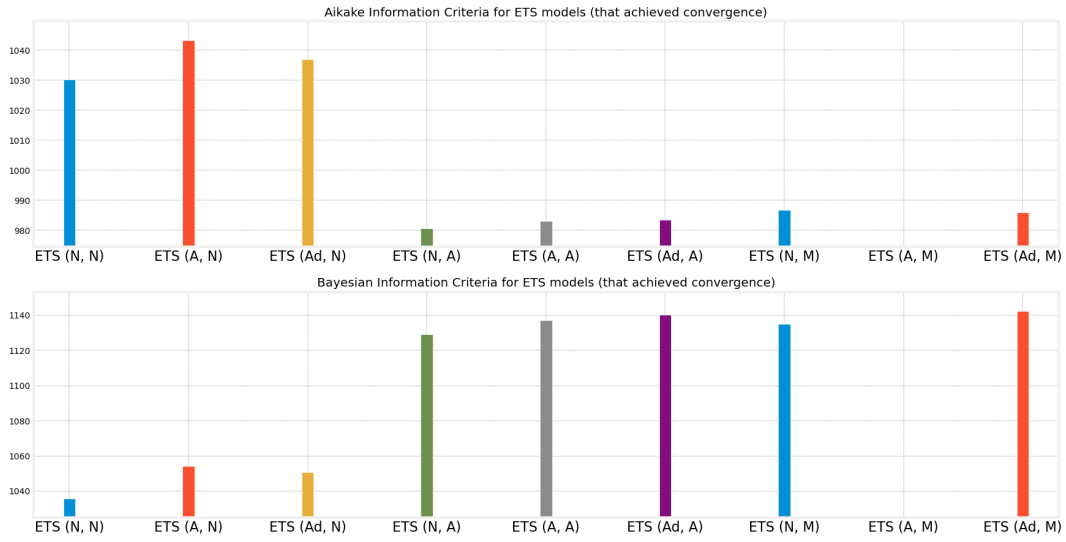


Figura 4.6: Critérios de Informação dos Modelos ETS aplicados às Vendas Semanais de Abacaxi.

Por fim, foram utilizadas as métricas de avaliação MAE e MAPE para determinar o melhor modelo (Tabela 4.7).

De acordo com as metas estabelecidas, alguns modelos cumpriram os limiares estabelecidos, enquanto outros se afastaram significativamente. Entre os desempenhos menos favoráveis destaca-se o ETS(A,A), que apresentou, no curto, médio e longo prazo, valores de MAPE de 84,04%, 44,95% e 34,56%, respetivamente, e de MAE de 104,66; 51,67; e 40,60. Este resultado encontra-se em conformidade com os critérios de informação e justifica-se pelo facto de terem sido testadas todas as combinações possíveis, incluindo especificações menos adequadas. No caso específico do abacaxi, a análise da série temporal já indicava que a sazonalidade não permanecia constante ao longo do tempo. Esta evidência foi comprovada pelos elevados valores de MAPE obtidos, confirmando que os modelos com sazonalidade aditiva constituem a especificação menos adequada para os dados em estudo.

Entre os modelos com melhor desempenho — ETS(N,N), ETS(A,N) e ETS(Ad,N) — destaca-se o ETS(A,N), que obteve o menor valor de ambas as métricas no curto (MAPE = 1,86%; MAE = 2,32) e no médio prazo (MAPE = 19,83%; MAE = 21,40). Já a longo prazo, o ETS(Ad,N) registou o desempenho mais favorável, com um MAPE de 12,15% e um MAE de 13,70. Em síntese, o ETS(A,N) foi selecionado como a especificação mais adequada entre os modelos ETS, por cumprir integralmente as metas de erro definidas e apresentar o menor *Score* ponderado entre as especificações avaliadas (9.42%), refletindo o melhor equilíbrio global entre os horizontes de curto, médio e longo prazo.

Tabela 4.7: Resultados do Modelo ETS aplicado às Vendas Semanais de Abacaxi.

Modelo	MAE H1	MAE H4	MAE H12	MAPE H1	MAPE H4	MAPE H12
ETS(N,N)	11.67	28.04	20.77	9.37%	27.49%	18.78%
ETS(A,N)	2.32	21.40	15.08	1.86%	19.83%	12.72%
ETS(Ad,N)	4.03	23.60	13.70	3.24%	22.41%	12.15%
ETS(N,A)	91.96	48.05	35.60	73.84%	42.05%	30.00%
ETS(A,A)	104.66	51.67	40.60	84.04%	44.95%	34.56%
ETS(Ad,A)	99.27	53.76	40.60	79.72%	47.05%	34.60%
ETS(N,M)	49.80	23.75	25.30	39.99%	22.33%	21.70%
ETS(Ad,M)	37.57	20.21	23.68	30.17%	18.74%	19.70%

Modelo Theta

Ao contrário dos modelos anteriormente desenvolvidos, neste caso não se recorre à utilização de critérios de informação, uma vez que é estimado apenas um único modelo Theta. Já os Modelos ARIMA e ETS, pela sua natureza, originam múltiplas especificações alternativas, para as quais a aplicação desses critérios se revela fundamental no processo de seleção.

Outra particularidade relevante da análise do Modelo Theta é a adoção do regime *walk-forward*. Nas competições internacionais de previsão M3 e M4, os métodos foram avaliados com base neste procedimento, tendo o Theta apresentado desempenhos particularmente positivos nesse contexto (Makridakis & Hibon, 2000). Em conformidade com essa prática con-

solidada, este estudo aplicou igualmente a mesma abordagem de validação. Embora o regime *walk-forward* possa ser aplicado a outros modelos, no caso do ARIMA e do ETS a validação por *hold-out* revelou-se suficiente. No caso do Theta, pelo contrário, a utilização do *walk-forward* acrescenta valor, permitindo observar a estabilidade do desempenho em diferentes horizontes temporais e reforçando a consistência dos resultados.

Na Tabela 4.8 apresentam-se os resultados do Modelo Theta obtidos em regime *walk-forward*. Considerando as metas previamente estabelecidas para os horizontes temporais, verifica-se que o modelo não atinge os limiares definidos em nenhum dos casos. No horizonte de 1 semana, o MAPE tem o valor de 38,85%, quase o dobro da meta estabelecida. Para 4 semanas, o valor situa-se em 39,22%, igualmente acima do limiar estipulado de 30%. Por fim, no horizonte mais alargado de 12 semanas, o MAPE alcança 56,39%, aproximadamente 20% acima da meta estipulada. Observa-se que apesar da consistência relativa dos erros entre horizontes, o desempenho do Modelo Theta permanece aquém dos objetivos delineados para este estudo.

Tabela 4.8: Resultados do Modelo Theta aplicado às Vendas Semanais de Abacaxi.

Modelo	MAE H1	MAE H4	MAE H12	MAPE H1	MAPE H4	MAPE H12
Theta	46.21	47.33	68.72	38.85%	39.22%	56.39%

4.3.3 Resultados Globais de Vendas e Desperdício

Após a análise detalhada da série temporal das vendas do abacaxi, torna-se pertinente avançar para uma perspetiva comparativa que inclua todas as frutas em estudo — abacaxi, manga e limão — e, em simultâneo, as duas variáveis analisadas: vendas e desperdício.

No que respeita ao nível de detalhe a apresentar no corpo principal do estudo, considera-se mais apropriado incluir apenas os resultados dos modelos selecionados como finais, remetendo para anexo os resultados completos das variantes intermédias (por exemplo, todas as especificações de ARIMA testadas).

Para finalizar a análise das Vendas Semanais do Abacaxi, a Tabela 4.9 sintetiza os resultados obtidos para o Modelo *Naïve Sazonal*, para o Modelo Theta e para as especificações selecionadas dos Modelos ARIMA e ETS. Ao comparar os resultados, verifica-se que os valores de MAE e de MAPE variam significativamente de acordo com o modelo analisado.

Tabela 4.9: Resultados Comparativos dos Modelos aplicados às Vendas Semanais de Abacaxi

Modelo	MAE H1	MAE H4	MAE H12	MAPE H1	MAPE H4	MAPE H12
Naïve Sazonal	49.89	29.77	28.49	40.06%	27.69%	23.59%
ARIMA(3,1,3)	22.62	38.32	34.25	18.16%	37.35%	30.58%
ETS(A,N)	2.32	21.40	15.08	1.86%	19.83%	12.72%
Theta	46.21	47.33	68.72	38.85%	39.22%	56.39%

Dado que um dos focos centrais deste estudo incide sobre as séries temporais de vendas e de desperdício de cada fruta, procedeu-se igualmente à modelação do desperdício do abacaxi (Tabela 4.10). Ao contrário do que sucede nas vendas, a análise do desperdício implicou a adoção de modelos distintos, em virtude das especificidades desta série temporal. O desperdício caracteriza-se por um padrão intermitente, marcado por elevada irregularidade e por longos períodos com valores nulos, o que inviabiliza a identificação de sazonalidade. Por essa razão, foi estudado o Modelo *Naïve Simples* em substituição do *Naïve Sazonal*. Adicionalmente, recorreu-se ao Modelo de *Croston*, desenvolvido especificamente para séries com procura intermitente e múltiplos valores nulos, ao contrário do Modelo ETS, que assume a existência de componentes de nível, tendência e sazonalidade, e que revela limitações na atualização em séries com zeros frequentes. O Modelo *Theta* enfrenta constrangimentos semelhantes, dado que a sua decomposição em duas componentes exige a presença de dados "ativos" para captar padrões significativos. Por fim, o Modelo ARIMA foi igualmente aplicado, com as adaptações já detalhadas na secção de Preparação das Séries Temporais.

Tabela 4.10: Resultados Comparativos dos Modelos aplicados ao Desperdício Semanal de Abacaxi

Modelo	**H1 (MAE/SMAPE)**	**H4 (MAE/SMAPE)**	**H12 (MAE/SMAPE)**
Naïve Simples	0.50 / 55.56%	3.70 / 131.69%	5.01 / 145.68%
ARIMA(1,1,1)	1.96 / 91.97%	0.58 / 24.74%	3.34 / 65.72%
Croston	9.97 / 162.51%	6.76 / 92.35%	6.67 / 93.30%
SBA	9.41 / 160.73%	6.21 / 88.49%	6.30 / 91.32%
TSB	10.11 / 162.94%	6.91 / 93.30%	6.77 / 93.78%

Este procedimento assegura coerência metodológica entre as duas dimensões avaliadas - vendas e desperdício - ainda que, por razões de clareza e concisão, os resultados das restantes frutas se encontrem remetidos para anexo. No capítulo seguinte, procede-se à análise comparativa e discussão crítica destes resultados, considerando individualmente cada fruta e destacando as suas implicações operacionais.

5 Implementação

Neste capítulo procede-se a uma análise detalhada de cada componente em estudo, contemplando tanto os *dashboards* desenvolvidos como os modelos preditivos aplicados a cada fruta.

5.1 Discussão da *Dashboard*

A análise dos *dashboards* permitiu obter uma visão abrangente sobre o estado do desperdício em cada fruta, permitindo hierarquizar o nível de preocupação e de intervenção.

Os resultados evidenciam que a principal prioridade da empresa CasaCheia deve recair sobre o limão, cuja taxa de desperdício atinge 6,86%, ultrapassando os valores de referência definidos pela organização (Tabela A.2). Já no caso do abacaxi, embora apresente uma percentagem de desperdício média superior, situa-se ainda dentro das metas estabelecidas pela empresa, o que lhe confere um caráter menos urgente no plano de intervenção. Relativamente à manga, os resultados contrariam as expectativas iniciais, uma vez que, sendo a fruta mais sensível ao manuseamento e à conservação, antecipava-se um desempenho mais desfavorável (Tabela A.1). No entanto, revelou-se o produto com o melhor resultado global, apresentando a taxa de desperdício mais baixa entre as frutas analisadas, aproximando-se de forma consistente das metas estabelecidas pela empresa.

Da análise das três frutas emergem padrões comuns de desperdício. No plano semanal, o abacaxi e a manga registam quebras críticas às quartas-feiras (cerca de 20%), enquanto o limão se destaca pelo elevado desperdício ao fim de semana. Por esse motivo, a previsão da procura deve ser ajustada de forma diferenciada por dia da semana, permitindo reduzir os volumes de encomenda nos períodos mais críticos.

Em termos de sazonalidade, o abacaxi e a manga apresentam picos de perdas no período natalício, associados a encomendas inflacionadas, enquanto a manga revela ainda vulnerabilidade nos meses de transição (junho e outubro). No limão, julho constitui o mês mais crítico, conjugando temperaturas elevadas e alterações nos padrões de consumo devido às férias. Assim, recomenda-se a revisão dos volumes de *stock* em períodos de maior risco, como o Natal, épocas de grandes promoções ou os meses de verão, de modo a evitar ruturas sem recorrer a encomendas excessivas. No caso da manga e de outras frutas particularmente sensíveis, a implementação de medidas de conservação mais rigorosas, incluindo controlo de temperatura e humidade, mostra-se essencial para mitigar perdas.

Por último, identificam-se exemplos de eficiência que podem servir de referência: março no abacaxi, sexta-feira no limão e a média anual da manga. Em contraste, julho constitui um mês transversalmente ineficiente, caracterizado por receita reduzida e desperdício elevado. Neste contexto, a utilização de *dashboards* com alertas automáticos para *stocks* parados ou taxas de desperdício acima do normal permitiria uma resposta mais célere e fundamentada, promovendo maior eficiência operacional.

5.2 Discussão dos Modelos Preditivos

A discussão dos modelos preditivos é organizada por fruta, refletindo as diferenças comportamentais detetadas entre as séries analisadas. Ao contrário dos *dashboards* — que revelaram tendências transversais à operação da CasaCheia —, os modelos permitem uma análise individualizada, evidenciando particularidades que exigem estratégias de previsão e gestão distintas.

Importa reforçar que tanto o modelo *Naïve* Sazonal como o *Naïve* Simples foram utilizados apenas como referência mínima, servindo como ponto de comparação para avaliar o desempenho relativo dos restantes modelos.

5.2.1 Abacaxi

O modelo ETS(A,N) foi o que melhor representou as vendas do abacaxi (Tabela 4.9), apresentando valores de MAPE dentro das metas definidas pela empresa. A sua estrutura — erro e tendência aditivos sem componente sazonal explícita — ajusta-se adequadamente a uma série com tendência suave e variações moderadas, mas sem ciclos fixos. Por atribuir maior peso às observações mais recentes, o ETS mostrou capacidade de adaptação a mudanças súbitas, como as registadas no período natalício. O *Naïve* Sazonal apresentou desempenho inferior, sendo superado pelo modelo Theta no horizonte de 12 semanas e pelo ARIMA no de 4 semanas. O *Theta*, apesar da sua reconhecida estabilidade, revelou limitações face à sazonalidade irregular da série, enquanto o ARIMA não cumpriu as expectativas mensais, evidenciando sensibilidade ao ruído e à irregularidade das vendas.

No que respeita ao desperdício (Tabela 4.10), o *Naïve* Simples foi igualmente utilizado apenas como referência mínima. Os métodos *Croston*, SBA e TSB mostraram-se inadequados devido à combinação de picos irregulares e múltiplos valores nulos. O *Croston* tendeu a sobrestimar em períodos longos sem perdas, o SBA não acompanhou as alterações abruptas e o TSB não antecipou a magnitude dos picos. O modelo ARIMA(1,1,1) destacou-se, aproveitando a dependência temporal existente e captando padrões de repetição de curta duração. Apenas o horizonte de um mês ficou dentro das metas, provavelmente devido à identificação de um padrão cíclico fraco entre três e cinco semanas.

As características das vendas ajudam a explicar este comportamento: a irregularidade e a ocorrência de picos sazonais (como no Natal) dificultam previsões de longo prazo e tornam o desperdício menos previsível em horizontes alargados. Assim, a combinação do modelo ETS para vendas e do ARIMA para desperdício revelou-se a mais eficaz, permitindo ajustar as encomendas de curto e médio prazo, reduzir perdas em períodos críticos e minimizar riscos de sobreajuste.

5.2.2 Limão

Nas vendas do limão (Tabela E.2.6), o modelo ETS(N,A) apresentou o melhor desempenho, enquanto o *Theta* obteve também resultados satisfatórios em todos os horizontes temporais. A sé-

rie caracteriza-se por baixa variabilidade e estrutura temporal estável, o que facilitou a previsão. O *Theta* apresentou resultados inferiores ao ETS por suavizar excessivamente as oscilações, reagindo tardiamente a variações rápidas e ficando desfasado das vendas reais. O ETS(N,A), ao atribuir maior peso aos dados mais recentes, adaptou-se melhor às flutuações, apresentando erros significativamente mais baixos. O modelo ARIMA, por sua vez, foi excluído da análise final, uma vez que os resíduos das especificações testadas não exibiram comportamento de ruído branco, indicando falta de ajustamento.

Relativamente ao desperdício (Tabela E.3.6), a série não apresenta dependência temporal, uma vez que cada ocorrência é independente e relativamente regular. Por este motivo, os modelos *Croston* e TSB revelaram-se mais adequados, enquanto o SBA apresentou resultados ligeiramente inferiores. Esta diferença deve-se à correção aplicada pelo SBA para mitigar o viés de sobrestimação do Croston, a qual, neste caso, se mostrou desnecessária, conduzindo a ligeira subestimação das previsões.

Como esperado, estes modelos apresentaram melhor desempenho a curto prazo, mas perderam precisão a médio e longo prazo, uma vez que se baseiam apenas em médias históricas e não captam padrões sequenciais. O ARIMA demonstrou fraco desempenho, pois, na ausência de correlação temporal, não consegue prever com estabilidade e torna-se sensível a picos e variações aleatórias.

5.2.3 Manga

Ao contrário do abacaxi e do limão, nos resultados da manga não se destaca imediatamente um modelo vencedor (Tabela E.4.7). Tanto o ARIMA como o ETS apresentaram valores dentro das metas nos dois primeiros horizontes temporais, com o ARIMA(1,1,3) a revelar melhor desempenho no primeiro e o ETS(N,A) no segundo. No horizonte mais longo, o modelo de referência (*benchmark*) apresentou os melhores resultados. O *score* final foi de 25,08% para o ARIMA e 26,29% para o ETS, confirmando o ARIMA como o modelo com melhor desempenho global.

O modelo *Theta* registou uma das piores performances. A série de vendas da manga não apresenta uma tendência estável, alternando entre longos períodos de procura constante e variações abruptas. Devido ao seu mecanismo de suavização forte, o *Theta* reagiu lentamente a estas viragens, mantendo previsões médias enquanto as vendas reais variavam significativamente, o que resultou em erros elevados. O ETS(N,A) também revelou limitações na captação das oscilações mais pronunciadas após os picos, devido à rigidez da sua estrutura aditiva de tendência.

O ARIMA conseguiu responder mais eficazmente às flutuações semanais, apresentando menor erro a curto prazo, mas a precisão deteriorou-se substancialmente nos horizontes de quatro e doze semanas. A irregularidade e a ocorrência de picos repentinos reduzem a previsibilidade e tornam o modelo instável quando tenta extrapolar tendências. Assim, a manga demonstrou ser a fruta mais desafiante de prever a longo prazo: mesmo o melhor modelo ficou aquém das me-

tas da empresa, evidenciando a necessidade de abordagens mais robustas e reativas a alterações repentinas e assimétricas.

No caso do desperdício (Tabela E.5.6), a série apresenta semelhanças com a do limão, com uma diferença relevante: o modelo ARIMA conseguiu captar um padrão semanal, alcançando bom desempenho no curto prazo. No entanto, por identificar apenas frequências locais e não uma estrutura estável, o modelo acabou por gerar sobreajuste, resultando em erros muito elevados nos horizontes de quatro e doze semanas.

5.2.4 Síntese Global

De forma transversal, observa-se que cada fruta apresenta uma estrutura temporal própria, o que justifica a necessidade de abordagens de previsão diferenciadas.

O abacaxi evidenciou um comportamento mais irregular, marcado por picos sazonais, o que favoreceu modelos adaptativos como o ETS nas vendas e o ARIMA no desperdício.

O limão destacou-se por apresentar vendas mais estáveis e previsíveis, refletindo uma procura consistente ao longo do tempo. Já no desperdício, embora o comportamento seja mais regular do que nas restantes frutas, não existe dependência temporal, o que limita a capacidade preditiva a horizontes curtos.

A manga, por seu turno, revelou o padrão mais errático, tanto nas vendas como no desperdício, com picos repentinos e ausência de tendência estável, o que comprometeu o desempenho de todos os modelos a longo prazo.

Assim, enquanto as vendas se mostraram globalmente mais estruturadas e previsíveis, os desperdícios mantêm um comportamento mais aleatório, evidenciando a importância de ajustar as previsões por produto e horizonte temporal.

A aplicação destas recomendações permitirá à CasaCheia reduzir o desperdício nas semanas com maior risco de quebra e otimizar as quantidades de reposição de acordo com os padrões temporais identificados, contribuindo, deste modo, para a melhoria da margem operacional dos produtos altamente perecíveis.

Estes resultados confirmam que as opções metodológicas adotadas neste estudo correspondem diretamente aos objetivos definidos no início da investigação, ao demonstrar que as previsões de curto prazo, integradas com uma monitorização regular dos indicadores operacionais, promovem uma tomada de decisão mais informada, sustentável e alinhada com as necessidades reais do setor da distribuição alimentar.

6 Conclusões e Recomendações

6.1 Principais Conclusões e Contributos do Estudo

6.1.1 Principais Conclusões

Este estudo, desenvolvido em colaboração com a empresa CasaCheia, teve como objetivo contribuir para a diminuição das perdas associadas às frutas abacaxi, limão e manga. Através do desenvolvimento de um *dashboard* interativo, destinado a quantificar perdas e diagnosticar causas, e de modelos preditivos de séries temporais aplicados à estimativa de vendas e desperdícios, foi possível identificar os pontos críticos e propor medidas concretas de mitigação. Em conjunto, a análise de dados e a sustentabilidade revelaram-se pilares complementares, resultando num apoio direto à tomada de decisão e numa melhoria significativa da eficiência logística e financeira da empresa.

Os resultados confirmam que, embora as frutas partilhem fatores operacionais comuns, as peculiaridades de cada produto — como a sensibilidade à temperatura, o ciclo de reposição e o padrão de procura — refletem-se de forma distinta nas previsões. Assim, cada fruta exige um modelo preditivo próprio, ajustado ao seu comportamento específico, reforçando a importância de uma abordagem personalizada à gestão de *stocks*.

Paralelamente, as perdas revelaram uma variabilidade semanal e sazonal marcada, com picos mais pronunciados durante o período natalício e em fases de maiores oscilações de temperatura. Para além desses padrões anuais, observaram-se quebras recorrentes a meio e no final da semana, cuja intensidade varia consoante a fruta analisada. Deste modo, uma vez que o maior desperdício não ocorre de forma aleatória, torna-se possível antecipá-lo e controlá-lo através da adoção de estratégias operacionais direcionadas, contribuindo para uma gestão mais eficiente e sustentável dos produtos frescos.

A comparação entre os modelos de previsão desenvolvidos permitiu identificar as combinações que apresentaram melhor desempenho em cada fruta e tipo de série. De forma consistente com os resultados detalhados no Capítulo 5.2, não se verificou um modelo universalmente superior, sendo a adequação dependente das características próprias de cada produto e do comportamento da variável (vendas ou desperdício). A Tabela 6.1 apresenta uma síntese dos melhores modelos identificados, considerando o equilíbrio entre precisão, simplicidade e aplicabilidade operacional.

Tabela 6.1: Síntese dos Melhores Modelos por Fruta e Tipo de Série

Fruta	Vendas	Desperdício
Abacaxi	ETS(A,N)	ARIMA(1,1,1)
Limão	ETS(N,A)	Croston / TSB (empate)
Manga	ARIMA(1,1,3)	TSB

6.1.2 Contributos do Estudo

- **Contributos científicos e teóricos:** Este estudo contribui para a literatura existente, tanto nas áreas da sustentabilidade, como na gestão do setor alimentar, ao aprofundar a reflexão sobre o papel da previsão da procura como forma de reduzir o desperdício alimentar de produtos frescos. Ao focar-se especificamente no segmento das frutas no contexto do setor do retalho em Portugal, o estudo destaca a importância da integração entre a dimensão dos dados (desde a sua recolha, passando pelos desafios associados ao seu tratamento e pré-processamento, até à extração de informações relevantes) e a sustentabilidade operacional. Demonstra-se assim como as abordagens quantitativas podem apoiar a tomada de decisões em conformidade com os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável, nomeadamente no que se refere à produção e ao consumo responsáveis. O estudo reforça, portanto, a ideia de que a previsão não é apenas um problema técnico, mas sim, um elemento estratégico na promoção de práticas empresariais mais sustentáveis.

- **Contributos metodológicos:** Do ponto de vista metodológico, o estudo demonstra a aplicabilidade de modelos de séries temporais, nomeadamente os modelos *Naïve*, ARIMA, ETS, *Theta* e *Croston* na previsão das vendas de produtos que se caracterizam por uma elevada variabilidade e por padrões sazonais acentuados. A comparação sistemática entre modelos mostra que não há uma abordagem que seja sempre superior, pois o desempenho depende muito das características específicas dos dados, nomeadamente dos padrões de procura associados a cada fruta analisada. Neste sentido, o estudo mostra que os diferentes produtos respondem de forma distinta aos modelos, tanto em termos de vendas como de desperdício, o que reforça a importância de uma análise ajustada ao contexto e ao tipo de série temporal em estudo. A utilização de métricas de erro apropriadas reforça a pertinência da previsão semanal de diferentes horizontes operacionais, no setor do retalho alimentar. Adicionalmente, o estudo mostra que metodologias de baixo custo computacional podem ter um elevado valor prático, se forem devidamente aplicadas no contexto do negócio.

- **Contributos práticos e operacionais:** Ao nível prático, o estudo fornece à empresa CasaCheia uma ferramenta de apoio à decisão que combina visualização analítica através de dashboards interativos com resultados preditivos acionáveis. Esta abordagem permite antecipar variações no consumo, ajustar quantidades encomendadas e melhorar o planeamento de stocks, contribuindo para a redução do desperdício alimentar e para a melhoria da margem operacional. As recomendações derivadas do estudo apresentam impacto direto nos processos de encomenda, armazenamento e gestão diária em loja, reforçando a ligação entre análise de dados e eficiência operacional.

- **Reprodutibilidade e escalabilidade:** O *pipeline* desenvolvido (tratamento de dados, análise exploratória, modelação e avaliação) pode ser replicado noutras categorias de produ-

tos e em diferentes pontos de venda, constituindo uma abordagem sistemática e adaptável.

Em suma, a aplicação de modelos preditivos demonstrou ser uma ferramenta eficaz para reduzir o desperdício e promover uma gestão mais sustentável no retalho alimentar.

6.2 Recomendações

A análise global dos resultados permitiu definir uma ordem de prioridade entre as frutas estudadas, sendo o limão o produto que requer maior atenção, seguido do abacaxi e, por último, da manga. Apesar de esta última apresentar características mais sensíveis à conservação e ao manuseamento, a sua taxa de desperdício encontra-se amplamente dentro das metas estabelecidas pela empresa, pelo que não constitui uma prioridade imediata de intervenção.

Recomenda-se, assim, que a CasaCheia concentre os seus esforços nos produtos com maiores perdas, nomeadamente o limão e o abacaxi, antes de otimizar processos associados à manga. Por essa lógica, seria pertinente alargar o estudo a outros produtos com níveis de desperdício elevados, permitindo replicar a metodologia preditiva e aprofundar a compreensão dos fatores que mais contribuem para as perdas no retalho alimentar.

A análise realizada oferece à empresa CasaCheia a oportunidade de reduzir significativamente o desperdício, quer pela melhoria das estratégias existentes, quer pela implementação de novas práticas operacionais:

- Revisão dos volumes de entrega em dias críticos, nomeadamente às quartas para o abacaxi e para a manga e, ao fim de semana para o limão, de forma a alinhar melhor o abastecimento com o comportamento real das vendas;
- Reforço das práticas de monitorização ambiental nos espaços de armazenamento, assegurando condições adequadas de temperatura e humidade que reduzam a deterioração precoce dos produtos, e melhorando os modelos preditivos ao introduzir variáveis exógenas, potenciando ganhos de precisão;
- Implementação de *dashboards* interativos com alertas automáticos para situações de desperdício acima dos limites definidos ou existências paradas por mais de 48 horas, permitindo uma resposta mais rápida e informada;
- Integrar as previsões de vendas e desperdício no sistema interno de planeamento de encomendas, permitindo atualizar automaticamente os volumes de pedido de acordo com os dados atuais e os resultados mais recentes dos modelos;
- Recalibrar periodicamente os modelos desenvolvidos, incorporando dados novos para garantir que as previsões refletem mudanças nos padrões de consumo e desperdício ao longo do tempo;
- Expandir o uso dos modelos preditivos a outros produtos frescos, de forma a construir um sistema integrado de previsão para toda a categoria de frutas e hortícolas.

6.3 Limitações e Perspetivas Futuras

Embora os resultados obtidos sejam consistentes e representem um avanço significativo na compreensão do desperdício alimentar no retalho, é importante reconhecer algumas limitações inerentes ao estudo, tanto ao nível dos modelos preditivos desenvolvidos como das ferramentas de visualização (*dashboards*). Estas limitações não comprometem as conclusões alcançadas, mas indicam áreas de melhoria e aprofundamento futuro.

A ausência de variáveis ambientais, como a temperatura e a humidade nos locais de armazenamento, limitou parcialmente a capacidade explicativa dos resultados, sobretudo no caso da manga, onde se observaram picos de desperdício possivelmente associados a variações térmicas. A integração futura de sensores IoT nos espaços de conservação poderá permitir uma recolha mais rigorosa e uma análise mais detalhada dos fatores que influenciam as perdas, potenciando ganhos tanto na precisão dos modelos como na utilidade prática das *dashboards*.

Adicionalmente, a investigação centrou-se em três produtos específicos — abacaxi, limão e manga — o que restringe a generalização dos resultados a outras categorias de frutas. Recomenda-se, por isso, o alargamento da metodologia a outros produtos perecíveis com perfis distintos (como morangos, uvas ou kiwis), de modo a validar a robustez dos modelos e ampliar o leque de recomendações aplicáveis.

Para além da limitação dos produtos, este estudo baseou-se apenas nos dados de uma loja, o que limita a sua generalização ao universo global da CasaCheia e a outros contextos de retalho alimentar.

A integração de variáveis externas, tais como campanhas promocionais, feriados ou condições meteorológicas, constitui uma linha promissora para melhorar a precisão e a capacidade explicativa dos modelos de previsão, ao mesmo tempo que reforça a fundamentação das decisões operacionais apresentadas nas *dashboards*.

Acresce que a falta de rastreabilidade das datas associadas ao desperdício condicionou a fiabilidade da informação disponível para modelação, sobretudo no que se refere a produtos com um comportamento mais errático.

Por fim, reconhece-se que, embora o limão apresente níveis de desperdício acima das metas estabelecidas pela empresa, constituindo uma prioridade de intervenção, as causas identificadas permitem delinear estratégias concretas e exequíveis de mitigação. Assim, a situação é alarmante em magnitude, mas não preocupante quanto à possibilidade de melhoria, uma vez que as zonas críticas foram claramente identificadas e podem ser corrigidas com medidas direcionadas. De forma global, as variações semanais e sazonais observadas nas três frutas evidenciam oportunidades reais de otimização operacional. Em síntese, este estudo contribui para consolidar uma gestão de *stock* orientada por dados e suportada por ferramentas analíticas complementares, criando bases sólidas para futuras investigações e para a evolução sustentável das práticas de gestão no retalho alimentar.

Referências

Almeida, D., Kolinjivadi, V., Ferrando, T., Roy, B., Herrera, H., Vecchione Gonçalves, M., & Van Hecken, G. (2023). The "greening" of empire: The European Green Deal as the EU first agenda. Political Geography, 105, 102925. https://doi.org/10.1016/j.polgeo.2023.102925

Akaike, H. (1974). A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19(6), 716–723. https://doi.org/10.1109/TAC.1974.1100705

Assimakopoulos, V., & Nikolopoulos, K. (2000). The theta model: A decomposition approach to forecasting. *International Journal of Forecasting, 16*(4), 521–530. https://doi.org/10.1016/S0169-2070(00)00066-2

Bansal, P., & Song, H.C. (2017). *Similar But Not the Same: Differentiating Corporate Sustainability from Corporate Responsibility* Academy of Management Annals, 11(1), 105-149. https://doi.org/10.5465/annals.2015.0095

Bistline, J., Mehrotra, N., & Wolfram, C. (2023). *Economic implications of the climate provisions of the Inflation Reduction Act* (Working Paper No. 31267). National Bureau of Economic Research. https://doi.org/10.3386/w31267

Bevans, R. (2023, June 22). *Akaike Information Criterion | When & How to Use It (Example).* Scribbr. https://www.scribbr.com/statistics/akaike-information-criterion/

Burnham, K. P., & Anderson, D. R. (2004). Multimodel inference: Understanding AIC and BIC in model selection. *Sociological Methods & Research*, 33(2), 261–304. https://doi.org/10.1177/0049124104268644

Carroll, A. B., & Shabana, K. M. (2010). The business case for corporate social responsibility: A review of concepts, research and practice. *International Journal of Management Reviews, 12*(1), 85–105. https://doi.org/10.1111/j.1468-2370.2009.00275.x

Cordeiro, C., & Neves, M. M. (2011). Computational intensive methods for prediction and imputation in time series analysis. *Discussiones Mathematicae: Probability and Statistics, 31*(1), 121–139. https://doi.org/10.7151/dmps.1133

Croston, J. D. (1972). Forecasting and Stock Control for Intermittent Demands. *Operational Research Quarterly*, 23(3), 289–303. https://doi.org/10.2307/3007885

Damgaard, C. M., Nguyen, V. T., Hvolby, H.-H., & Steger-Jensen, K. (2013). Perishable inventory challenges. In C. Emmanouilidis, M. Taisch, & D. Kiritsis (Eds.), *Advances in production management systems. Competitive manufacturing for innovative products and services* (IFIP

Advances in Information and Communication Technology, Vol. 398, pp. 670–677). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-40361-3_85

DataCamp. (2025). *Mean Absolute Error — Tutorial*. DataCamp. https://www.datacamp.com/pt/tutorial/mean-absolute-error

European Commission. (2019). *Going climate-neutral by 2050: A strategic long-term vision for a prosperous, modern, competitive and climate-neutral EU economy.* Luxembourg: Publications Office of the European Union. https://doi.org/10.2834/02074

Food and Agriculture Organization of the United Nations. (2013). *Food wastage footprint: Impacts on natural resources – Summary report.* FAO. https://www.fao.org/3/i3347e/i3347e.pdf

Gifford, R. (2011). *The dragons of inaction: Psychological barriers that limit climate change mitigation.* American Psychologist, 66(4), 290–302. https://psycnet.apa.org/doi/10.1037/a0023566

Gomes, B. A. F., Alexandre, A. C. S., Andrade, G. A. V. de, Zanzini, A. P., Barros, H. E. A. de, Ferraz e Silva, L. M. dos S., Costa, P. A., & Vilas Boas, E. V. de B. (2023). Recent advances in processing and preservation of minimally processed fruits and vegetables: A review – Part 2: Physical methods and global market outlook. *Food Chemistry Advances, 2*, 100304.

Hannan, E. J., & Quinn, B. G. (1979). The determination of the order of an autoregression. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 41(2), 190–195. https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1979.tb01072.x

Hickel, J., & Kallis, G. (2020). *Is green growth possible?* New Political Economy, 25(4), 469–486. https://doi.org/10.1080/13563467.2019.1598964

Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: Principles and practice* (3rd ed., Portuguese translation). OTexts. https://otexts.com/fpp3/

Instituto Nacional de Estatística. (2022). *Desperdício alimentar em Portugal: Relatório anual.* Lisboa: Instituto Nacional de Estatística. https://www.ine.pt/

Jarque, C. M., & Bera, A. K. (1980). Efficient tests for normality, homoscedasticity and serial independence of regression residuals. Economics Letters, 6(3), 255–259. https://doi.org/10.1016/0165-1765(80)90024-5

Knodt, M. (2023). Instruments and modes of governance in EU climate and energy policy: From Energy Union to the European Green Deal. *Handbook on European Union climate change policy and politics* (pp. 202–215). Edward Elgar Publishing. https://doi.org/10.4337/9781789906981.00027

Kohli, K., Prajapati, R., Shah, R., Das, M., & Sharma, B. K. (2024). Food waste: environmental impact and possible solutions. *Sustainable Food Technology, 2*(1), 70–80. https://doi.org/10.1039/D3FB00141E

Lewis, C. D. (1982). *Industrial and business forecasting methods*. Butterworths.

Li, J.-F., Gu, A.-L., Ma, Z.-Y., Zhang, C.-L., & Sun, Z.-Q. (2019). Economic development, energy demand, and carbon emission prospects of China's provinces during the 14th five-year plan period: Application of CMRCGE model. *Advances in Climate Change Research, 10*(3), 165–173. https://doi.org/10.1016/j.accre.2019.09.003

Makridakis, S., & Hibon, M. (2000). The M3-Competition: Results, conclusions and implications. *International Journal of Forecasting, 16*(4), 451–476. https://doi.org/10.1016/S0169-2070(00)00057-1

Manogna, R. L., Dharmaji, V., & Sarang, S. (2025). Enhancing agricultural commodity price forecasting with deep learning. *Scientific Reports, 15*, 20903. https://doi.org/10.1038/s41598-025-05103-z

Mota, M. L. F. (2020). *Conceção, otimização e validação de um sistema de avaliação sensorial de frutas numa empresa de distribuição* [Master's thesis, Universidade de Lisboa]. Repositório ULisboa. https://repositorio.ulisboa.pt/bitstream/10400.5/21498/1/Tese_maramota.pdf

Nau, R. (2025). *ARIMA models for time series forecasting*. Duke University, Fuqua School of Business. https://people.duke.edu/~rnau/411arim2.htm

Organização das Nações Unidas (2024). *Relatório da ONU: O mundo desperdiça mais de mil milhões de refeições por dia.* Centro Regional de Informação das Nações Unidas para a Europa Ocidental. https://unric.org/pt/relatorio-da-onu-o-mundo-desperdica-mais-de-mil-milhoes-de-refeicoes-por-dia/

Olabode, O., Kumar, N., & De, D. (2025). *Food loss and waste management in the retail food supply chain: Methods and framework to achieve environmental sustainability.* Journal of Environmental Management, 387, 125718. https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2025.125718

Palou, L., Smilanick, J. L., & Crisosto, C. H. (2018). High humidity and age-dependent fruit susceptibility promote development of Trichothecium black spot on apple. *Plant Disease, 102*(6), 1128–1134. https://doi.org/10.1094/PDIS-05-18-0734-RE

Papargyropoulou, E., Lozano, R., Steinberger, J. K., Wright, N., & bin Ujang, Z. (2014). *The food waste hierarchy as a framework for the management of food surplus and food waste.* Journal of Cleaner Production, 76, 106–115. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2014.04.020

Parfitt, J., Barthel, M., & Macnaughton, S. (2010). Food waste within food supply chains: Quantification and potential for change to 2050. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 365(1554), 3065–3081. https://doi.org/10.1098/rstb.2010.0126

Quaedvlieg, R. (2019). Multi-horizon forecast comparison. *Journal of Business & Economic Statistics, 39*(1), 40–53. https://doi.org/10.1080/07350015.2019.1620074

Raju, C., Pazhanivelan, S., Perianadar, I. V., Kaliaperumal, R., Sathyamoorthy, N. K., & Sendhilvel, V. (2024). Climate change as an existential threat to tropical fruit crop production—A review. *Agriculture*, 14(11), 2018. https://doi.org/10.3390/agriculture14112018

Riesenegger, L., & Hübner, A. (2022). Reducing food waste at retail stores—An explorative study. *Sustainability, 14*(5), 2494. https://doi.org/10.3390/su14052494

Schuster, M., & Torero, M. (2016). Toward a sustainable food system: Reducing food loss and waste. In *2016 Global Food Policy Report*(Chapter 3). International Food Policy Research Institute (IFPRI). https://www.researchgate.net/publication/369452674

Schwarz, G. (1978). Estimating the dimension of a model. *The Annals of Statistics*, 6(2), 461–464. https://doi.org/10.1214/aos/1176344136

Seyam, A., Mathew, S. S., Du, B., El Barachi, M., & Shen, J. (2025). A stacking ensemble model for food demand forecasting: A preventative approach to food waste reduction. *Food Systems Research, 4*(1), 1–15. https://doi.org/10.1016/j.clscn.2025.100225

Sifakis, N., & Tsoutsos, T. (2021). *Planning zero-emissions ports through the nearly zero energy port concept.* Journal of Cleaner Production, 286, 125448. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.125448

Simpson, B., MacDonnell Mesler, R., & White, K. (2024). *Perceiving less but wasting more: The relationship between perceived resource scarcity and consumer food waste.* Appetite, 202, 107642. https://doi.org/10.1016/j.appet.2024.107642

Sivakumar, D., Jiang, Y., & Yahia, E. M. (2011). Maintaining mango (Mangifera indica L.) fruit quality during the export chain. *Food Research International, 44*(5), 1254–1263. https://doi.org/10.1016/j.foodres.2010.11.022

Spence, A., Poortinga, W., & Pidgeon, N. (2011). *The psychological distance of climate change.* Risk Analysis, 32(6), 957–972. https://doi.org/10.1111/j.1539-6924.2011.01695.x

Stancu, V., Haugaard, P., & Lähteenmäki, L. (2016). *Determinants of consumer food waste behaviour: Two routes to food waste.* Appetite, 96, 7–17. https://doi.org/10.1016/j.appet.2015.08.025

Steffen, W., Rockström, J., Richardson, K., Lenton, T. M., Folke, C., Liverman, D., Schellnhuber, H. J. (2018). Trajectories of the Earth System in the Anthropocene. Proceedings of the National Academy of Sciences, 115(33), 8252–8259. https://doi.org/10.1073/pnas.1810141115

Suarez, L. A., Robson, A., & Brinkhoff, J. (2023). Early-season forecasting of citrus block-yield using time series remote sensing and machine learning: A case study in Australian orchards. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 122, 103434 https://doi.org/10.1016/j.jag.2023.103434

Sunaina, M., Monal, B. P., Priyanka, T. R., Prarthana, R., Rekha, B. S., & Monisha, A. (2025). Retail analysis and inventory management. *International Journal of Scientific Research in Engineering and Management, 9*(2). https://www.researchgate.net/publication/394424513_Retail_Analysis_and_Inventory_Management

Syntetos, A. A., & Boylan, J. E. (2005). The accuracy of intermittent demand estimates. *International Journal of Forecasting*, 21(2), 303–314. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2004.10.001

Teunter, R. H., Syntetos, A. A., & Babai, M. Z. (2011). Intermittent demand: Linking forecasting to inventory obsolescence. *European Journal of Operational Research*, 214(3), 606–615. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2011.05.018

United Nations Economic Commission for Europe. (2023). *Standard FFV-14: Citrus fruit*. UNECE. https://unece.org/trade/agr/standard-ffv-14-citrus-fruit

Wang, H., Tong, L., Takeuchi, R., & George, G. (2016). *Corporate Social Responsibility: An Overview and New Research Directions.* Academy of Management Journal, 59(2), 534–544. https://doi.org/10.5465/amj.2016.5001

White, K., Habib, R., & Hardisty, D. J. (2019). *How to SHIFT Consumer Behaviors to be More Sustainable: A Literature Review and Guiding Framework.* Journal of Marketing, 83(3), 22-49. https://doi.org/10.1177/0022242919825649

Wiedmann, T., Lenzen, M., Keyßer, L. T., & Steinberger, J. K. (2020). *Scientists' warning on affluence.* Nature Communications, 11, 3107. https://doi.org/10.1038/s41467-020-16941-y

Yang, R., & Wang, W. (2023). Potential of China's national policies on reducing carbon emissions from coal-fired power plants in the period of the 14th Five-Year Plan. *Heliyon, 9*(9), e19868. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e19868

Anexos

A Compreensão do Negócio

Tabela A.1: Características das frutas selecionadas para o estudo

Características	Abacaxi	Manga	Limão
Perecibilidade	Média/Alta	Alta	Baixa
Sensibilidade	Média	Alta	Baixa
Produção de Etileno	Baixa	Média	Baixa
Suscetibilidade a Pragas e Doenças	Alta	Alta	Média
Padrões Estéticos Exigidos	Alta	Alta	Média

Fontes: Mota (2020); Palou, Smilanick e Crisosto (2018); Sivakumar, Jiang e Yahia (2011); UNECE (2023)

Tabela A.2: Metas globais de negócio e preditivas por fruta

Indicador	Manga	Abacaxi	Limão
Desperdício (%)	$\leq 12\%$	$\leq 10\%$	$\leq 6\%$
Vendas (kg/dia)	$\geq 1{,}0$	$\geq 0{,}8$	$\geq 0{,}7$
Receita mensal	Tendência crescente	Tendência crescente	Tendência crescente
Variabilidade da quebra	Reduzir diferenças	Reduzir diferenças	Manter baixa var.
MAPE 1s	$\leq 20\%$	$\leq 20\%$	$\leq 15\%$
MAPE 4s	$\leq 30\%$	$\leq 30\%$	$\leq 30\%$
MAPE 12s	$\leq 35\%$	$\leq 35\%$	$\leq 35\%$

Nota. Embora a Tabela apresente as metas preditivas em termos de MAPE, no caso das séries de desperdício optou-se por utilizar a métrica sMAPE, dada a elevada frequência de valores nulos. Dado que o sMAPE tende a produzir valores ligeiramente inferiores ao MAPE, foram mantidos os mesmos limiares (20%, 30% e 35%) de forma a assegurar consistência e comparabilidade entre as séries de vendas e de desperdício, sem relaxar os critérios de avaliação.

B Qualidade dos Dados

Tabela B.1: Descrição das variáveis retiradas e desenvolvidas para o estudo

Variável	Descrição	Variável desenvolvida	Relevância no estudo
Data	Data da ocorrência		

Continua na página seguinte

Continuação da Tabela B.1— Descrição das variáveis...

Variável	**Descrição**	**Variável desenvolvida**	**Relevância no estudo**
Ano	Ano correspondente à data da ocorrência	X	Identificar tendências
Mês	Mês correspondente à data da ocorrência	X	Identificar tendências
Dia_da_Semana	Dia da semana correspondente à data da ocorrência	X	Identificar tendências
Qt_Venda	Quantidade vendida		
Qt_Entrega	Quantidade encomendada		
Qt_Quebra	Quantidade desperdiçada		
Stock_Inicial	Stock do produto no início do dia	X	Essencial para calcular o stock final
Stock_Final	Stock do produto no final do dia	X	Avaliar desperdício com base no stock final
Rotatividade_Diaria	Velocidade de saída do produto por dia	X	Identificar excesso ou escassez de produto
PrecoC_Unitario	Preço de compra unitário		
PrecoV_Unitario	Preço de venda unitário		
Custo_Desperdicio	Custo da quantidade diária desperdiçada	X	Quantificar impacto financeiro do desperdício
Lucro_Bruto	Lucro apenas da venda do produto	X	Comparar retorno com custo do desperdício
Custo_Total	Custo total do produto	X	Calcular prejuízo do desperdício
Receita	Lucro com o produto considerando o custo	X	Comparar custos e desperdícios
Proporção_Q/V	Taxa de quebra (quantidade desperdiçada / quantidade vendida)	X	Avaliar eficiência do manuseio e oportunidades de redução de desperdício

C Tratamento de Anomalias

C.1 Limão

Tabela C.1.1: Valores descritivos da Rotatividade Diária e Taxa de Quebra do Limão

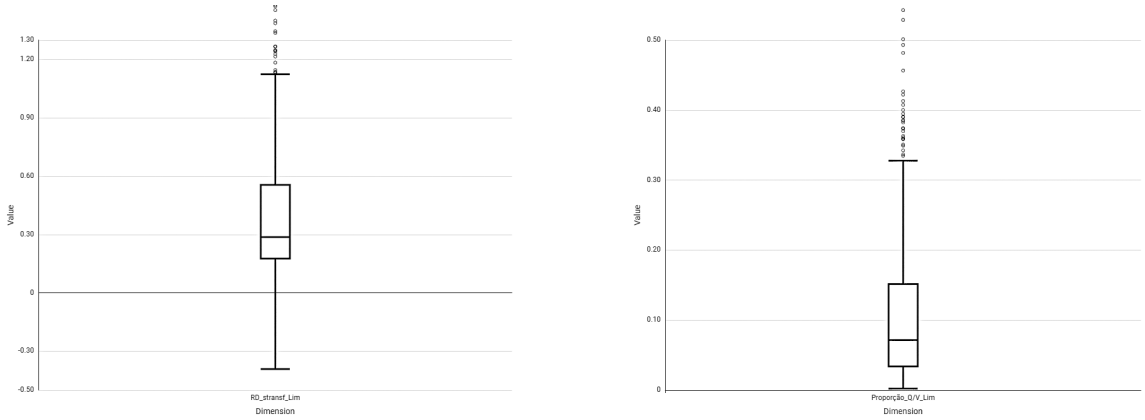
Variável	*Min*	Q_1	Q_2	Q_3	*Max*
Rotatividade Diária	$-0{,}392$	$0{,}177$	$0{,}286$	$0{,}556$	$1{,}124$
Taxa de Quebra	$0{,}002$	$0{,}034$	$0{,}071$	$0{,}151$	$0{,}328$

Nota. Q_2 corresponde à mediana.

Tabela C.1.2: Testes de normalidade *Kolmogorov–Smirnov* da fruta Limão

Variável	**Estatística**	**gl**	**Sig.**
Rotatividade Diária	$0{,}494$	879	<0,001
Taxa de Quebra	$0{,}178$	533	<0,001

Nota. Correção de Lilliefors.



(a) Rotatividade Diária **(b)** Taxa de Quebra

Figura C.1.2: Representação dos *Boxplots* do Limão: (a) Rotatividade Diária; (b) Taxa de Quebra.

C.2 Manga

Tabela C.2.1: Valores descritivos da Rotatividade Diária e Taxa de Quebra da Manga

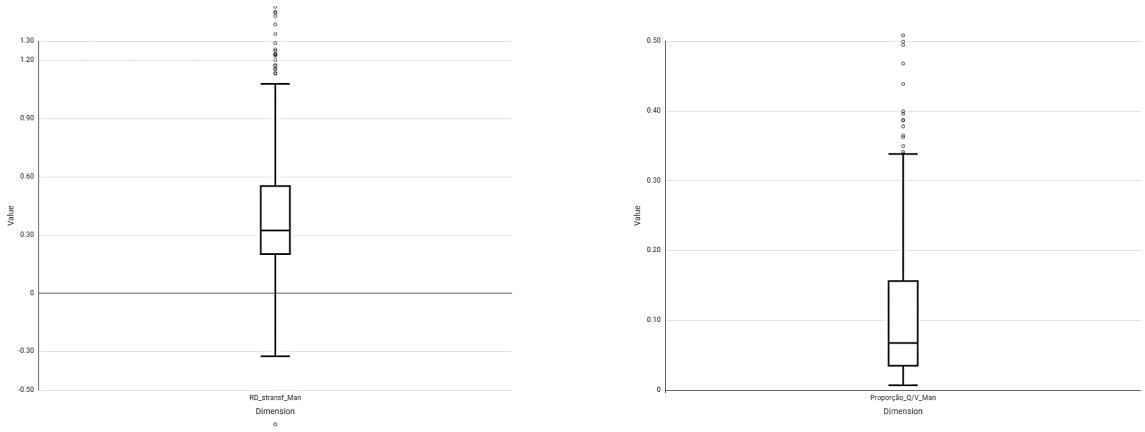
Variável	*Min*	Q_1	Q_2	Q_3	*Max*
Rotatividade Diária	$-0{,}325$	$0{,}201$	$0{,}323$	$0{,}552$	$1{,}079$
Taxa de Quebra	$0{,}007$	$0{,}035$	$0{,}068$	$0{,}156$	$0{,}338$

Nota. Q_2 corresponde à mediana.

Tabela C.2.2: Testes de normalidade *Kolmogorov–Smirnov* da fruta Manga

Variável	Estatística	gl	Sig.
Rotatividade Diária	0,483	879	<0,001
Taxa de Quebra	0,246	306	<0,001

Nota. Correção de Lilliefors.



(a) Rotatividade Diária

(b) Taxa de Quebra

Figura C.2.2: Representação dos *Boxplots* da Manga: (a) Rotatividade Diária; (b) Taxa de Quebra.

D Anexos – *Dashboard*

Tabela D.0.1: Variáveis Utilizadas nos Modelos de Visualização e nos respetivos Gráficos

Variável	Descrição da Variável	Gráfico Correspondente
Qt_Venda	Quantidade vendida	Indicador de KPI; Gráfico de Barras
Qt_Quebra	Quantidade desperdiçada em quilos	Gráfico de Linhas
Manga_Desperdicada	Quantidade desperdiçada da manga (unidades)	Indicador de KPI em unidades
Abacaxi_Desperdicado	Quantidade desperdiçada do abacaxi (unidades)	Indicador de KPI em unidades
Rotatividade_Diaria	Rotatividade Diária	Indicador de KPI
Tx_Quebra	Taxa de Quebra	Gráfico Circular
Lucro_Bruto	Receita Bruta	Gráfico de Barras
Ano	Ano	Segmentação de Dados
Dia_da_Semana	Dia da Semana	Segmentação de Dados

D.1 Abacaxi

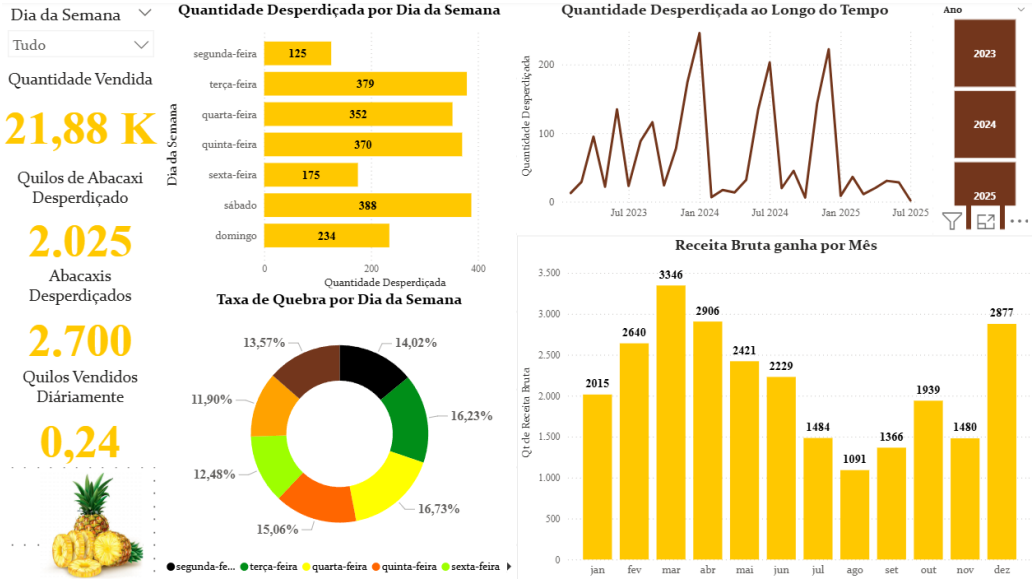


Figura D.1.1: Modelo de visualização do Desperdício Alimentar do Abacaxi

D.2 Limão

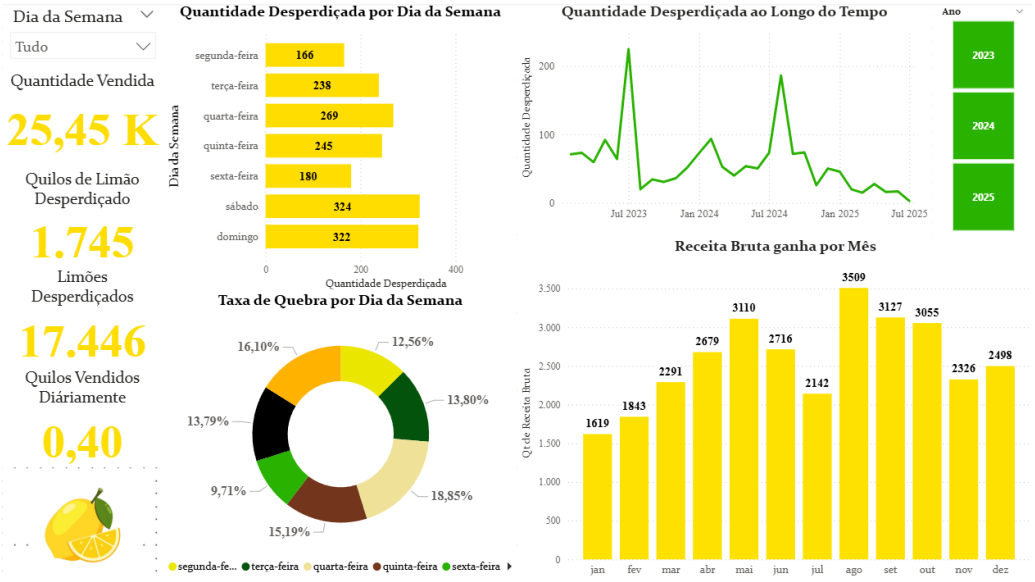


Figura D.2.1: Modelo de visualização do Desperdício Alimentar do Limão

D.3 Manga

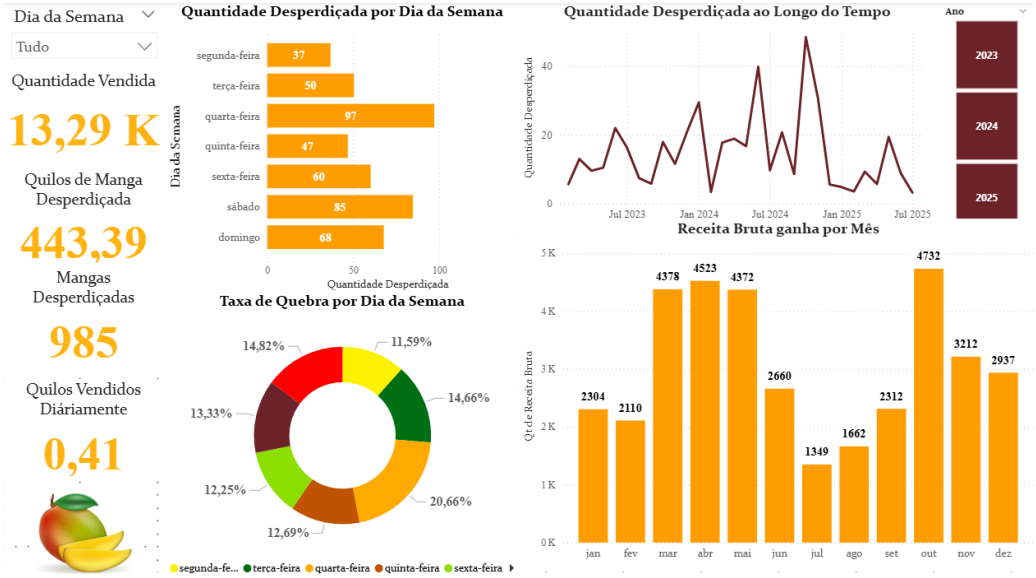


Figura D.3.1: Modelo de visualização do Desperdício Alimentar da Manga

E Anexos – Modelos Preditivos

E.1 Desperdício de Abacaxi

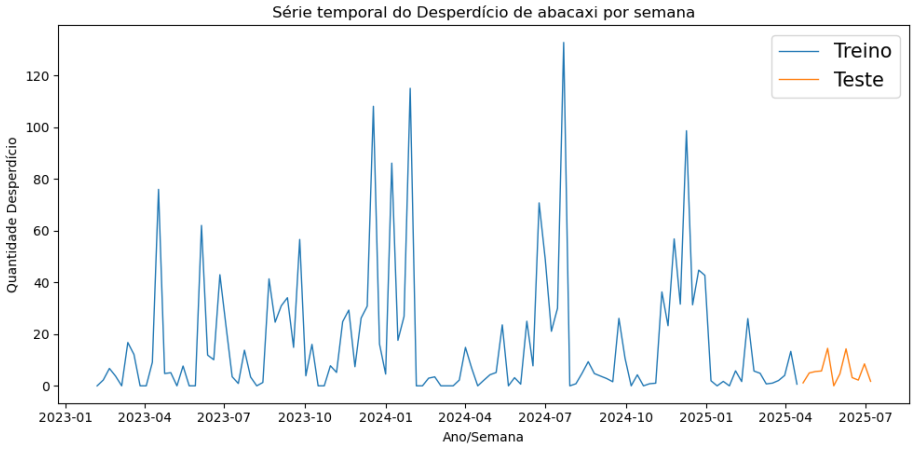


Figura E.1.1: Série temporal da Quantidade Desperdiçada de Abacaxi por Semana.

Tabela E.1.1: Resultados do Modelo *Naïve* Simples aplicado ao Desperdício Semanal de Abacaxi

Horizonte (semanas)	MAE	sMAPE
1	0.50	55.56%
4	3.70	131.69%
12	5.01	145.68%

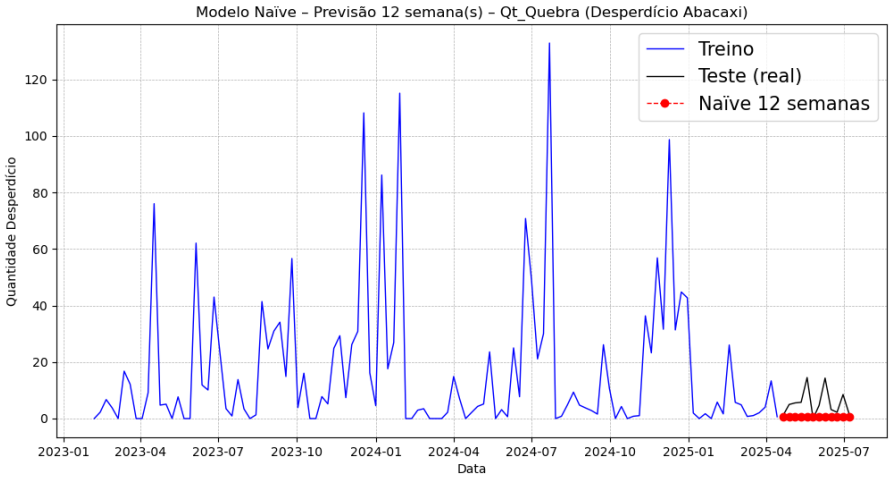


Figura E.1.2: Desperdício Semanal de Abacaxi: valores reais vs. previsão (Modelo *Naïve* Simples).

Tabela E.1.2: Top 5 Modelos ARIMA segundo AIC, BIC e HQIC no Desperdício de Abacaxi.

Modelo	AIC	BIC	HQIC
ARIMA(1,1,1)	398.83	407.04	402.16
ARIMA(1,1,2)	400.64	411.58	405.08
ARIMA(2,1,1)	400.69	411.64	405.13
ARIMA(3,1,1)	402.34	416.02	407.89
ARIMA(2,1,2)	402.52	416.20	408.07

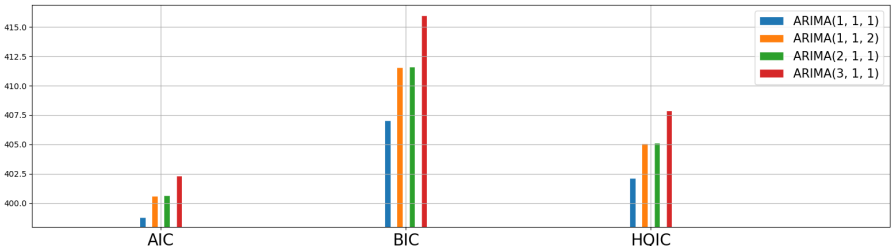


Figura E.1.3: Critérios de Informação dos Modelos ARIMA aplicados ao Desperdício de Abacaxi.

Tabela E.1.3: Teste Ljung–Box dos Modelos ARIMA para o Desperdício do Abacaxi

Modelo	LB_min_p	Ruído Branco
ARIMA(1,1,1)	0.6626	Sim
ARIMA(1,1,2)	0.6250	Sim
ARIMA(2,1,1)	0.6373	Sim
ARIMA(3,1,1)	0.6215	Sim

Nota: LB_min_p corresponde ao minimum p-value do teste Ljung–Box. Valores acima de 0.05 indicam resíduos compatíveis com ruído branco.

Tabela E.1.4: Resultados do Modelo ARIMA aplicado ao Desperdício Semanal de Abacaxi

Modelo	MAE H1	MAE H4	MAE H12	sMAPE H1	sMAPE H4	sMAPE H12
ARIMA(1,1,1)	1.96	0.58	3.34	91.97%	24.74%	65.72%
ARIMA(1,1,2)	2.18	0.72	3.38	97.30%	27.76%	66.80%
ARIMA(2,1,1)	2.14	0.67	3.37	96.29%	26.77%	66.44%
ARIMA(3,1,1)	1.99	0.71	3.38	92.86%	27.12%	66.62%

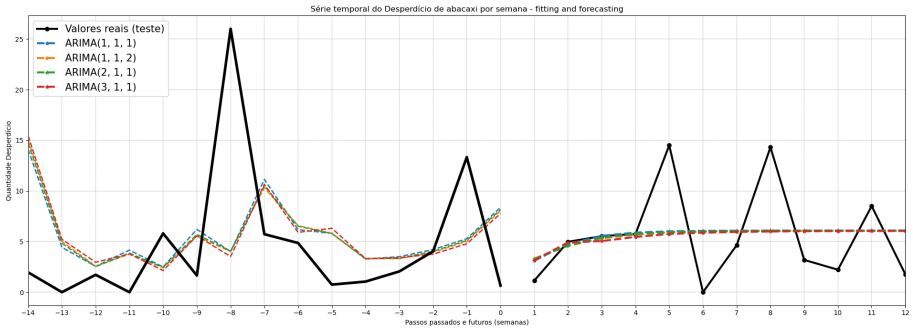


Figura E.1.4: Desperdício Semanal de Abacaxi: valores reais vs. previsão (Modelo ARIMA).

Tabela E.1.5: Resultados do Modelo Croston, SBA e TSB aplicado ao Desperdício Semanal de Abacaxi

Modelo	MAE H1	MAE H4	MAE H12	sMAPE H1	sMAPE H4	sMAPE H12
Croston	9.97	6.76	6.67	162.51%	92.35%	93.30%
SBA	9.41	6.21	6.30	160.73%	88.49%	91.32%
TSB	10.11	6.91	6.77	162.94%	93.30%	93.78%

E.2 Vendas de Limão

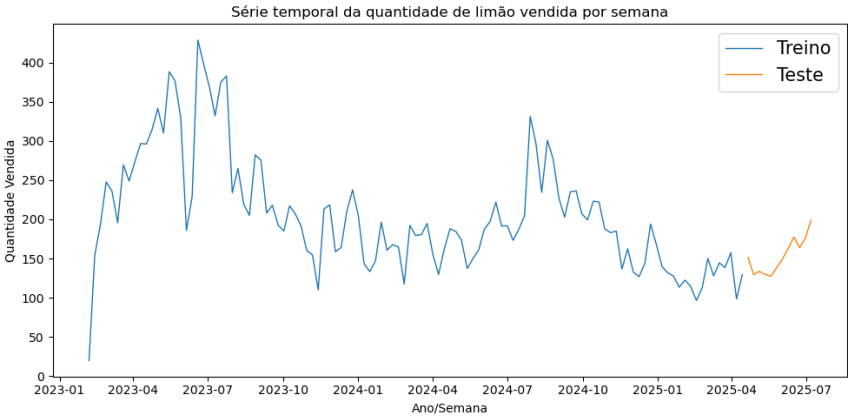


Figura E.2.1: Série temporal da Quantidade Vendida de Limão por Semana

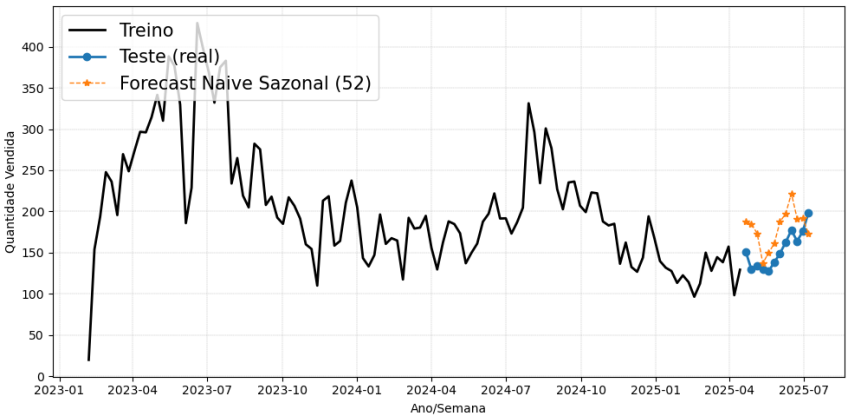


Figura E.2.2: Vendas semanais de Limão: valores reais vs. previsão (Modelo *Naïve Sazonal*)

Tabela E.2.1: Resultados do Modelo *Naïve* Sazonal aplicado às Vendas Semanais de Limão

Horizonte (semanas)	MAE	MAPE (%)
1	36.56	24.15
4	34.79	25.60
12	30.9	20.60

Tabela E.2.2: Top 5 Modelos ARIMA segundo AIC, BIC e HQIC nas Vendas de Limão

Modelo	AIC	BIC	HQIC
ARIMA(1,1,1)	37.75	45.96	41.08
ARIMA(2,1,2)	38.18	51.86	43.73
ARIMA(2,1,1)	38.35	49.30	42.80
ARIMA(1,1,2)	38.60	49.54	43.04
ARIMA(3,1,3)	39.01	–	–
ARIMA(1,2,1)	–	52.12	–
ARIMA(2,2,2)	–	–	45.16

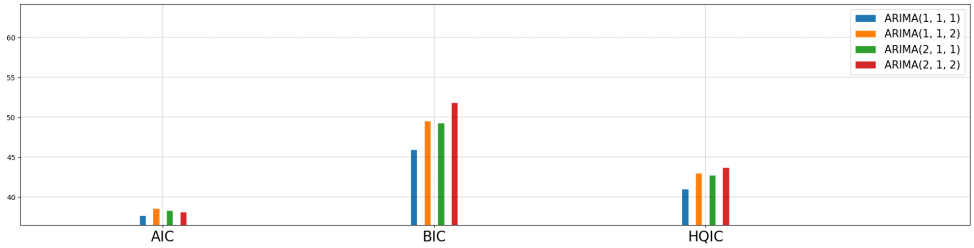


Figura E.2.3: Critérios de Informação dos Modelos ARIMA aplicados às Vendas Semanais de Limão.

Tabela E.2.3: Teste Ljung–Box dos Modelos ARIMA para as Vendas do Limão

Modelo	LB_min_p	Ruído Branco
ARIMA(1,1,1)	0.0084	Não
ARIMA(2,1,2)	0.0030	Não
ARIMA(2,1,1)	0.0054	Não
ARIMA(1,1,2)	0.0079	Não

Nota: LB_min_p corresponde ao minimum p-value do teste Ljung–Box.



Figura E.2.4: Critérios de Informação dos Modelos ETS aplicados às Vendas Semanais de Limão.

Tabela E.2.4: Resultados do Modelo ETS aplicado às Vendas Semanais de Limão

Modelo	MAE H1	MAE H4	MAE H12	MAPE H1	MAPE H4	MAPE H12
ETS(N,N)	25.32	9.94	27.05	16.72%	6.92%	16.03%
ETS(A,N)	27.87	14.67	37.60	18.41%	10.47%	22.68%
ETS(Ad,N)	28.73	15.59	38.46	18.98%	11.15%	23.27%
ETS(N,A)	0.94	18.15	29.49	0.62%	13.94%	19.23%
ETS(A,A)	8.02	13.37	29.24	5.30%	10.05%	18.47%
ETS(Ad,A)	0.71	18.23	30.11	0.47%	14.01%	19.68%

Tabela E.2.5: Resultados do Modelo Theta aplicado às Vendas Semanais de Limão

Modelo	MAE H1	MAE H4	MAE H12	MAPE H1	MAPE H4	MAPE H12
Theta	12.93	25.24	34.56	8.15%	15.87%	21.60%

Tabela E.2.6: Resultados Comparativos dos Modelos aplicados às Vendas Semanais de Limão

Modelo	MAE H1	MAE H4	MAE H12	MAPE H1	MAPE H4	MAPE H12
Naïve Sazonal	36.56	34.79	30,90	24.15%	25.60%	20.60%
ETS(N,A)	0.94	18.15	29.49	0.62%	13.94%	19.23%
Theta	12.93	25.24	34.56	8.15%	15.87%	21.60%

E.3 Desperdício de Limão

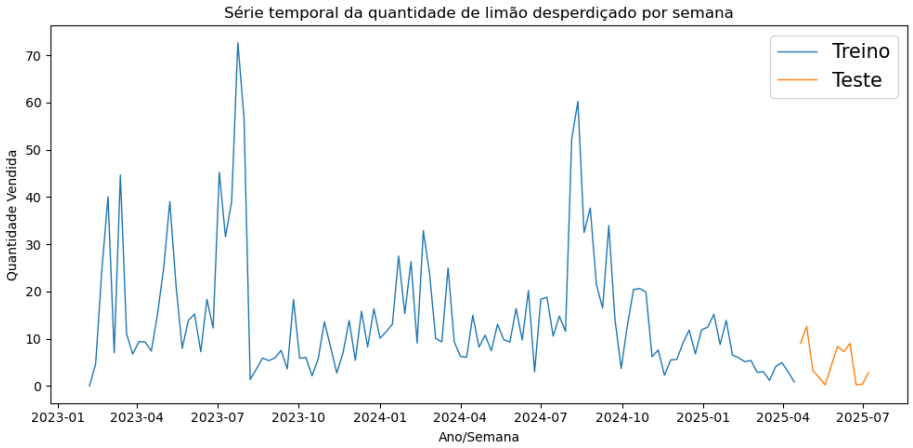


Figura E.3.1: Série temporal da Quantidade Desperdiçada de Limão por Semana.

Tabela E.3.1: Resultados do Modelo *Naïve* Simples aplicado ao Desperdício Semanal de Limão

Horizonte (semanas)	MAE	sMAPE
1	8.17	165.89%
4	5.82	133.02%
12	4.38	131.16%

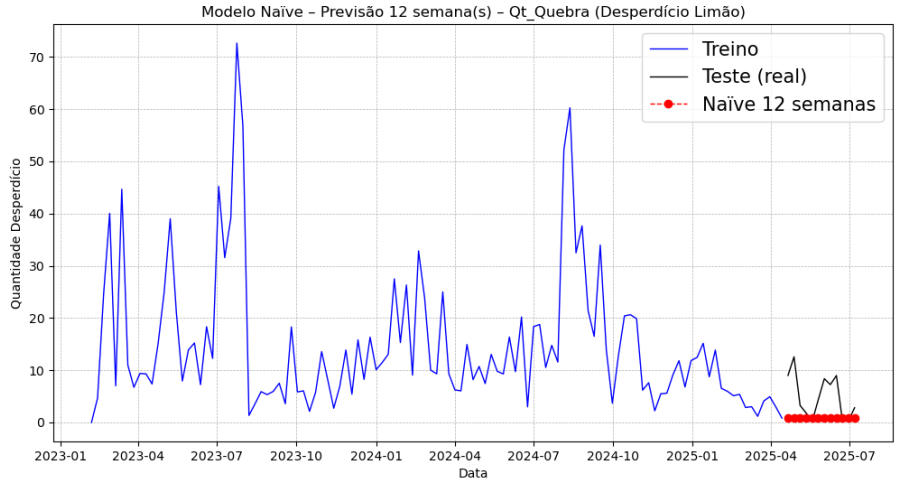


Figura E.3.2: Desperdício Semanal de Limão: valores reais vs. previsão (Modelo *Naïve* Simples).

Tabela E.3.2: Top 5 Modelos ARIMA segundo AIC, BIC e HQIC no Desperdício de Limão.

Modelo	AIC	BIC	HQIC
ARIMA(1,1,1)	245.17	253.38	248.50
ARIMA(2,1,1)	246.61	257.55	251.05
ARIMA(1,1,3)	247.18	260.86	252.73
ARIMA(2,1,2)	247.27	260.96	252.83
ARIMA(3,1,1)	248.31	261.99	253.86

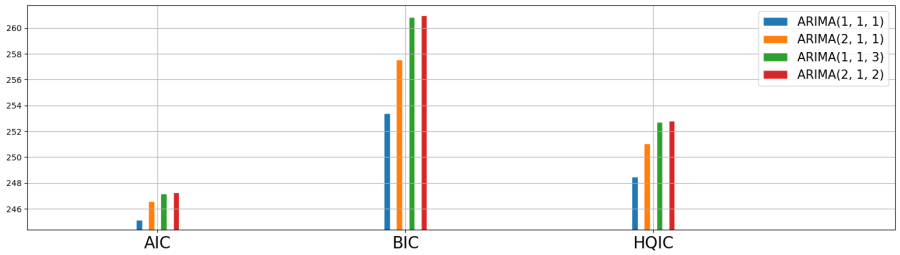


Figura E.3.3: Critérios de Informação dos Modelos ARIMA aplicados ao Desperdício de Limão.

Tabela E.3.3: Teste Ljung–Box dos Modelos ARIMA para o Desperdício do Limão

Modelo	LB_min_p	Ruído Branco
ARIMA(1,1,1)	0.3995	Sim
ARIMA(2,1,1)	0.4863	Sim
ARIMA(1,1,3)	0.2601	Sim
ARIMA(2,1,2)	0.4275	Sim

Nota: LB_min_p corresponde ao minimum p-value do teste Ljung–Box. Valores acima de 0.05 indicam resíduos compatíveis com ruído branco.

Tabela E.3.4: Resultados do Modelo ARIMA aplicado ao Desperdício Semanal de Limão

Modelo	MAE H1	MAE H4	MAE H12	sMAPE H1	sMAPE H4	sMAPE H12
ARIMA(1,1,1)	6.78	4.49	3.61	120.66%	76.22%	92.12%
ARIMA(2,1,1)	5.85	5.48	5.26	96.08%	92.06%	95.79%
ARIMA(1,1,3)	6.65	4.38	3.58	117.09%	72.24%	92.88%
ARIMA(2,1,2)	6.49	4.64	3.67	112.57%	80.34%	91.01%

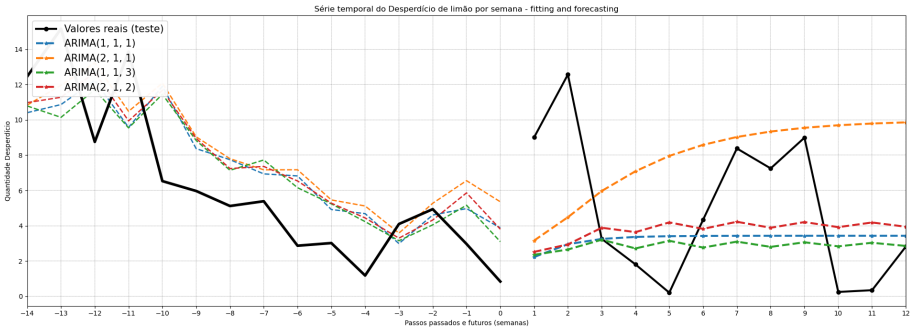


Figura E.3.4: Desperdício Semanal de Limão: valores reais vs. previsão (Modelo ARIMA).

Tabela E.3.5: Resultados do Modelo Croston, SBA e TSB aplicado ao Desperdício Semanal de Limão

Modelo	MAE H1	MAE H4	MAE H12	sMAPE H1	sMAPE H4	sMAPE H12
Croston	2.64	4.13	3.82	34.40%	68.98%	84.72%
SBA	2.96	4.13	3.77	39.35%	69.29%	85.10%
TSB	2.64	4.13	3.82	34.40%	68.98%	84.72%

Tabela E.3.6: Resultados Comparativos dos Modelos aplicados ao Desperdício Semanal de Limão

Modelo	MAE H1	MAE H4	MAE H12	sMAPE H1	sMAPE H4	sMAPE H12
Naive Simples	8.17	5.82	4.38	165.89%	133.02%	131.16%
ARIMA(2,1,1)	5.85	5.48	5.26	96.08%	92.06%	95.79%
Croston	2.64	4.13	3.82	34.40%	68.98%	84.72%
SBA	2.96	4.13	3.77	39.35%	69.29%	85.10%
TSB	2.64	4.13	3.82	34.40%	68.98%	84.72%

E.4 Vendas de Manga

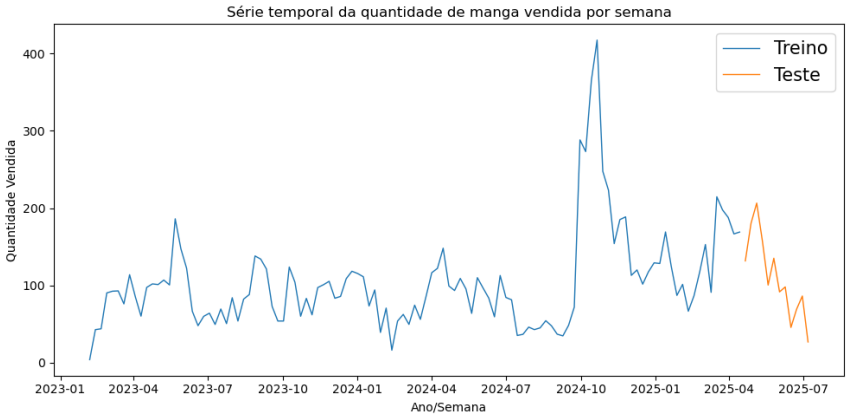


Figura E.4.1: Série temporal da Quantidade Vendida de Manga por Semana

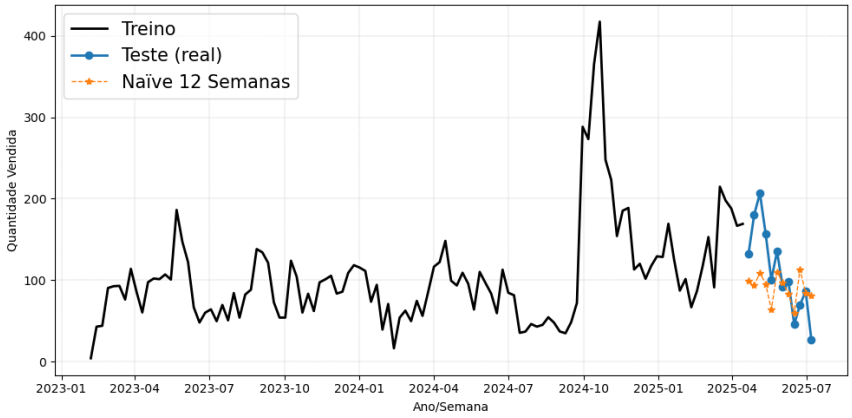


Figura E.4.2: Vendas semanais de Manga: valores reais vs. previsão (Modelo *Naïve Sazonal*)

Tabela E.4.1: Resultados do Modelo *Naïve* Sazonal aplicado às Vendas Semanais de Manga.

Horizonte (semanas)	MAE	MAPE (%)
1	32.44	24.62
4	69.69	39.84
12	39.47	44.37

Tabela E.4.2: Top 5 Modelos ARIMA segundo AIC, BIC e HQIC nas Vendas de Manga.

Modelo	AIC	BIC	HQIC
ARIMA(3,1,1)	137.54	151.22	143.09
ARIMA(1,1,3)	137.61	151.29	143.16
ARIMA(1,1,1)	138.82	147.03	142.15
ARIMA(2,1,3)	139.18	–	–
ARIMA(3,1,2)	139.32	–	–
ARIMA(1,1,2)	–	150.75	144.24
ARIMA(2,1,1)	–	151.17	144.67

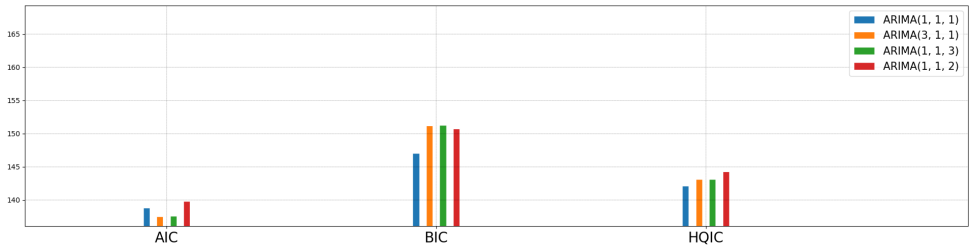


Figura E.4.3: Critérios de Informação dos Modelos ARIMA aplicados às Vendas Semanais de Manga.

Tabela E.4.3: Teste Ljung–Box dos Modelos ARIMA para as Vendas da Manga.

Modelo	LB_min_p	Ruído Branco
ARIMA(3,1,1)	0.7687	Sim
ARIMA(1,1,3)	0.7121	Sim
ARIMA(1,1,1)	0.6003	Sim
ARIMA(2,1,3)	0.7247	Sim

Nota: LB_min_p corresponde ao minimum p-value do teste Ljung–Box. Valores acima de 0.05 indicam resíduos compatíveis com ruído branco.

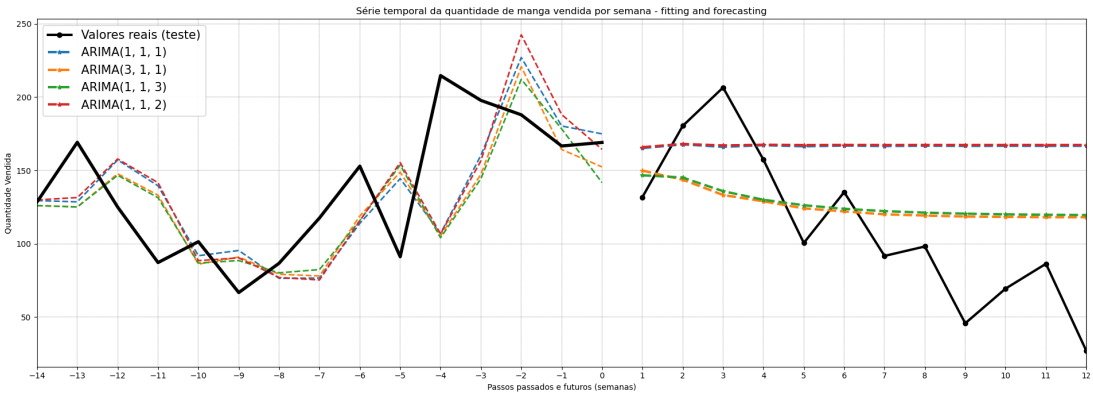


Figura E.4.4: Vendas Semanais de Manga: valores reais vs. previsão (Modelo ARIMA).

Tabela E.4.4: Resultados do Modelo ARIMA aplicado às Vendas Semanais de Manga.

Modelo	MAE H1	MAE H4	MAE H12	sMAPE H1	sMAPE H4	sMAPE H12
ARIMA(1,1,1)	33.48	24.12	64.72	25.41%	14.57%	109.86%
ARIMA(3,1,1)	18.14	39.14	40.63	13.77%	21.92%	64.94%
ARIMA(1,1,3)	14.94	37.05	40.88	11.33%	20.62%	66.14%
ARIMA(1,1,2)	34.10	24.03	65.12	25.88%	14.58%	110.51%

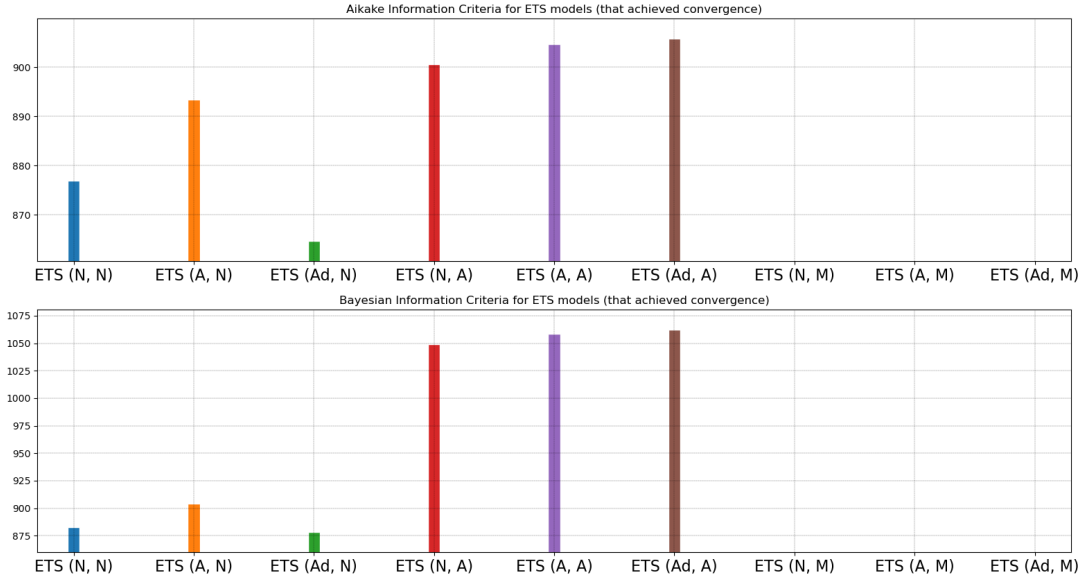


Figura E.4.5: Critérios de Informação dos Modelos ETS aplicados às Vendas Semanais de Manga.

Tabela E.4.5: Resultados do Modelo ETS aplicado às Vendas Semanais de Manga.

Modelo	MAE H1	MAE H4	MAE H12	MAPE H1	MAPE H4	MAPE H12
ETS(N,N)	40.45	24.47	68.48	30.69%	15.33%	115.73%
ETS(A,N)	47.83	25.73	90.38	36.30%	17.00%	152.69%
ETS(Ad,N)	37.97	24.47	69.12	28.81%	15.16%	117.08%
ETS(N,A)	21.69	27.39	45.00	16.46%	15.65%	66.81%
ETS(A,A)	22.51	26.10	48.73	17.08%	14.95%	73.90%
ETS(Ad,A)	22.00	26.93	46.47	16.70%	15.40%	69.66%

Tabela E.4.6: Resultados do Modelo Theta aplicado às Vendas Semanais de Manga.

Modelo	MAE H1	MAE H4	MAE H12	MAPE H1	MAPE H4	MAPE H12
Theta	36.14	49.77	81.52	49.74%	71.48%	124.46%

Tabela E.4.7: Resultados Comparativos dos Modelos aplicados às Vendas Semanais de Manga.

Modelo	MAE H1	MAE H4	MAE H12	MAPE H1	MAPE H4	MAPE H12
Naïve Sazonal	32.44	69.69	39.47	24.62%	39.84%	44.37%
ARIMA(1,1,3)	14.94	37.05	40.88	11.33%	20.62%	66.14%
ETS(N,A)	21.69	27.39	45.00	16.46%	15.65%	66.81%
Theta	36.14	49.77	81.52	49.74%	71.48%	124.46%

E.5 Desperdício da Manga

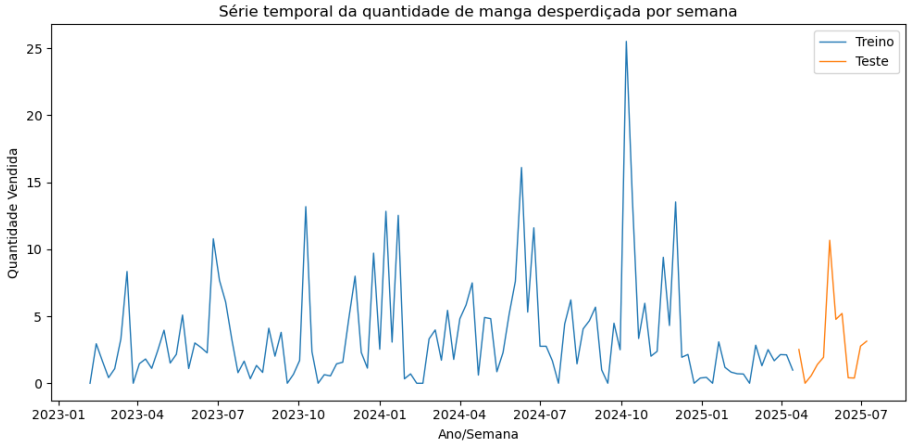


Figura E.5.1: Série temporal da Quantidade Desperdiçada de Manga por Semana.

Tabela E.5.1: Resultados do Modelo *Naïve* Simples aplicado ao Desperdício Semanal de Manga.

Horizonte (semanas)	MAE	sMAPE
1	1.54	88.00%
4	0.84	94.05%
12	2.26	103.77%

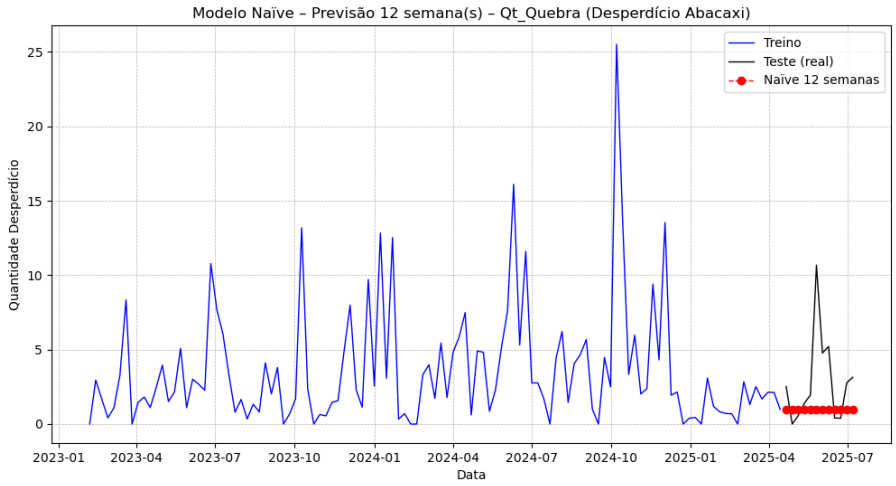


Figura E.5.2: Desperdício Semanal de Manga: valores reais vs. previsão (Modelo *Naïve* Simples).

Tabela E.5.2: Modelos ARIMA segundo AIC, BIC e HQIC no Desperdício de Manga.

Modelo	AIC	BIC	HQIC
ARIMA(2,1,3)	256.32	–	262.99
ARIMA(2,1,1)	256.36	267.31	260.81
ARIMA(1,1,1)	256.37	264.58	259.70
ARIMA(3,1,3)	256.66	–	–
ARIMA(1,1,2)	257.18	268.13	261.62
ARIMA(1,1,3)	–	270.92	262.79
ARIMA(3,1,1)	–	271.25	–

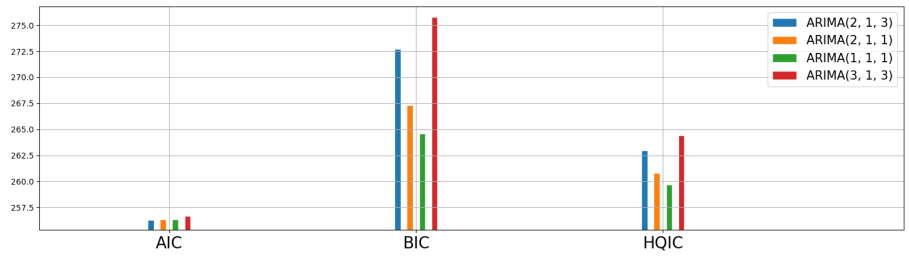


Figura E.5.3: Critérios de Informação dos Modelos ARIMA aplicados ao Desperdício de Manga.

Tabela E.5.3: Teste Ljung–Box dos Modelos ARIMA para o Desperdício da Manga

Modelo	LB_min_p	Ruído Branco
ARIMA(2,1,3)	0.8719	Sim
ARIMA(2,1,1)	0.4966	Sim
ARIMA(1,1,1)	0.4935	Sim
ARIMA(3,1,3)	0.9368	Sim

Nota: LB_min_p corresponde ao minimum p-value do teste Ljung–Box. Valores acima de 0.05 indicam resíduos compatíveis com ruído branco.

Tabela E.5.4: Resultados do Modelo ARIMA aplicado ao Desperdício Semanal de Manga

Modelo	MAE H1	MAE H4	MAE H12	sMAPE H1	sMAPE H4	sMAPE H12
ARIMA(2,1,3)	0.33	1.47	2.10	14.20%	100.43%	85.35%
ARIMA(2,1,1)	0.62	1.29	2.02	28.00%	98.59%	84.14%
ARIMA(1,1,1)	0.64	1.41	2.05	29.14%	100.68%	84.79%
ARIMA(3,1,3)	0.49	1.36	2.02	21.31%	98.54%	83.47%

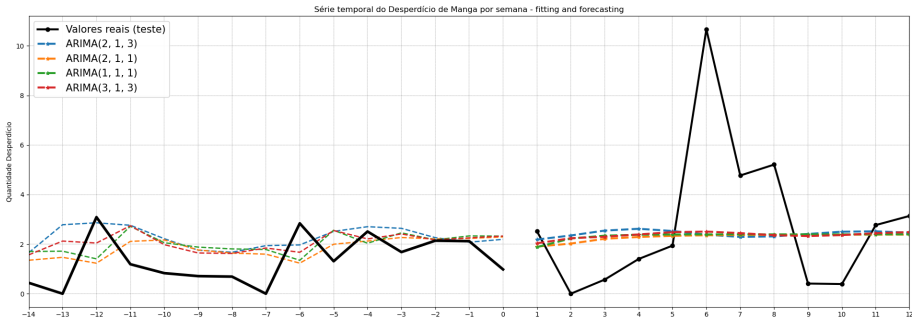


Figura E.5.4: Desperdício Semanal de Manga: valores reais vs. previsão (Modelo ARIMA).

Tabela E.5.5: Resultados do Modelo *Naïve* Simples aplicado ao Desperdício Semanal de Manga

Modelo	MAE H1	MAE H4	MAE H12	sMAPE H1	sMAPE H4	sMAPE H12
Croston	0.23	1.28	2.03	9.44%	94.54%	83.60%
SBA	0.34	1.23	2.03	14.55%	93.77%	84.29%
TSB	0.20	1.30	2.03	8.42%	94.69%	83.45%

Tabela E.5.6: Resultados Comparativos dos Modelos aplicados ao Desperdício Semanal de Manga

Modelo	MAE H1	MAE H4	MAE H12	sMAPE H1	sMAPE H4	sMAPE H12
Naive Simples	1.54	0.84	2.26	88.00%	94.05%	103.77%
ARIMA(2,1,3)	0.33	1.47	2.10	14.20%	100.43%	85.35%
Croston	0.23	1.28	2.03	9.44%	94.54%	83.60%
SBA	0.34	1.23	2.03	14.55%	93.77%	84.29%
TSB	0.20	1.30	2.03	8.42%	94.69%	83.45%