



ÉRICA ENES XAVIER DA SILVA MENDONÇA  
Licenciada em Ciências de Engenharia e Gestão Industrial

# MODELOS DE PREVISÃO DE VENDAS PARA APOIAR A GESTÃO DA PRODUÇÃO NA INDÚSTRIA ALIMENTAR

DISSERTAÇÃO PARA OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM  
ENGENHARIA E GESTÃO INDUSTRIAL

MESTRADO INTEGRADO EM ENGENHARIA E GESTÃO INDUSTRIAL

Universidade NOVA de Lisboa  
Setembro, 2022





# MODELOS DE PREVISÃO DE VENDAS PARA APOIAR A GESTÃO DA PRODUÇÃO

DISSERTAÇÃO PARA OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM  
ENGENHARIA E GESTÃO INDUSTRIAL

**ÉRICA ENES XAVIER DA SILVA MENDONÇA**

Licenciada em Ciências de Engenharia e Gestão Industrial

**Orientadora:** Professora Doutora Ana Paula Ferreira Barroso,  
Professora Auxiliar da Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade Nova de Lisboa,  
Universidade NOVA de Lisboa

**Júri:**

**Presidente:** Doutor Rogério Salema Araújo Puga Leal,  
Professor Associado da Faculdade de Ciências e Tecnologia da  
Universidade NOVA de Lisboa

**Arguente:** Doutora Virgínia Helena Arimateia de Campos  
Machado,  
Professora Auxiliar da Faculdade de Ciências e Tecnologia da  
Universidade NOVA de Lisboa

**Vogais:** Doutora Ana Paula Ferreira Barroso,  
Professora Auxiliar da Faculdade de Ciências e Tecnologia da  
Universidade NOVA de Lisboa

Engenheiro André Lobo,  
Diretor de Produção da Finança Agro-Alimentar



## **Modelos de Previsão de Vendas para Apoiar a Gestão da Produção na Indústria Alimentar**

Copyright © Érica Enes Xavier Da Silva Mendonça, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade NOVA de Lisboa.

A Faculdade de Ciências e Tecnologia e a Universidade NOVA de Lisboa têm o direito, perpétuo e sem limites geográficos, de arquivar e publicar esta dissertação através de exemplares impressos reproduzidos em papel ou de forma digital, ou por qualquer outro meio conhecido ou que venha a ser inventado, e de a divulgar através de repositórios científicos e de admitir a sua cópia e distribuição com objetivos educacionais ou de investigação, não comerciais, desde que seja dado crédito ao autor e editor.



*Aos meus pais e irmã.*



## AGRADECIMENTOS

O meu sincero agradecimento a todos os que contribuíram para a elaboração da presente dissertação e que me apoiaram ao longo destes 5 anos de formação.

À Professora Ana Paula Ferreira Barroso, por todo apoio prestado e orientação ao longo do desenvolvimento desta dissertação. Agradeço todas as sugestões de melhoria, conselhos e conhecimentos transmitidos, e também toda a paciência e disponibilidade dispensadas.

Aos colaboradores da Finança Agro-Alimentar, que contribuíram para a realização desta dissertação. Agradeço em particular, ao Eng.º André Lobo, pela oportunidade, por todos os esclarecimentos, críticas construtivas e experiência que me transmitiu. Agradeço também a preocupação e paciência para fornecer todos os dados. À Dr.ª Cristina Matos, pelo acolhimento, colaboração e disponibilidade constante.

À Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade Nova de Lisboa, particularmente ao Departamento de Engenharia Mecânica e Industrial (DEMI) e ao seu corpo docente e não docente, pelo acolhimento e crescimento intelectual e pessoal que me proporcionou.

Aos meus colegas de curso, pelo companheirismo e amizade durante estes 5 anos, em particular à Vanessa e à Mariana. Um especial obrigada à minha grande amiga Maria Leonor, que sempre me incentivou e apoiou em todos os momentos e que me acolheu como família. Às minhas afilhadas, pela motivação e palavras certas nos momentos certos. Aos amigos de sempre e aos novos que fiz, especialmente às minhas amigas Catarina, Diana e Lara, pelo apoio e distração nos momentos menos bons e por terem sempre acreditado em mim.

A toda a minha família, em especial ao meu pai e irmã, pelas palavras de incentivo, pela compreensão e papel insubstituível que têm na minha formação. Agradecer por me terem acompanhado sempre e cujo encorajamento e apoio são indispensáveis. Agradeço à minha mãe, pelas palavras sábias transmitidas, pelo apoio incondicional, por ter sempre acreditado nas minhas capacidades, pela coragem e resiliência, pelo exemplo que foi (e é) para nós.

Um eterno agradecimento pelos sacrifícios feitos a fim de me permitir alcançar os meus sonhos e objetivos.



“Nothing in life is to be feared, it is only to be understood.  
Now is the time to understand more, so that we may fear less.” (Marie Currie)



## RESUMO

A indústria alimentar, além de se tratar de um setor exigente no que às garantias de qualidade e segurança diz respeito, é um setor de atividade em crescimento e em constante evolução. Assim, áreas como a melhoria da previsão de vendas e a gestão de *stocks*, têm sido alvo de estudo, uma vez que permitem às empresas ganharem vantagem competitiva no meio em que se inserem.

A presente dissertação foi desenvolvida na Finança Agro-Alimentar que atua na indústria alimentar, especificamente na produção de bolachas e produtos de padaria/pastelaria. Procedeu-se a uma revisão bibliográfica sobre os fundamentos teóricos centrais da dissertação, sendo o objetivo do trabalho desenvolvido apresentar uma proposta para apoiar o planeamento de produção. São aplicadas técnicas de previsão de vendas aos produtos de padaria/pastelaria e é proposto um modelo de gestão de *stocks* para os produtos de bolacharia.

Relativamente à padaria/pastelaria, é estudado o comportamento de vendas do produto mais vendido, o Pão de Água. Para a previsão de vendas deste produto são aplicados dois modelos, o modelo de decomposição clássica e o modelo de *Holt-Winters*, nas formas multiplicativa e aditiva. A seleção do modelo de previsão baseou-se em diferentes medidas, aplicadas à amostra de validação, sendo o modelo escolhido aquele que apresenta um maior coeficiente de determinação e uma menor raiz do erro quadrático médio. Neste sentido, o modelo de previsão de vendas de Pão de Água aplicado é o de *Holt-Winters* na forma multiplicativa, no entanto a sua seleção teve por base os dados de vendas de 2021, um ano atípico em virtude da situação pandémica.

Para o desenvolvimento da dissertação, relativo à gestão de *stocks* da fábrica de bolachas, é apresentada a análise ABC efetuada aos produtos, ferramenta útil para distinguir a importância de cada produto. É feita uma análise do seu comportamento de vendas e estimativa dos custos dos produtos de classe A. Para encontrar as respostas às perguntas "quanto e quando encomendar" à produção, é utilizado um modelo que satisfaz as necessidades dos clientes e, simultaneamente, minimiza os custos associados, o modelo de revisão contínua com taxa de aprovisionamento finita. Por fim, é apresentada uma proposta de planeamento de produção nas unidades produtivas de cada processo envolvido. O tratamento dos dados e escolha do modelo adequado mostrou-se moroso, devido ao comportamento de vendas e ao horizonte temporal dos dados de vendas.

**Palavras-chave:** Indústria Alimentar, Previsão de Vendas, Modelo de Decomposição Clássica, Modelo de Holt-Winters, Gestão de *Stocks*, Análise ABC, Modelo de Revisão Contínua



## ABSTRACT

The food industry, besides being a demanding sector in terms of quality and safety guarantees, is a growing and constantly evolving activity sector. Thus, areas such as improving demand forecasting and *stock* management have been the target of study since they allow companies to gain competitive advantage in their environment.

This dissertation was developed at Finanças Agro-Alimentar, which operates in the food industry, specifically in the production of cookies and bakery/pastry products. A bibliographical revision of the central theoretical foundations of the dissertation was carried out, and the objective of the work developed was to present a proposal to support production planning. Sales forecasting techniques are applied to the bakery/pastry products and a *stock* management model is proposed for the cookie products.

Regarding bakery products, is studied the sales behavior of the most sold product, the Water Bread. For the sales forecast of this product, two models are applied, the classical decomposition model and the Holt-Winters model, in multiplicative and additive forms. The selection of the forecast model was based on different measures, applied to the validation sample, and the model chosen was the one with the highest coefficient of determination and a smaller root mean square error. In this sense, the applied forecast model for Water Bread sales is the Holt-Winters model in multiplicative form, however its selection is based on 2021 sales data, an atypical year due to the pandemic situation.

For the development of the dissertation, concerning the cookie factory *stock* management, the ABC analysis performed to the products is presented, a useful tool to distinguish the importance of each product. An analysis of their sales behavior and cost estimation to class A products is made. To find the answers to the questions "how much and when to order" from production, a model that satisfies the customers' needs and at the same time minimizes the associated costs is used, the continuous revision model with finite provisioning rate. Finally, a proposal for production planning in the production units of each process involved is presented. The data treatment and choice of the adequate model proved to be time consuming, due to the sales behavior and the time horizon of the sales data.

**Keywords:** Food Industry, Sales Forecasting, Classic Decomposition Model, Holt-Winters Model, *Stock* Management, ABC Analysis, Continuous Review Model



# ÍNDICE

|          |   |          |
|----------|---|----------|
| <b>1</b> | <b>INTRODUÇÃO.....</b>  | <b>1</b> |
| 1.1      | Enquadramento do Problema.....                                      | 1        |
| 1.2      | Objetivos .....   | 2        |
| 1.3      | Metodologia Adotada .....   | 2        |
| 1.4      | Estrutura da Dissertação .....                                      | 3        |
| <b>2</b> | <b>FUNDAMENTOS DE PREVISÃO DE VENDAS E DE GESTÃO DE STOCKS.....</b> | <b>5</b> |
| 2.1      | Metodologia .....   | 5        |
| 2.2      | Cadeia de Abastecimento.....  | 6        |
| 2.2.1    | Gestão da Cadeia de Abastecimento .....                             | 8        |
| 2.2.2    | Atividades Logísticas.....  | 8        |
| 2.3      | Previsão da Procura .....   | 9        |
| 2.3.1    | Horizonte de Previsão .....   | 10       |
| 2.3.2    | Metodologia do Processo de Previsão.....                            | 10       |
| 2.3.3    | Modelos de Previsão de Vendas.....                                  | 12       |
| 2.3.4    | Séries Cronológicas .....   | 14       |
| 2.3.4.1  | <i>Outliers</i> .....   | 15       |
| 2.3.1    | Medidas do Erro .....   | 15       |
| 2.3.2    | Função de Autocorrelação - $ACF_{(k)}$ .....                        | 16       |
| 2.3.3    | Coeficiente de <i>Pearson</i> .....                                 | 17       |
| 2.3.4    | Modelos de Previsão .....   | 18       |
| 2.3.4.1  | Médias Móveis Simples .....   | 18       |
| 2.3.4.2  | Alisamento Exponencial Simples .....                                | 18       |
| 2.3.4.3  | Modelo de Decomposição Clássica.....                                | 21       |
| 2.3.5    | Seleção de Modelos .....  | 22       |
| 2.4      | Gestão de <i>Stocks</i> .....                                       | 23       |
| 2.4.1    | Análise ABC .....   | 23       |

|          |  |           |
|----------|--|-----------|
| 2.4.2    | Custos Associados à Gestão de <i>Stocks</i> .....                        | 25        |
| 2.4.3    | Modelos de Gestão de <i>Stocks</i> .....                                 | 26        |
| 2.4.4    | Modelo de Revisão Contínua.....  | 27        |
| 2.4.4.1  | Modelo da Quantidade Económica de Encomenda .....                        | 27        |
| 2.4.4.2  | Revisão Contínua com Taxa de Aprovisionamento Finita .....               | 29        |
| 2.4.5    | Modelo de Revisão Periódica.....   | 30        |
| 2.4.6    | Modelo de Revisão Mista .....  | 31        |
| 2.5      | Síntese do Capítulo.....   | 31        |
| <b>3</b> | <b>CARACTERIZAÇÃO DO ESTUDO DE CASO .....</b>                            | <b>33</b> |
| 3.1      | A Indústria Alimentar.....   | 33        |
| 3.1.1    | O Grupo Finançor.....  | 34        |
| 3.1.2    | Unidades Industriais do Grupo Finançor .....                             | 36        |
| 3.1.3    | Direção Técnica, de Produção e Comercial.....                            | 37        |
| 3.2      | Cadeia de Abastecimento.....   | 39        |
| 3.2.1    | Fornecedores .....   | 41        |
| 3.2.2    | Clientes.....  | 42        |
| 3.3      | Produtos.....  | 43        |
| 3.3.1    | Tipo de Produtos .....   | 44        |
| 3.3.2    | Tipo de Produção / Gestão de <i>Stocks</i> .....                         | 44        |
| 3.3.3    | Processamento de Encomendas.....   | 45        |
| 3.3.4    | Previsão de Vendas Atual .....   | 47        |
| 3.4      | Síntese do Capítulo.....   | 48        |
| <b>4</b> | <b>PREVISÃO DE VENDAS E GESTÃO DE STOCKS NA INDÚSTRIA ALIMENTAR.....</b> | <b>49</b> |
| 4.1      | Padaria / Pastelaria MegaSabor.....                                      | 49        |
| 4.1.1    | Comportamento da Procura .....   | 50        |
| 4.1.2    | Análise das Séries Cronológicas.....                                     | 51        |
| 4.1.3    | Amostras de Ajustamento e de Validação .....                             | 53        |
| 4.1.4    | Modelos de Previsão de Vendas Diárias.....                               | 54        |

|          |  |           |
|----------|--|-----------|
| 4.1.4.1  | Modelo de Decomposição Clássica.....       | 54        |
| 4.1.4.2  | Modelo de <i>Holt-Winters</i> .....        | 60        |
| 4.1.5    | Seleção do Modelo de Previsão Diária ..... | 65        |
| 4.1.6    | Previsão Horária.....                      | 68        |
| 4.2      | Fábrica de Bolachas .....                  | 70        |
| 4.2.1    | Análise ABC .....                          | 70        |
| 4.2.2    | Comportamento das Vendas .....             | 72        |
| 4.2.3    | Modelo de Revisão Contínua.....            | 75        |
| 4.2.4    | Estimativa de Custos.....                  | 75        |
| 4.2.4.1  | Maria 150g .....                           | 78        |
| 4.2.4.2  | Mulata 175g.....                           | 82        |
| 4.2.4.3  | Mulata Saquetas 8x35g .....                | 84        |
| 4.3      | Síntese do Capítulo.....                   | 85        |
| <b>5</b> | <b>CONCLUSÃO.....</b>                      | <b>87</b> |
| 5.1      | Conclusões finais .....                    | 87        |
| 5.2      | Limitações.....                            | 89        |
| 5.3      | Propostas para Trabalhos Futuros .....     | 90        |
|          | <b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....</b>    | <b>91</b> |
|          | <b>ANEXOS .....</b>                        | <b>95</b> |



## ÍNDICE DE FIGURAS

|  |    |
|--|----|
| Figura 1.1 - Metodologia adotada na elaboração da dissertação.....                                 | 3  |
| Figura 2.1 - Exemplo de uma cadeia de abastecimento .....  | 7  |
| Figura 2.2 - Tendência.....  | 17 |
| Figura 2.3 - Sazonalidade .....  | 17 |
| Figura 2.4 - Curva ABC.....  | 24 |
| Figura 2.5 - Diversos custos por quantidade económica de encomenda.....                            | 25 |
| Figura 2.6 - Modelo de Revisão Contínua.....   | 27 |
| Figura 2.7 - Modelo de Quantidade Económica de Encomenda .....                                     | 29 |
| Figura 2.8 - Modelo de revisão contínua com taxa de aprovisionamento finita .....                  | 30 |
| Figura 2.9 - Modelo de Revisão Periódica.....  | 31 |
| Figura 3.1 - Empresa do Grupo Finanças.....  | 36 |
| Figura 3.2 - Organograma de Direção Técnica e de Produção.....                                     | 38 |
| Figura 3.3 - Organograma de Direção Comercial .....  | 39 |
| Figura 3.4 - Cadeia de Abastecimento da MegaSabor.....   | 40 |
| Figura 3.5 - Cadeia de Abastecimento da fábrica de bolachas.....                                   | 41 |
| Figura 3.6 - Processamento de encomendas aos fornecedores.....                                     | 46 |
| Figura 3.7 - Processamento de encomendas dos clientes.....   | 47 |
| Figura 4.1 - Vendas diárias de Pão de Água em 2021 .....   | 50 |
| Figura 4.2 - Correlograma, série de vendas diárias de Pão de Água ( $k = 1$ a 15) .....            | 51 |
| Figura 4.3 - Vendas médias mensais em 2021 .....   | 52 |
| Figura 4.4 - Amostras de dados de ajustamento e de validação.....                                  | 54 |
| Figura 4.5 - Fatores sazonais no modelo DC na forma multiplicativa.....                            | 55 |
| Figura 4.6 - Reta de tendência do modelo DC multiplicativo.....                                    | 55 |
| Figura 4.7 - Gráfico com a amostra de ajustamento e os valores ajustados (DC multiplicativo) ..... | 56 |
| Figura 4.9 - Fatores sazonais no modelo DC na forma aditiva .....                                  | 58 |
| Figura 4.10 - Gráfico com a amostra de ajustamento e os valores ajustados (DC aditivo).....        | 58 |
| Figura 4.11 - Vendas diárias e valores de previsão de Pão de Água (DC aditivo).....                | 60 |
| Figura 4.12 - Gráfico com a amostra de ajustamento e os valores ajustados (HW multiplicativo) ..   | 61 |
| Figura 4.13 - Vendas diárias e valores de previsão de Pão de Água (HW multiplicativo).....         | 62 |
| Figura 4.14 - Gráfico comparativo da amostra de ajustamento e dos valores ajustados.....           | 63 |
| Figura 4.15 - Vendas diárias e valores de previsão de Pão de Água (HW aditivo).....                | 65 |
| Figura 4.16 - Vendas diárias e ajustamento de vendas de Pão de Água (outras estações) .....        | 67 |
| Figura 4.17 - Vendas diárias e valores de previsão de Pão de Água (outras estações).....           | 67 |

|  |    |
|--|----|
| Figura 4.18 - Vendas diárias e valores de ajustamento de vendas de Pão de Água (verão) ..... | 68 |
| Figura 4.19 - Gráfico com a previsão e os valores de vendas por horário (junho) .....        | 70 |
| Figura 4.20 - Comportamento das vendas de Maria 150g .....                                   | 73 |
| Figura 4.21 - Comportamento das vendas de Maria 4x150g .....                                 | 73 |
| Figura 4.22 - Comportamento da procura de Mulata 175g .....                                  | 74 |
| Figura 4.23 - Comportamento da procura de Mulata 3x175g .....                                | 74 |
| Figura 4.24 - Comportamento da procura de Mulata 8x35g .....                                 | 75 |
| Figura 4.25 - Variação mensal das quantidades de Maria 150g encomendadas à produção ..       | 80 |
| Figura 4.26 - Diagrama do exemplo.....   | 81 |

## ÍNDICE DE TABELAS

|  |    |
|--|----|
| Tabela 4.1 - Fatores sazonais no modelo DC na forma multiplicativa.....          | 55 |
| Tabela 4.2 - Ajustamento através do modelo DC multiplicativo.....                | 56 |
| Tabela 4.3 - Resultados do modelo DC multiplicativo.....                         | 57 |
| Tabela 4.4 -Fatores sazonais no modelo DC na forma aditiva .....                 | 58 |
| Tabela 4.5 - Ajustamento através do modelo DC aditivo .....                      | 59 |
| Tabela 4.6 - Resultados do modelo DC aditivo .....                               | 59 |
| Tabela 4.7 - Ajustamento através do modelo HW multiplicativo .....               | 61 |
| Tabela 4.8 - Resultados do modelo de HW multiplicativo .....                     | 62 |
| Tabela 4.9 - Ajustamento através do modelo HW aditivo.....                       | 64 |
| Tabela 4.10 - Resultados do modelo de HW aditivo.....                            | 64 |
| Tabela 4.11 - Comparação dos 4 modelos utilizados em relação ao Pão de Água..... | 65 |
| Tabela 4.12-- Resultados do modelo de HW multiplicativo (verão).....             | 66 |
| Tabela 4.13 - Resultados do modelo de HW multiplicativo (outras estações).....   | 66 |
| Tabela 4.14 - Ponderações horárias (verão) .....                                 | 69 |
| Tabela 4.15 - Ponderações horárias (outras estações).....                        | 69 |
| Tabela 4.16 - Análise ABC aplicada às bolachas .....                             | 71 |
| Tabela 4.17 - Análise ABC das bolachas (vendas agregadas) .....                  | 72 |
| Tabela 4.18 - Dados da capacidade produtiva da linha .....                       | 76 |
| Tabela 4.19 - Tabela resumo de custos.....                                       | 78 |
| Tabela 4.20 - Dados para o cálculo do $Q_{seg}$ de Maria 150g .....              | 79 |
| Tabela 4.21 - Valores estimados para a bolacha Maria 150g .....                  | 79 |
| Tabela 4.22 - Ordens de produção de Maria 150g .....                             | 82 |
| Tabela 4.23 - Dados para o cálculo do $Q_{seg}$ de Mulata 175g.....              | 82 |
| Tabela 4.24 - Valores estimados para a bolacha Mulata 175g .....                 | 82 |
| Tabela 4.25 - Unidades das ordens de produção de Mulata 175g.....                | 83 |
| Tabela 4.26 - Dados para o cálculo do $Q_{seg}$ de Mulata 8x35g.....             | 84 |
| Tabela 4.27 - Valores estimados de bolacha Mulata 8x35g.....                     | 84 |
| Tabela 4.28 - Unidades das ordens de produção de Mulata 8x35g.....               | 85 |



## GLOSSÁRIO

|                      |  |
|----------------------|--|
| <i>Core Business</i> | Atividade principal de uma empresa.  |
| <i>Brainstorming</i> | Reunião utilizada para os participantes proporem soluções a um problema específico e debaterem as sugestões.                                 |
| <i>Procurement</i>   | Processo de aquisição ou provisionamento de bens ou serviços, que engloba a seleção de fornecedores, as negociações e a logística associada. |
| <i>Stakeholders</i>  | Parte interessada, isto é, indivíduo ou empresa que é afetado diretamente pelas ações da empresa.  |



## SIGLAS

|                             |  |
|-----------------------------|--|
| <b>ACF (k)</b>              | Função de Autocorrelação               |
| <b>DC</b>                   | Decomposição Clássica                  |
| <b>EAM</b>                  | Erro Absoluto Médio                    |
| <b>EM</b>                   | Erro Médio                             |
| <b>EQM</b>                  | Erro Quadrático Médio                  |
| <b><math>e_t</math></b>     | Erro de previsão                       |
| <b>HW</b>                   | <i>Holt-Winters</i>                    |
| <b>k</b>                    | Desfasamento temporal ( <i>lag</i> )   |
| <b>L</b>                    | <i>Lead Time</i>                       |
| <b><math>P_t</math></b>     | Valor de Previsão                      |
| <b><math>Q^*</math></b>     | Quantidade Económica de Encomenda      |
| <b><math>Q_{seg}</math></b> | <i>Stock</i> de Segurança              |
| <b><math>R^2</math></b>     | Coefficiente de Determinação           |
| <b>REQM</b>                 | Raiz Quadrada do Erro Quadrático Médio |
| <b>s</b>                    | Ponto de Encomenda                     |
| <b>S</b>                    | Nível Máximo de <i>Stock</i>           |
| <b>T</b>                    | Período entre Revisões                 |
| <b>t</b>                    | Período de Tempo                       |
| <b>UM</b>                   | Unidades Monetárias                    |
| <b><math>V_t</math></b>     | Valor Real                             |



# INTRODUÇÃO

O capítulo introdutório expõe o enquadramento do problema que conduziu ao desenvolvimento desta dissertação, cujo propósito é a análise do processo de previsão de vendas de produtos de padaria/pastelaria e de gestão de *stocks* de uma fábrica de bolachas, bem como a apresentação de propostas de melhoria. Em seguida, é identificada a metodologia adotada para concretizar os objetivos propostos e apresentada a estrutura da dissertação.

## 1.1 Enquadramento do Problema

Atualmente, num mercado cada vez mais competitivo e global, as empresas procuram estratégias para ganhar vantagem competitiva no mercado em que se inserem. Uma forma das empresas obterem este tipo de vantagem é compreender e adaptar-se aos padrões de consumo, pertencendo a uma cadeia de abastecimento flexível e definindo um planeamento de produção eficaz e eficiente.

A Finança Agro-Alimentar, unidade industrial onde é desenvolvida a dissertação, foi distinguida em 2012 com o Prémio Responsabilidade Social no âmbito da revista das 100 Maiores Empresas dos Açores. Em 2013, além de lhe ser atribuído o prémio anteriormente referido, também recebeu o Prémio Agricultura 2013 numa iniciativa com o patrocínio do Governo Português e do Ministério da Agricultura.

O estudo desenvolvido nesta dissertação diz respeito aos produtos da fábrica de bolachas e da padaria/pastelaria, que são perecíveis. As decisões de compra destes produtos tomadas por parte dos clientes são, muitas vezes, baseadas no preço de venda, mas também na disponibilidade e qualidade do produto. Assim sendo, a previsão das vendas de produtos de padaria/pastelaria e a gestão dos *stocks* da fábrica de bolachas são fatores determinantes para o planeamento de produção, através do aproveitamento eficiente dos recursos, e com a expectativa de aumentar a satisfação do cliente e reduzir os custos inerentes.

Associado aos produtos existe a possibilidade de prever a sua procura futura, no entanto para compreender como é executada a previsão da procura dos produtos de padaria/pastelaria e a gestão de *stocks* da fábrica de bolachas é necessário ter em consideração o tipo de produtos que trata, tanto de matérias-primas como de produto acabado.

A abrangência do estudo, a análise do comportamento de vendas e o horizonte temporal dos dados, dada a situação pandémica atípica, são desafios colocados à elaboração da dissertação. É no sentido de propor soluções de melhoria para o planeamento da produção que surge a presente dissertação. Pretende-se pesquisar e desenvolver soluções que acrescentem valor à empresa e que possibilitem a utilização mais adequada dos recursos e a melhoria do nível de serviço.

## **1.2 Objetivos**

A presente dissertação tem como objetivo desenvolver uma proposta para apoiar o planeamento de produção, dando ênfase à importância da aplicação de técnicas de previsão de vendas e de modelos de gestão de *stocks* numa empresa.

Nesse sentido, a dissertação tenta alcançar 2 objetivos, nomeadamente i) propor um modelo adequado para a previsão de vendas de produtos de padaria/pastelaria e ii) propor um modelo de gestão do *stock* de produtos de bolacharia.

## **1.3 Metodologia Adotada**

Este estudo partiu da necessidade de dar apoio à produção no que diz respeito ao planeamento e distribuição, tornando-a o mais eficaz e eficiente possível, através da redução de *stock* e dos custos associados. Tem como principal foco dar resposta às necessidades da Finança Agro-Alimentar.

Para o efeito, a metodologia adotada para alcançar os objetivos propostos na secção anterior baseou-se em 5 etapas, representadas na Figura 1.1.

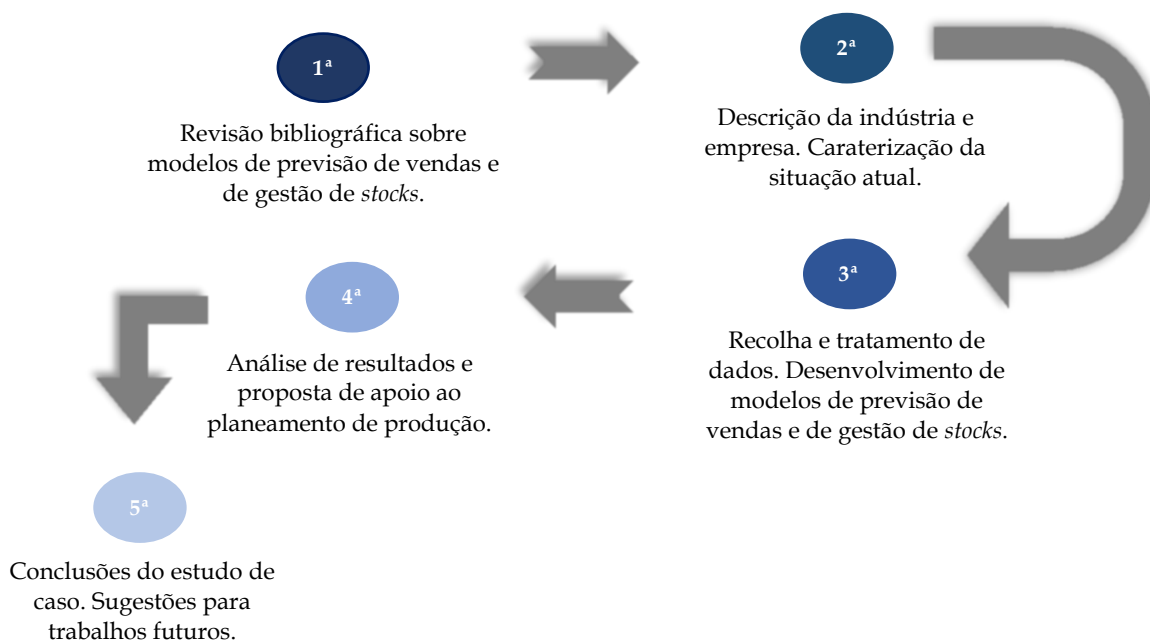


Figura 1.1 - Metodologia adotada na elaboração da dissertação

Na 1ª etapa, pertencente ao Capítulo 2, faz-se uma revisão bibliográfica sobre os fundamentos teóricos centrais da dissertação, necessários ao desenvolvimento das propostas de melhoria do estudo de caso. Baseia-se em artigos científicos e livros, sendo o assunto central da dissertação a aplicação de modelos de previsão de vendas e de gestão de *stocks*, para apoiar a produção na indústria alimentar. São apresentados alguns modelos de previsão de vendas e de gestão de *stocks*, bem como medidas de avaliação e a análise ABC.

A 2ª etapa, inserida no Capítulo 3, consiste em apresentar a indústria na qual se insere o estudo, sendo também feita uma breve descrição da situação atual da empresa e do seu modelo de negócios com o intuito de enquadrar e caracterizar o estudo.

Na 3ª etapa, pertencente ao Capítulo 4, com a recolha, tratamento e análise dos dados, são aplicados os modelos de previsão de vendas e de gestão de *stocks*.

Na 4ª etapa, inserida também no Capítulo 4, recorre-se a medidas de avaliação e de erro para analisar os resultados e propor um plano da produção.

A 5ª etapa, pertencente ao último capítulo, consiste na apresentação das conclusões finais e discussão de algumas propostas para trabalhos futuros.

## 1.4 Estrutura da Dissertação

A dissertação encontra-se dividida em 5 capítulos. No Capítulo 1, considerado introdutório, é feito o enquadramento do problema, são descritos os objetivos e motivação do estudo, metodologia adotada e, ainda, a estrutura da dissertação.

No Capítulo 2, são apresentados os fundamentos teóricos sobre previsão de vendas e gestão de *stocks*, essenciais ao desenvolvimento do estudo de caso. Inicia-se com uma abordagem generalista acerca da cadeia de abastecimento, da previsão da procura e dos modelos presentes na literatura. Quanto à temática de gestão de *stocks* são abordados os custos associados e os modelos a aplicar. Todos os modelos e conceitos aplicados no desenvolvimento do estudo de caso são referidos na revisão bibliográfica.

No Capítulo 3, onde é feita a caracterização e descrição do estudo de caso, apresenta-se a descrição tanto da empresa como dos produtos alvo de estudo. É descrito o funcionamento e estrutura organizacional inerente à previsão de vendas e à gestão de *stocks*.

No Capítulo 4, apresenta-se a análise e desenvolvimento resultante do tratamento dos dados de vendas. É apresentada a modelação feita em cada caso e a comparação entre modelos de previsão, bem como a aplicação do modelo de gestão de *stocks* mais adequado. Posteriormente, são apresentadas e analisadas propostas para apoiar o planeamento de produção.

O Capítulo 5, consiste nas conclusões finais, limitações e sugestões de desenvolvimento de trabalhos futuros na sequência dos temas abordados.

# FUNDAMENTOS DE PREVISÃO DE VENDAS E DE GESTÃO DE STOCKS

No presente capítulo são abordados os fundamentos teóricos necessários ao desenvolvimento das propostas de melhoria do estudo de caso. Sendo o assunto central da dissertação a aplicação de modelos de previsão de vendas para apoiar a gestão de produção e *stocks* na indústria alimentar, será apresentada uma breve revisão bibliográfica sobre estes dois temas centrais: a previsão de vendas e a gestão de *stocks*.

É abordada a cadeia de abastecimento e o planeamento de produção. São apresentados alguns modelos de previsão de vendas, baseados em séries cronológicas e, algumas medidas de desempenho que podem ser aplicadas.

A previsão de vendas tem implicação direta na gestão de *stocks*, pelo que é necessário também fazer referência a esta última, sobretudo os seus conceitos básicos. São mencionadas as características dos sistemas de controlo de *stocks*, sendo feita referência ao método de seleção dos produtos a estudar, a análise ABC.

## 2.1 Metodologia

De acordo com o título da dissertação, "Modelos de Previsão de Vendas para apoiar a Gestão de Produção na Indústria Alimentar", foi feita uma revisão bibliográfica sobre previsão de vendas e gestão de *stocks*. Iniciou-se este processo com uma pesquisa abrangente, em vários artigos e livros, com o propósito de clarificar e definir a abordagem a seguir na dissertação.

Para a pesquisa recorreu-se às plataformas de revistas científicas *Science Direct*, *Scopus* e *Emerald*. As palavras-chave utilizadas no motor de busca foram "Forecasting Models" AND "Stock Management", "Forecasting Models", "Demand Forecast", "Sales Forecasting" e "Supply Chain Forecasting", pela ordem apresentada. Obteve-se um total de 63 resultados, sendo os critérios de seleção as palavras-chave e o *abstract* inseridos no tema da dissertação.

Em seguida, para cada resultado foi feita uma análise mais detalhada, sendo a relevância de cada artigo avaliada de acordo com os seguintes critérios de inclusão: artigos que abordam uma variedade de modelos aplicados e artigos relacionados com a indústria alimentar. Foram também consultados livros que abrangessem os temas centrais da dissertação.

Desta última análise, resultaram 33 referências, nas quais se baseou a revisão bibliográfica apresentada neste capítulo.

## 2.2 Cadeia de Abastecimento

Partindo de uma perspetiva atual e segundo Bruzda (2019), a investigação no âmbito das previsões da procura na cadeia de abastecimento tem estado cada vez mais ativa, o que leva ao desenvolvimento de novos modelos e à melhoria dos existentes. Verifica-se um aumento da eficiência dos modelos aplicados, ao incluir a previsão tendo em consideração os custos totais da cadeia de abastecimento e acesso a séries cronológicas mais longas.

De acordo com Chopra & Meindl (2013) uma cadeia de abastecimento define-se como sendo todas as entidades envolvidas, direta ou indiretamente, com as necessidades do cliente. Tem como objetivo principal a maximização do valor global gerado e trata-se de uma cadeia dinâmica que implica a constante comunicação através dos fluxos de material, financeiro e de informação entre as diferentes entidades que dela fazem parte.

Segundo Ballou (2007) e de acordo com o *Council of Supply Chain Management Professionals*, consideram que o conceito de cadeia de abastecimento abrange a gestão e o planeamento de atividades associadas à logística, compra e produção e pressupõe a coordenação e colaboração de todas as entidades envolvidas. Destaca-se a importância da capacidade de resposta às necessidades dos clientes, através da sincronização do abastecimento com as flutuações da procura.

O ambiente competitivo mudou drasticamente nos últimos anos e tem vindo a tornar-se cada vez mais complexo e instável, o que pode levar à perda de vantagem competitiva das empresas em termos de cadeia de abastecimento, se estas não se adaptarem (Christopher & Holweg, 2011).

Existem duas abordagens para o aumento da vantagem competitiva das empresas. A primeira prende-se em tornar a cadeia de abastecimento flexível, isto é, quando ocorrem eventos imprevistos, a cadeia de abastecimento deve ter a capacidade de se adaptar rapidamente, de modo a minimizar o impacto. A segunda abordagem baseia-se em prever e estar preparado para as flutuações de mercado (Jüttner & Maklan, 2011).

A falta de partilha de informação nas empresas é um problema real, que resulta na ineficácia da coordenação de ações dentro da empresa. Esta falta de coordenação tem um

impacto negativo na precisão da previsão da procura. As flutuações da procura e as roturas provocam perturbações quanto à previsão e aos níveis de *stock*. Assim, a partilha de informação entre as entidades da cadeia de abastecimento pode ser utilizada para melhorar a precisão das previsões e otimizar o controlo do *stock* existente (Gružauskas *et al.*, 2019).

Uma cadeia de abastecimento integra múltiplas entidades (desde fornecedores, produtores, distribuidores a retalhistas e clientes) que trabalham em conjunto para converter matérias-primas em produto final, entregar este produto aos grossistas, retalhistas e clientes finais (Figura 2.1).

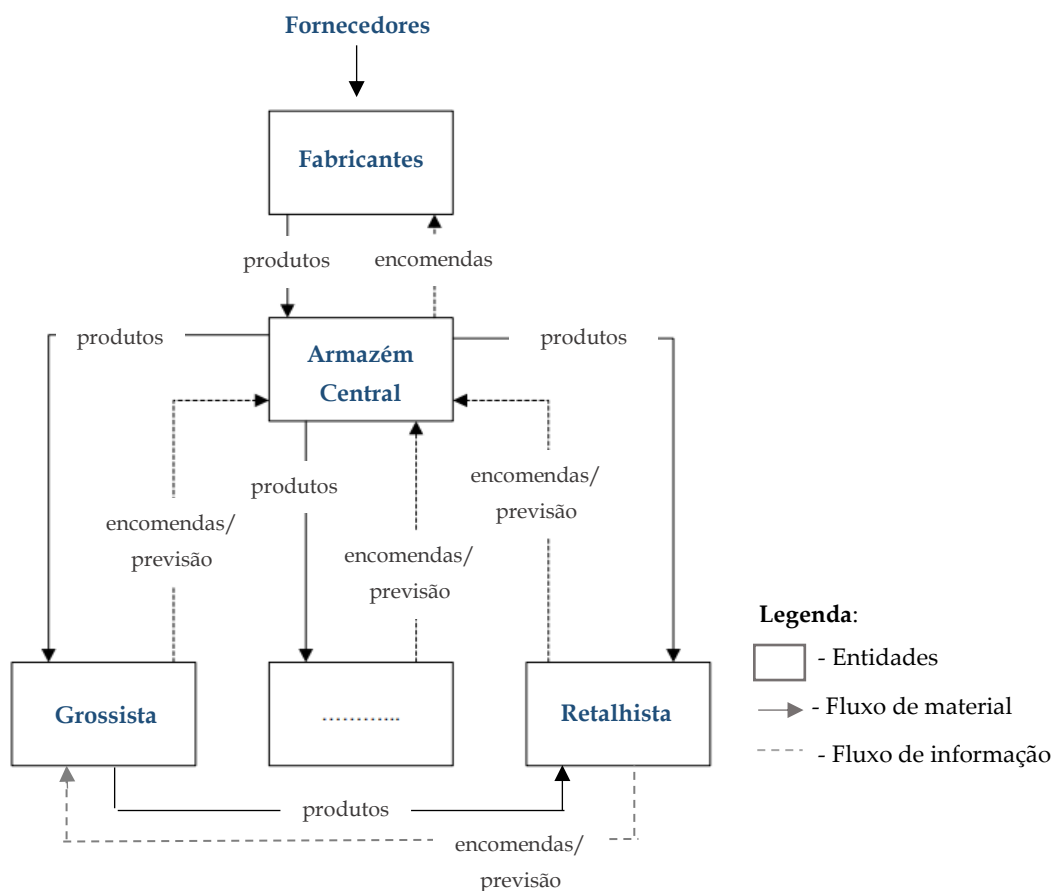


Figura 2.1 - Exemplo de uma cadeia de abastecimento  
 Adaptado de: Szozda & Werbińska-Wojciechowska (2012)

Para Szozda & Werbińska-Wojciechowska (2012) as cadeias de abastecimento são vulneráveis a roturas de *stock*, como tal é fulcral minimizar os impactos da ocorrência de eventos imprevistos, por exemplo, através de uma previsão da procura precisa. A pouca precisão da previsão pode levar a excessos ou roturas de *stock*, o que aumenta os custos que a cadeia de abastecimento incorre. Não só a previsão tem influência no desempenho da cadeia de abastecimento, como também a qualidade do processo de transporte, o desempenho dos

centros de distribuição, dos grossistas e retalhistas, as tomadas de decisão e o fluxo de informação são fatores determinantes para o nível de serviço prestado e satisfação do cliente.

### **2.2.1 Gestão da Cadeia de Abastecimento**

A gestão da cadeia de abastecimento deve centrar-se na coordenação entre todas as entidades que dela fazem parte e na melhoria do fluxo de informação, o que permite a melhoria do processo de previsão da procura e uma gestão com baixos custos de aprovisionamento ao longo de toda a cadeia (Chopra & Meindl, 2013).

Para uma melhor aplicação do modelo de previsão de vendas é necessário ter em conta o tipo de cadeia de abastecimento que está integrada na empresa, isto é, compreender se é utilizado um sistema *Pull* ou *Push*. Tradicionalmente a gestão da cadeia de abastecimento é do tipo *Push*, onde o fluxo produtivo se baseia na procura prevista e não nas encomendas feitas pelos retalhistas. Este sistema de gestão pode levar a excesso de *stock* (de matérias-primas e produto acabado) e, conseqüentemente, a um aumento do custo de posse. Chopra & Meindl (2013) acreditam que no sistema *Push* as previsões da procura são baseadas na análise do histórico de vendas. Normalmente, o sistema *Push* aplica-se a situações nas quais o ambiente é estável, a procura regular e a produção é contínua ou por lotes.

As cadeias de abastecimento baseadas no sistema *Pull* estão a tornar-se mais populares entre os retalhistas, que procuram reduzir os riscos de rotura de *stock*, fazendo encomendas ao fabricante, com base na procura real. Neste sistema de gestão as quantidades a produzir são fruto das encomendas colocadas pelos clientes. Assim, em termos económicos, o sistema *Pull* apresenta vantagens em relação ao sistema *Push*, uma vez que a permite uma redução do *stock* e, conseqüentemente, a diminuição do custo de posse. Geralmente, o sistema *Pull* aplica-se a situações nas quais a especificação dos produtos está definida e a produção é por encomenda. A quantidade ótima de encomenda, no entanto, tende a ser maior no sistema *Push* quando comparado com o sistema *Pull*, devido ao grau de incerteza associado (Cachon, 2004).

### **2.2.2 Atividades Logísticas**

As técnicas de previsão de vendas têm sido utilizadas como base do planeamento e gestão das atividades logísticas da cadeia de abastecimento, tornando-se cada vez mais essenciais em consequência i) do aumento das expectativas dos clientes, ii) da redução dos prazos de entrega e iii) da necessidade de gerir recursos escassos. Quanto melhor uma empresa compreende o comportamento de compra dos clientes, maior precisão têm as suas previsões de procura, o que aumenta a eficiência da cadeia de abastecimento (Boone *et al.*, 2019).

As primeiras definições de gestão logística estavam relacionadas com o transporte, compra e manutenção de materiais no ramo militar (Ballou, 2007). Efetivamente, num contexto de guerra, é necessário a coordenação das atividades associadas à movimentação de material, ao planeamento de recursos e ao armazenamento de equipamentos, sendo a eficácia e eficiência destas atividades logísticas cruciais ao bom desempenho nesse contexto.

A gestão logística tem como papel planear e gerir as atividades logísticas, tais como gestão das compras/encomendas de matéria-prima, gestão do armazenamento, gestão da rede de distribuição e transporte, previsão da procura e gestão dos níveis de *stocks* (Szozda and Werbińska-Wojciechowska, 2012).

## 2.3 Previsão da Procura

A maioria das empresas elabora o seu planeamento de produção em previsões baseadas no histórico de vendas. A utilização de informação do passado, combinada com informação externa aumenta a qualidade da previsão, principalmente em ambientes de procura voláteis (Hoeltgebaum *et al.*, 2021).

A previsão da procura desempenha um papel essencial na cadeia de abastecimento, pois permite estimar as quantidades a comprar, a produzir ou a expedir para clientes, tornando-se essencial para fornecedores, fabricantes e retalhistas. É também necessária no controlo de custos associados à cadeia de abastecimento. A previsão da procura é tida como precisa quando se aproxima das intenções de compra dos clientes, permitindo aumentar o nível de serviço prestado e a eficiência e eficácia do processo logístico relacionado (Hoeltgebaum *et al.*, 2021).

A previsão da procura é um tópico importante no que diz respeito à gestão de *stocks*, uma vez que proporciona o aumento da vantagem competitiva da empresa, estando diretamente relacionada com a eficiência da rede de distribuição e da gestão da cadeia de abastecimento (Tian *et al.*, 2021). As empresas alcançam vantagem competitiva no mercado em que se inserem ao aplicarem uma gestão da procura precisa, o que tem implicação direta na capacidade e planeamento da produção, no nível de serviço prestado, na gestão da cadeia de abastecimento, no nível de *stock* e nos custos inerentes, no planeamento das encomendas de matéria-prima e no *procurement*, nos recursos financeiros e humanos.

Uma gestão da procura adequada confere maior competitividade às empresas, pois permite reduzir a variabilidade da procura e aumentar a flexibilidade logística. Ao ser corretamente implementada, possibilita a melhoria da capacidade de resposta, o aumento do nível de serviço e um baixo nível de *stocks* (Croxtton *et al.*, 2001).

A previsão da procura permite obter uma estimativa das vendas e tem impacto direto no planeamento e capacidade produtiva da empresa e da cadeia de abastecimento, em particular nos recursos humanos e financeiros (Esplin, 2021). É também muitas vezes utilizada como uma ferramenta de apoio à tomada de decisão a curto prazo no planeamento de produção, encomendas, transporte e recursos humanos associados e a longo prazo no planeamento estratégico (Panagiotelis *et al.*, 2021).

### **2.3.1 Horizonte de Previsão**

O horizonte temporal de previsão está diretamente relacionado com o tipo de modelo de negócios da empresa, podendo ser de longo, médio e curto prazo. O horizonte é considerado de curto prazo quando a previsão é realizada para menos de 1 ano, normalmente até 3 meses, afetando os recursos humanos e oportunidades de mercado. O de médio prazo varia de 3 meses e 3 anos, e influencia as vendas, o planeamento de produção, os materiais e as máquinas. Por último, o horizonte a longo prazo, horizonte de mais de 3 anos tem implicação no planeamento de novos produtos, localização (armazéns) e transportes (Hyndman & Athanasopoulos, 2018).

A aplicação e desenvolvimento dos modelos de previsão depende do horizonte temporal para os quais são usados, mas há menos incerteza associada à previsão a curto prazo, sendo por isso mais precisa do que o médio e longo prazo. No entanto, a previsão a longo prazo é crucial em qualquer empresa, uma vez que influencia o tempo de resposta, a disponibilidade, os custos associados e a flexibilidade da cadeia de abastecimento (Heizer & Render, 2003).

As organizações procuram evitar mudanças a curto prazo na cadeia de abastecimento sendo crucial aumentar a sua *performance*, através da precisão da previsão da procura. É essencial implementar modelos de previsão para permitir às empresas prepararem-se para situações futuras e adquirirem vantagem competitiva. Esta vantagem competitiva é conseguida através da flexibilidade do serviço e da velocidade e cumprimento de datas de entrega a preços razoáveis para o cliente. No entanto, as incertezas resultam principalmente da falta de conhecimento relativo à procura, da existência de informação incorreta ou, ainda, de mudanças no produto, variações na procura e influência de fatores, como sazonalidade, preços, comportamento do cliente, estratégias de *marketing*, momento temporal, economia, entre outros (Moroff *et al.*, 2021).

### **2.3.2 Metodologia do Processo de Previsão**

O processo de previsão é composto por um conjunto de 7 etapas iterativas, que se distinguem em: i) especificação dos objetivos, ii) recolha e tratamento dos dados, iii) análise

dos dados, iv) seleção e ajuste do modelo, v) avaliação do modelo, vi) previsão e vii) monitorização do modelo.

- i) Especificação dos objetivos - envolve a definição de objetivos claros para a previsão e explicita a forma como a previsão deverá ser usada no processo de tomada de decisão. Nesta fase deve ser especificado o que se vai prever (quantidade ou vendas do produto em valor monetário), as variáveis a serem previstas, o horizonte de previsão (periodicidade) e o horizonte dos dados usados (número) (Montgomery *et al.*, 2015).
- ii) Recolha e tratamento de dados - utilização de dados históricos de vendas para o cálculo das previsões, existem dados quantitativos (numéricos) e dados qualitativos (opiniões de especialistas), que dão suporte ao que o modelo prevê. Para que as previsões se aproximem da realidade podem ser utilizadas as duas técnicas (Pellegrini & Fogliatto, 2001).
- iii) Análise de dados - permite compreender o comportamento dos dados para seleção do modelo de previsão mais adequado. Esta análise começa por ser gráfica/visual e, em seguida, estatística (através da média, desvio padrão, mínimo, máximo), para identificar padrões (tendência, sazonalidade e/ou ciclicidade). É nesta fase que ocorre o tratamento de *outliers* e a identificação gráfica de padrões frequentes (Montgomery *et al.*, 2015).
- iv) Seleção e ajuste do modelo - depende do padrão que os dados exibem, da quantidade de dados históricos e da definição do horizonte temporal da previsão. Esta etapa consiste em ajustar os dados analisados na etapa anterior a modelos de previsão (um ou mais), sendo necessário estimar alguns parâmetros, por exemplo, através da minimização do erro, habitualmente, pelo método dos mínimos quadrados (Montgomery *et al.*, 2015). Para selecionar um modelo é importante o custo do investimento em *software* e recursos humanos, mas também o tempo necessário à aplicação e a usabilidade (Pellegrini & Fogliatto, 2001).
- v) Avaliação do modelo selecionado - é feita através de um processo de ajustamento e de previsão. É feita uma segmentação dos dados em duas amostras, de ajustamento e de validação. No processo de ajustamento é utilizada uma amostra para determinar os coeficientes do modelo. Regra geral, os erros de ajuste são menores do que os erros de previsão. No processo de previsão é utilizada a amostra de validação que não foi usada para calibrar o modelo de previsão sobre a qual se aplica o modelo para prever valores (que são conhecidos) (Montgomery *et al.*, 2015).

- vi) Previsão - devem ser aplicadas mais do que uma técnica, repetindo sempre as etapas anteriormente mencionadas, e os resultados da previsão devem ser apresentados ao responsável pela tomada de decisão.
- vii) Monitorização do modelo - permite medir o grau de precisão associado ao modelo aplicando-o ao longo do tempo. O desempenho de um modelo pode piorar com o passar do tempo, o que pode ser observado através dos erros associados à previsão (exemplo de uma ferramenta de monitorização são as cartas de controlo) (Montgomery *et al.*, 2015).

### 2.3.3 Modelos de Previsão de Vendas

As estratégias para lidar com a variabilidade da procura podem incluir um *stock* de segurança, a variação do tempo de entrega e a flexibilidade da cadeia de abastecimento assegurar que a capacidade é flexível (Milgate, 2001).

Por exemplo, quando um determinado produto apresenta variabilidade acentuada na sua procura deve manter-se um nível de *stock* elevado, devido à necessidade de um elevado *stock* de segurança. Porém, se o comportamento da procura se aproximar de um padrão previsível, o nível do *stock* deste produto será mais reduzido. Mesmo adotando modelos de previsão mais precisos surgem sempre erros e incertezas associadas.

Os modelos de previsão podem distinguir-se em quantitativos e qualitativos, dependendo da metodologia de abordagem e do período de previsão. Os modelos qualitativos, com pouca ou nenhuma informação quantitativa, assentam em critérios subjetivos e as informações são obtidas através de especulações, com base na experiência e na intuição de profissionais (Petrooulos *et al.*, 2022).

Os modelos qualitativos mais conhecidos são (Chopra & Meindl, 2013):

- Júris de opinião - baseia-se na realizam de um *brainstorming* onde é considerada a opinião de profissionais de várias áreas, é modelo simples, no entanto as opiniões podem ser influenciadas.
- Forças de venda - cada gestor estima os valores de vendas dos seus clientes, é um modelo simples e de fácil interpretação, no entanto à tendência para que a previsão seja enviesada de forma otimista.
- Método *Delphi* - é um modelo iterativo e demorado baseado em questionários e entrevistas a um grupo de especialistas, o objetivo passa por alcançar um consenso de opinião, sendo as questões são efetuadas individualmente (não existe a possibilidade de as opiniões serem influenciadas, como nos júris de opinião). É, normalmente, aplicado a situações de longo prazo e com poucos dados históricos.

- Pesquisa de mercado - baseia-se nas intenções de compra dos clientes (por exemplo, através de contacto telefónico).

Os modelos quantitativos, por outro lado, baseados em regras matemáticas, são aplicados a históricos e permitem planear, no futuro, padrões de comportamento que foram identificados em dados do passado. Isto é, a procura do passado é usada como uma série temporal, representativa de uma sequência cronológica de observações. São usados em previsão de curto e médio prazos, sendo aplicados a situações estáveis, uma vez que estes modelos assentam no pressuposto de estabilidade dos padrões de comportamento identificados.

Chatfield (2013) considera que os modelos quantitativos resultam, habitualmente, em melhores previsões, mas que pode ser benéfica a combinação de dados subjetivos com modelos estatísticos.

Existem modelos univariados e multivariados. De acordo com Moroff (2021) é necessário diferenciar modelos univariados e multivariados, sendo estes últimos dependentes do tempo e de fatores de influência.

- Modelos univariados - são modelos de análise de séries cronológicas que dependem de uma variável explicativa (o tempo), de prazos não muito longos, permitindo caracterizar e planear no futuro padrões de comportamento. Incluem os modelos baseados em médias móveis, regressão linear e não linear, alisamento exponencial e decomposição clássica.
- Modelos multivariados - são modelos causais que, com base nos dados históricos, consideram relações estáveis entre a variável a prever (dependente) e outras variáveis que podem explicar o comportamento da primeira (variáveis explicativas). Incluem os modelos baseados em regressão múltipla e redes neuronais.

De forma generalista, o desenvolvimento de modelos multivariados envolve um maior custo, associado ao tempo de análise e à necessidade de informações externas. No entanto, a disponibilidade de *softwares* e de computadores de menor custo e grande processamento tornou o desenvolvimento deste tipo de modelos muito mais económico.

É cada vez mais frequente desenvolverem-se abordagens inovadoras e inteligentes de previsão, por exemplo, aplicadas a uma empresa de servidores B2B (*business-to-business*) para prever flutuações da procura com integração de informações externas (*social media*). As limitações dos dados internos levam à falta de informação relativa a potenciais alterações no comportamento do cliente e na procura futura. Tornando-se importante identificar e utilizar informação externa útil para obter uma previsão (Tsao *et al.*, 2021).

## 2.3.4 Séries Cronológicas

A vasta quantidade de dados que são recolhidos e analisados em tempo quase real tem o potencial de melhorar a compreensão do comportamento do cliente. Os dados de pesquisas na *Internet* e meios de comunicação social são muito utilizados para melhorar os modelos de previsão. A recolha de informações sobre a navegação do cliente e os comportamentos de compra ajuda a conceber e implementar algoritmos de forma mais responsável (Boone *et al.*, 2019).

Uma série cronológica corresponde a um conjunto de dados acerca de um acontecimento, normalmente de vendas, igualmente espaçados no tempo. A previsão do comportamento de um sistema baseia-se no seu comportamento passado, contudo é de realçar ainda a hipótese fundamental de que as condições que regeram o passado prevalecem no futuro (hipótese de estabilidade) (Chopra & Meindl 2013).

É frequente recorrer-se a gráficos para a análise das séries cronológicas, pois possibilita a identificação de componentes como: i) tendência, ii) sazonalidade, iii) ciclicidade e iv) aleatoriedade (R. Hyndman, 2008).

- i) Tendência - existe quando se verifica um padrão/comportamento persistente (positivo ou negativo, linear ou não linear) com associação temporal, durante alguns anos (causada pela população e tecnologia).
- ii) Sazonalidade - é conhecida por ser um padrão que varia em intervalos de tempo igualmente espaçados, isto é, um padrão regular de flutuações em períodos de tempo constantes (causada pelo clima, férias, promoções recorrentes, novos produtos e/ou hábitos humanos).
- iii) Ciclicidade - é uma componente estimada para séries muito longas, que existe quando os dados apresentam um padrão de flutuações em períodos aleatórios (causada por interações com fatores económicos, como recessão e expansão, associadas ao ciclo de negócios).
- iv) Aleatoriedade - trata-se de uma componente não sistemática que existe sempre nas séries de dados, apresentando flutuações residuais e um comportamento sem correlação temporal (causada por eventos imprevisíveis, por exemplo, comportamento de clientes).

Por vezes, pode ser difícil distinguir o conceito de ciclicidade e de sazonalidade, enquanto a sazonalidade é de comprimento constante e repete-se em períodos regulares, a ciclicidade varia no comprimento e apresenta ciclo geralmente maiores (5 anos ou mais) (Hyndman, 2008).

### 2.3.4.1 Outliers

Muitas vezes, as séries cronológicas apresentam valores que não seguem o comportamento da maioria das observações e, por sua vez, deturpam a análise do comportamento feita com o intuito de prever a procura. Normalmente, estes acontecimentos devem-se a eventos incomuns, como erros na transmissão/comunicação de dados, promoções ou roturas de *stock*, sendo denominados por *outliers* (Wang *et al.*, 2016).

Estes valores extremos podem ser catastróficos. A deteção de *outliers* tem como principal objetivo determinar os dados cujo comportamento é dissemelhante dos restantes. Na fase de análise da série cronológica é necessário não só identificar os *outliers* como também ajustá-los (pela ordem de aparecimento). O ajuste pode ser feito usando a média entre os valores dos períodos homólogos anterior e posterior ao acontecimento. É necessário atender a que quanto mais for o número de *outliers* tratados menos real será a série a trabalhar, devendo ser feito o uso de bom senso neste processo de análise.

## 2.3.1 Medidas do Erro

Num contexto industrial é fulcral existirem sistemas de controlo, sendo necessário desenvolver sistemas de avaliação e de medição de desempenho que forneça informações para a tomada de decisão. Os erros permitem medir a precisão das previsões e verificar se o modelo de previsão é o mais adequado, isto é, se os seus resultados são precisos. A precisão da previsão advém da expressão do erro, equação (2.1), para cada período  $t$ , que resulta da diferença entre o valor real ( $V_t$ ) e o valor de previsão ( $P_t$ ) (Chatfield, 2013).

$$e_t = V_t - P_t \quad (2.1)$$

No caso do erro  $e_t$  ser negativo, indica que se está a prever um valor menor que o real. Pelo contrário, se  $e_t$  for positivo, está a ser previsto um valor maior que o real. Outra medida é o Erro Médio (EM), equação (2.2), que se baseia numa média, tem em conta o sinal dos erros e não reflete a dispersão dos dados, por isso deve ser utilizada em conjunto com outras medidas (Chatfield, 2013).

$$EM = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t \quad (2.2)$$

O Erro Absoluto Médio (EAM), representado na equação (2.3), reflete a magnitude do erro por não ter em conta o sinal. Este erro mede a precisão dos dados sendo mais preciso quanto maior for a aproximação ao valor 0 (Chatfield, 2013).

$$EAM = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |e_t| \quad (2.3)$$

O Erro Quadrático Médio (EQM), determinado pela equação (2.4), consiste na média do quadrado dos erros de vários períodos e é um erro de medição da dispersão de erros mais utilizado para selecionar e/ou comparar modelos. Quanto menor é o seu valor, mais estável é o modelo (Chatfield, 2013).

$$EQM = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (V_t - P_t)^2 \quad (2.4)$$

O EQM não considera o sinal, tal como o EAM, no entanto utiliza a função quadrática que atribui maior peso aos erros maiores face aos menores. Contudo, esta ponderação pode não ser a mais adequada, dada a possível existência de *outliers*. Na maioria das situações o EQM é transformado num erro linear através da aplicação da Raiz Quadrada ao Erro Quadrático Médio (REQM), equação (2.5) (Chatfield, 2013).

$$REQM = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (V_t - P_t)^2} \quad (2.5)$$

### 2.3.2 Função de Autocorrelação - ACF (k)

A função de autocorrelação trata-se de uma ferramenta muito utilizada para a identificação de padrões como a sazonalidade e a tendência. Mede a associação entre os valores da série cronológica e valores do passado, separados por um *lag* (Makridakis *et al.*, 1997). O coeficiente de autocorrelação, ACF(k), com um desfasamento de k (*lag*), é obtido pela equação (2.6).

$$ACF(k) = \frac{\sum_{t=1+k}^n (Y_t - \bar{Y}) \times (Y_{t-k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2} \quad (2.6)$$

Onde n é o número de observações e  $Y_t$  o valor no período t. Como referido anteriormente, o ACF(k) mede a associação linear entre 2 conjuntos de observações de uma variável desfasados de k períodos. No entanto, à medida que o desfasamento aumenta, maior é o erro associado. A amostra tem de ser maior que 50 observações e os valores que se encontram dentro dos limites são considerados não significativos. Os limites superior e inferior são determinados pelas equações (2.7) e (2.8), respetivamente, para os quais é considerado um grau de confiança de 95% ( $t_T = 1,96$  pela tabela da Distribuição Normal) e o erro padrão igual a  $Se_{ACF}$ .

$$\text{limite superior: } 1,96 \times Se_{ACF} = 1,96 \times \frac{1}{\sqrt{n}} \quad (2.7)$$

$$\text{limite inferior: } -1,96 \times Se_{ACF} \quad (2.8)$$

Os limites são significativos para identificar padrões que possam existir na série e os valores de  $ACF(k)$  incluídos nos limites representam "ruído branco", isto é, não são significativos ou não apresentam padrão.

Esta ferramenta é aplicada na compreensão do comportamento de séries cronológicas para selecionar o modelo que mais se adequa. Quando o  $ACF(k)$  é próximo de zero, conclui-se que os dados não se encontram autocorrelacionados. A tendência ou sazonalidade de uma série pode apresentar um padrão específico, de acordo com Figura 2.3 e Figura 2.2, respectivamente.

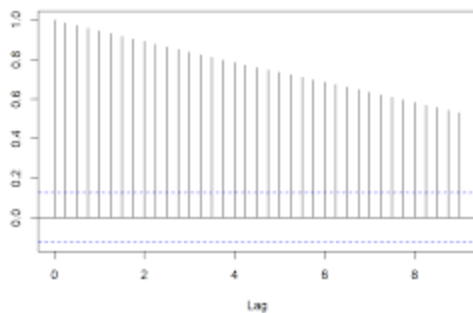


Figura 2.2 - Tendência

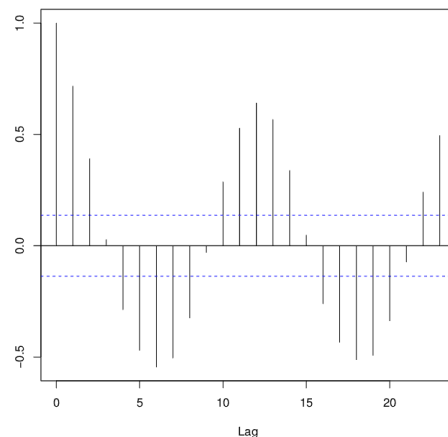


Figura 2.3 - Sazonalidade

### 2.3.3 Coeficiente de *Pearson*

Uma outra ferramentas utilizada para estudar a associação entre duas ou mais variáveis é o coeficiente de *Pearson*, ou  $r_{xy}$ , que varia entre -1 e 1, onde -1 se trata de uma relação negativa perfeita, 0 indica que não existe relação e +1 representa uma relação positiva perfeita. É dado pela equação (2.9).

$$r_{xy} = \frac{\sum_{t=1+k}^n (Y_t - \bar{Y}) \times (Y_{t-k} - \bar{Y})}{S_X \times S_Y} = \frac{COV(X, Y)}{S_X \times S_Y} \quad (2.9)$$

Tendo como desvio-padrão da amostra X:  $S_X = \sqrt{\frac{\sum (X_i - \bar{X})^2}{n-1}}$  (2.10)

E como desvio-padrão da amostra Y:  $S_Y = \sqrt{\frac{\sum (Y_i - \bar{Y})^2}{n-1}}$  (2.11)

Para testar a significância do coeficiente de *Pearson* recorre-se ao teste de hipótese:

$H_0$ : as variáveis não estão associadas ( $r_{XY} = 0$ )

$H_1$ : as variáveis estão associadas ( $r_{XY} \neq 0$ )

$$\text{Estatística teste: } t_{\text{calc}} = \frac{r_{XY}}{\sqrt{\frac{1-r_{XY}^2}{n-2}}} \quad (2.12)$$

Se o  $|t_{\text{calc}}| \leq t_T$ , para um nível de significância  $\alpha$ , então não se rejeita  $H_0$  concluindo-se que não existe relação entre X e Y (Makridakis *et al.*, 1997).

### 2.3.4 Modelos de Previsão

Os modelos de previsão podem ser incorporados nos processos de compra de e/ou utilizados no planeamento da produção. Os modelos de previsão são utilizados para prever a dimensão da procura e ocorrências futuras. A necessidade de prever está diretamente relacionada com a necessidade de planear e, conseqüentemente, trabalhar no presente sobre as atividades que vão acontecer no futuro. O seu propósito é determinar cenários de incerteza, minimizar riscos de rotura de *stock* e prever a procura (Makridakis *et al.*, 1997).

De entre os modelos, destacam-se os de médias móveis e de alisamento exponencial, que permitem determinar previsões a curto prazo de séries com características estacionárias (que não apresentam as componentes tendência e sazonalidade e também a componente cíclica). Os modelos de Decomposição Clássica e de *Holt-Winters* podem ser usados em séries com presença de sazonalidade e tendência (Makridakis *et al.*, 1997).

#### 2.3.4.1 Médias Móveis Simples

O modelo de médias móveis simples baseia a previsão na média dos dados reais mais recentes (número de termos específico), tendo cada valor igual influência no valor determinado. A previsão realizada para o período  $t + m$ , é obtida pela média de  $n$  valores pré-definidos, equação (2.13).

$$\hat{Y}_{t+m} = \frac{1}{n} (Y_t + Y_{t-1} + \dots + Y_{t-n+1}) \quad (2.13)$$

Onde  $\hat{Y}_{t+m}$  é a previsão determinada no instante  $t$  para o período,  $Y_t$  é a procura real no período  $t$  e  $n$  é o número de termos da média.

O número de termos,  $n$ , que deve integrar a média deve ser determinado empiricamente. E quanto maior for o número, menor é a influência dos elementos aleatórios. Quanto maior for o número de termos, mais amortecida será a resposta e menos sensível a previsão (Makridakis *et al.*, 1997).

#### 2.3.4.2 Alisamento Exponencial Simples

O modelo de alisamento exponencial simples é um dos modelos mais simples de aplicar e utilizar. Trata-se de um modelo de previsão estatística que atribui maior importância aos dados observados mais recentemente, sendo adequado para situações sem tendência.

É um método recursivo com memória, que não necessita de muitos dados armazenados, onde cada estimativa depende de todas as outras estimativas já realizadas, mas cuja importância vai decaindo exponencialmente com o tempo. Por isso, no cálculo do valor de previsão, a importância dada aos valores reais é maior para os valores reais mais recentes.

A aplicação do modelo para um determinado período requer o valor de previsão do período mais recente, o valor real mais recente e uma constante de alisamento ( $\alpha$ ), que toma um valor entre 0 e 1, e determina a importância dada à observação mais recente, ou seja, ajusta o erro cometido no instante anterior, equação (2.14).

$$\hat{Y}_t = \alpha \times V_{t-1} + (1 - \alpha) \times \hat{Y}_{t-1} \quad (2.14)$$

Onde  $\hat{Y}_t$  é a previsão mais recente para o período  $t$ ,  $V_{t-1}$  é o valor real no período  $t-1$ , imediatamente anterior a  $t$ ,  $\hat{Y}_{t-1}$  é a previsão no período  $t-1$  e  $\alpha$  a constante de alisamento. Para a inicialização do modelo pode considerar-se que a previsão é igual ao valor real.

Quanto mais baixa for a constante de alisamento, mais alisada e menor reativo é o valor de previsão. Por outro lado, quanto mais elevada for a constante de alisamento mais reativo é o modelo, pois maior importância é dada aos valores mais recentes. Assim, ao verificarem-se mudanças no padrão evolutivo da série de dados sobre a qual se pretende determinar a previsão, é natural esperar um valor mais próximo de 1 para a constante de alisamento,  $\alpha$ , isto é, um modelo reativo. O valor da constante pode ser determinado de forma a minimizar o REQM (Makridakis *et al.*, 1997).

Uma extensão do modelo de alisamento exponencial simples é o modelo de *Holt-Winters*. O modelo de *Holt* é aplicado a séries cronológicas sem sazonalidade, mas que apresentam tendência, no entanto o modelo de *Holt-Winters* pode ser aplicado a séries que apresentam tendência e sazonalidade. A previsão é determinada através da combinação de três equações de alisamento, de nível ( $n_t$ ), de tendência ( $T_t$ ) e de sazonalidade ( $S_t$ ) (Makridakis *et al.*, 1997).

Assim, as equações (2.15), (2.16) e (2.17) que modelam o nível, a tendência e a sazonalidade, respetivamente, permitem determinar a previsão com base no modelo em análise, no caso de uma tendência aditiva e uma componente sazonal aditiva:

I. Nível:

$$n_t = \alpha \times (Y_t - S_{t-L}) + (1 - \alpha) \times (n_{t-1} + T_{t-1}), \text{ com } 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (2.15)$$

II. Tendência:

$$T_t = \beta \times (n_t - n_{t-1}) + (1 - \beta) \times T_{t-1}, \text{ com } 0 \leq \beta \leq 1 \quad (2.16)$$

III. Sazonalidade:

$$S_t = \gamma \times (Y_t - n_t) + (1 - \gamma) \times S_{t-L}, \text{ com } 0 \leq \gamma \leq 1 \quad (2.17)$$

Onde  $Y_t$  é o valor de vendas no período  $t$ ,  $L$  é o número de períodos que definem a sazonalidade (por exemplo, número de meses),  $n_t$  o nível da série no período  $t$ ,  $\alpha$  é a taxa de

alisamento do nível,  $T_t$  representa a tendência no período  $t$ ,  $\beta$  é a taxa de alisamento da tendência,  $S_t$  representa o fator sazonal no período  $t$  e  $\gamma$  é a taxa de alisamento da sazonalidade (R. Hyndman, 2008).

A previsão a  $m$  passos é obtida através da equação (2.18).

$$\hat{Y}_{t+m} = (n_t + m \times T_t) + S_{t-L+m} \quad (2.18)$$

A aplicação do modelo implica a existência de valores iniciais para as estimativas de cada componente, à qual se dá o nome de inicialização. Em termos de inicialização do modelo aditivo, uma forma simples consiste em utilizar um período sazonal completo de dados ( $L$ ), e aplicar as equações (2.19), (2.20) (onde  $t$  é o número de termos) e (2.21) em períodos (R. Hyndman, 2008).

I. Inicialização do nível:

$$n_1 = Y_1 - \left(\frac{L}{2} - 1\right) \times T_L, \dots, n_L = Y_L - \left(\frac{L}{2} - t\right) \times T_L \quad (2.19)$$

II. Inicialização da tendência:

$$T_L = \frac{1}{L} \left( \frac{Y_{1+L} - Y_1}{t} + \frac{Y_{2+L} - Y_2}{t} + \dots + \frac{Y_{L+L} - Y_L}{t} \right) \quad (2.20)$$

III. Inicialização da sazonalidade:

$$S_1 = Y_1 - n_1, \dots, S_L = Y_L - n_L \quad (2.21)$$

As equações (2.22), (2.23), (2.24) e (2.25) permitem determinar a previsão para o caso da tendência ser aditiva e sazonalidade multiplicativa.

I. Nível:

$$n_t = \alpha \times \frac{Y_t}{S_{t-L}} + (1 - \alpha) \times (n_{t-1} + T_{t-1}), \text{ com } 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (2.22)$$

II. Tendência:

$$T_t = \beta \times (n_t - n_{t-1}) + (1 - \beta) \times T_{t-1}, \text{ com } 0 \leq \beta \leq 1 \quad (2.23)$$

III. Sazonalidade:

$$S_t = \gamma \times \frac{Y_t}{n_t} + (1 - \gamma) \times S_{t-L}, \text{ com } 0 \leq \gamma \leq 1 \quad (2.24)$$

$$\hat{Y}_{t+m} = (n_t + m \times T_t) \times S_{t-L+m} \quad (2.25)$$

Em termos de inicialização do modelo com sazonalidade multiplicativa, a inicialização do nível e da tendência é semelhante à forma aditiva, no entanto para a inicialização da sazonalidade aplica-se a equação (2.26) (R. Hyndman, 2008).

III. Inicialização da sazonalidade:

$$S_1 = \frac{Y_1}{n_1}, \dots, S_L = \frac{Y_L}{n_L} \quad (2.26)$$

Para selecionar as taxas de alisamento  $\alpha$ ,  $\beta$  e  $\gamma$  recorre-se ao *Solver* (do *Microsoft Excel*) e à minimização do REQM. Este modelo permite modelar o nível, a tendência e a sazonalidade.

É um modelo facilmente compreendido pelos responsáveis de gestão (Makridakis *et al.*, 1997). No entanto, pode tornar-se muito complexo quando a tendência e a sazonalidade não estão bem definidas e/ou identificadas e requer a otimização das 3 parâmetros constantes de alisamento.

### 2.3.4.3 Modelo de Decomposição Clássica

O modelo de decomposição clássica, modela cada uma das componentes da série e, depois utiliza essa modelação para determinar as previsões. Ou seja, as componentes sazonalidade e tendência, após modeladas são somadas ou multiplicadas, caso a forma funcional do modelo seja componentes sejam aditiva ou multiplicativa, respetivamente, de forma a obter a previsão. Este modelo é mais eficaz quando aplicado a séries estáveis (Makridakis *et al.*, 1997).

Segundo Makridakis *et al.* (1997), neste tipo de modelo de previsão considera-se que os termos da série são função de quatro componentes, tendência  $T_t$ , sazonalidade  $S_t$ , ciclicidade  $C_t$  e aleatoriedade  $\varepsilon_t$ , equação (2.27).

$$Y_t = f(T_t, S_t, C_t, \varepsilon_t) \quad (2.27)$$

Em que  $Y_t$  é o valor real da série cronológica no período  $t$  e  $f$  representa a função matemática,  $T_t$  representa a tendência,  $S_t$  representa a componente sazonalidade,  $C_t$  representa a componente cíclica e  $\varepsilon_t$  é a componente aleatória para o instante  $t$ .

Após isolados e estimados os componentes, é aplicada consoante a sua adaptabilidade à série cronológica, uma das duas formas para a função  $f$ , a aditiva (2.28) e a multiplicativa (2.29). A forma multiplicativa é normalmente aplicada a séries cronológicas onde se verifica o aumento das oscilações sazonais à medida que aumenta o nível (Montgomery *et al.*, 2015).

I. Aditivo:

$$Y_t = T_t + S_t + C_t + \varepsilon_t \quad (2.28)$$

II. Multiplicativo:

$$Y_t = T_t \times S_t \times C_t \times \varepsilon_t \quad (2.29)$$

A identificação da ciclicidade só é possível em séries longas, sendo habitual ignorar essa componente. A aplicação do modelo inicia-se com o cálculo das médias móveis centradas no instante  $t$ ,  $M_t$ , definida como sendo a média aritmética das observações centrada no tempo. Os valores de  $M_t$ , são utilizados para estimar a tendência em função de  $t$ , como por exemplo através de um modelo linear, equação (2.30) (Montgomery *et al.*, 2015).

$$T_t = a \times t + b \quad (2.30)$$

Os parâmetros  $a$  e  $b$  podem ser estimados recorrendo à regressão linear simples. No caso de se tratar do modelo na forma aditiva, para isolar a componente sazonalidade e determinar os fatores sazonais, é utilizada uma série de diferenças,  $D_t$ , equação (2.31).

$$D_t = Y_t - M_t \quad (2.31)$$

Com o objetivo de anular a influência da aleatoriedade, calcula-se a média dos valores de  $D_t$ , para cada períodos sazonais. Na aplicação do modelo aditivo, a soma dos índices sazonais tem de ser nula, havendo por vezes a necessidade de corrigir os índices sazonais através da equação (2.32).

$$S'_1 = S_1 - \frac{\sum S_1}{i}, \dots, S'_i = S_i - \frac{\sum S_i}{i} \quad (2.32)$$

Onde  $S'_i$  é o índice sazonal corrigido para o período  $i$ .

No modelo multiplicativo também é constituída uma série de médias móveis centradas com comprimento igual ao período sazonal), a tendência é modelada em função do tempo e a ciclicidade é ignorada. A estimativa dos fatores sazonais é conseguida utilizando a série auxiliar  $Q_t$ , obtida através da equação (2.33) (Montgomery *et al.*, 2015).

$$Q_t = \frac{Y_t}{M_t} \quad (2.33)$$

No modelo multiplicativo a soma dos indicadores sazonais deve ser igual a  $i$ , para corrigir a estimativas dos fatores sazonais é utilizada a equação (2.34).

$$S'_1 = \frac{S_1}{\sum S_i}, \dots, S'_i = \frac{S_i}{\sum S_i} \quad (2.34)$$

### 2.3.5 Seleção de Modelos

O modelo a selecionar deve ser aquele que melhor se ajuste à série cronológica objeto de análise, sendo o REQM o critério mais usado. Recorre-se, frequentemente, a outro critério, o coeficiente de determinação,  $R^2$ , equação (2.35) (Montgomery *et al.*, 2015).

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^n e_t^2}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2} \quad (2.35)$$

O denominador da equação (2.35) corresponde ao somatório do quadrado da dispersão dos valores reais em relação à média, e o numerador corresponde ao somatório residual do quadrado dos erros (Montgomery *et al.*, 2015).

Assim, deve ser selecionado o modelo que minimize o REQM e maximize o  $R^2$ , o que é indicativo de um bom ajuste.

## 2.4 Gestão de *Stocks*

*Stock* é definido como uma quantidade de produtos cuja gestão assume um importante papel na cadeia de abastecimento e representa, frequentemente, mais de 50% dos ativos de uma empresa (Chopra & Meindl 2013). A gestão de *stocks* é muitas vezes utilizada pelas empresas para obtenção de vantagem competitiva, nomeadamente na melhoria da produtividade e competitividade (Ballou, 2007).

O maior desafio da gestão de *stocks* está na redução do investimento em *stock* e, simultaneamente, em reduzir a probabilidade da sua rotura. O aumento do nível de *stock* está associado a um acréscimo dos custos, no entanto permite a melhoria do nível de serviço, protege a empresa de possíveis flutuações da procura e cria flexibilidade (Christopher & Holweg, 2011).

### 2.4.1 Análise ABC

Grande parte das empresas que se dedicam à produção industrial apresentam uma elevada variedade de produtos, tornando-se imprescindíveis atividades como a gestão, o planeamento e o controlo do *stock* de cada produto. No entanto, a gestão de cada produto dada a sua quantidade, pode implicar um elevado custo, pelo que devem ser geridos tendo em consideração a importância que representam para a empresa, por exemplo no que toca ao seu valor financeiro.

A análise ABC é uma ferramenta que pode ser utilizada como método de seleção de produtos para estabelecer sistemas de gestão de *stocks* apropriados à importância de cada produto (Heizer & Render, 2003). A análise ABC tem por base o princípio de Pareto e consiste num sistema de diferenciação dos produtos em classes de acordo com a sua priorização. Cada empresa escolhe um critério de classificação para o controlo seletivo do *stock*, por exemplo o valor de uso, onde os valores de consumo são multiplicados pelo preço unitário de venda de cada produto.

Este tipo de análise é utilizado pelas empresas para determinar o método mais económico para a gestão de *stocks*, permitindo identificar que não precisam de manter a mesma disponibilidade em *stock* para todos os produtos, para satisfazer as necessidades dos clientes.

A análise ABC surgiu como resultado de um estudo realizado na área da qualidade, de Juran (1999), o qual identificou que 80% dos problemas ocorrem de 20% das causas. Todavia, a designação Pareto foi dada em nome do economista italiano Vilfredo Pareto, que constatou que 80% da riqueza de Itália advinha de 20% da população (Juran & De Feo, 2017).

Posteriormente, este estudo começou a ser aplicado a outras áreas, mostrando-se útil na gestão de *stocks*.

A análise ABC, quando aplicada à gestão de *stocks*, assenta em 3 etapas: classificação, diferenciação e afetação de recursos. Existem algumas divergências relativamente às percentagens atribuídas a cada classificação da importância dos produtos (Grosfeld-Nir *et al.*, 2007). De acordo com Yangl & Niu (2009), a classe A representa 80% do valor para a empresa e 20% dos produtos vendidos, sendo que os recursos da empresa (materiais, humanos e de tempo) devem estar centrados nos produtos com esta classificação de modo a constituir um sistema de controlo de *stocks* eficiente. O *stock* deve ser sujeito a uma monitorização contínua, com o intuito de aumentar o nível de serviço.

A classe B, representa 15% do valor para a empresa e 30% dos produtos vendidos, tratando-se de produtos de importância intermédia em que o controlo de *stocks* deve ser realizado periodicamente. Por último, a classe C representa 5% do valor para a empresa e cerca de 50% dos produtos vendidos, os quais são considerados artigos sem movimento e devem ser alvo de uma previsão da procura agregada e o controlo de *stock* deve ser feito periodicamente com períodos de revisão maiores.

A aplicação de uma análise ABC orienta o desenvolvimento de políticas apropriada de controlo de *stocks*, que por sua vez, contribuem para uma melhor previsão de vendas, a fiabilidade do fornecedor e uma redução dos *stocks* de segurança (Slack *et al.*, 2010).

A Figura 2.4 trata-se de um exemplo da curva de análise ABC dos produtos de uma empresa.

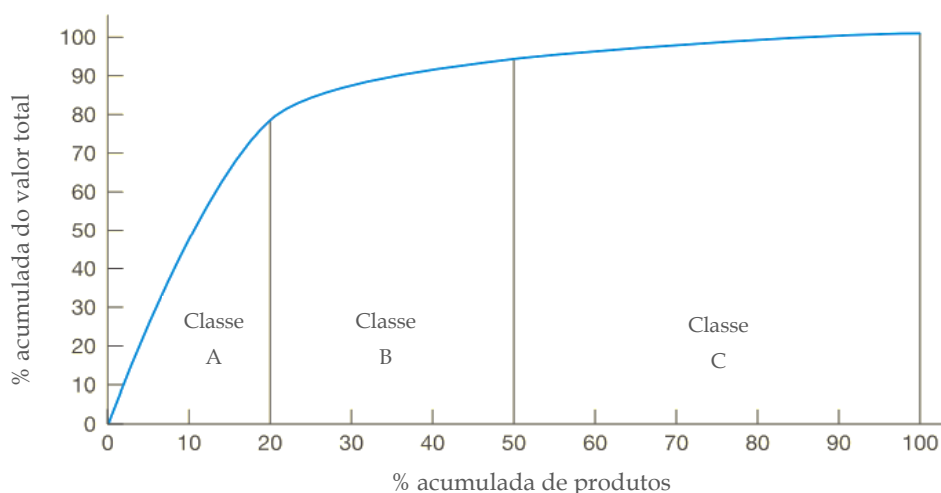


Figura 2.4 - Curva ABC  
Adaptado de: Slack *et al.* (2010)

## 2.4.2 Custos Associados à Gestão de *Stocks*

Os custos de *stock* são os que interferem de forma direta com os critérios de gestão e afetam os parâmetros que conduzem à otimização da gestão de *stocks*. Os custos associados são: custo de encomenda, custo de posse e custo de aquisição (Slack *et al.*, 2010).

O custo de encomenda ou aprovisionamento ( $C_a$ ) representa o custo de processamento de uma encomenda, estão-lhe associados os custos administrativos dos serviços de colocação e acompanhamento da encomenda (sistema informático, funcionário), os custos de receção de uma encomenda e de preparação para expedição (paletização) e produção.

O custo de posse está associado ao custo de manter em *stock* uma unidade de produto, estando diretamente relacionado com os custos diretos (juros, seguros, impostos), custos de armazém (mão-de-obra, iluminação) e custos de oportunidade (capital investido em *stocks* em vez de aplicado em recursos). De um modo abrangente, este custo diz respeito à manutenção do produto em armazém, custo das instalações de armazenamento e seu funcionamento (iluminação, segurança), e ao manuseamento do produto (movimentação dentro do armazém, funcionários).

O custo de aquisição está associado ao custo de compra de matérias-primas e embalagens ao fornecedor, da mão-de-obra direta e produção.

Nos custos associados à gestão de *stocks* está também o custo de rotura de *stocks* (Slack *et al.*, 2010). Este custo surge quando não há o produto disponível para satisfazer a necessidade do cliente e está associado à perda de encomenda (tangível) e da confiança do cliente (intangível).

Na Figura 2.5, constata-se a presença de um custo total mínimo que abrange os custos identificadas anteriormente.

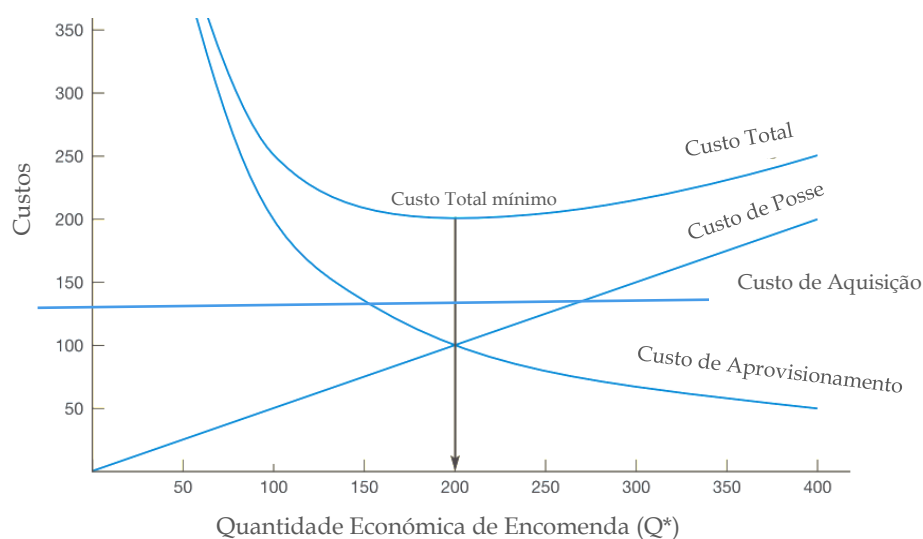


Figura 2.5 - Diversos custos por quantidade económica de encomenda  
Adaptado de: Slack *et al.* (2010)

### 2.4.3 Modelos de Gestão de *Stocks*

A aplicação de modelos de gestão de *stocks* permite controlar o nível de *stock* e definir encomendas, com o intuito de prevenir roturas e minimizar os custos e os riscos associados. Como tal, é necessária a coordenação entre as encomendas de matéria-prima e a procura prevista que pode ser feita pelos modelos de previsão enunciados na secção 2.3.3.

Para Axsäter (2006), a gestão de *stocks* deve ser capaz de determinar quanto e quando devemos encomendar, isto é, a quantidade a encomendar que permite minimizar o custo total e o momento em que a encomenda deverá ser realizada.

Relativamente aos modelos de gestão de *stocks*, podem classificar-se como sendo de revisão contínua, de revisão periódica ou mista. Os parâmetros de revisão contínua são  $Q^*$  e  $s$ ; de revisão periódica são  $T$  e  $S$ .

- Quantidade Económica de Encomenda ( $Q^*$ ) – quantidade a encomendar ao fornecedor (que pode ser a produção) e que resulta no custo mínimo.
- Ponto de Encomenda ( $s$ ) – nível do *stock* que indica que deve ser colocada uma encomenda.
- Período de Revisão ( $T$ ) - período de tempo entre a realização de duas encomendas consecutivas.
- Nível Máximo de Serviço ( $S$ ) - nível máximo ou nível objetivo.

Também é importante o seguinte:

- *Lead Time* ( $L$ ) – intervalo de tempo que decorre entre a chegada de um pedido efetuado por um cliente até a entrega do produto pelo fornecedor, ou seja, tempo de entrega do material.
- *Stock Segurança* ( $Q_{seg}$ ) - quantidade de *stock* que é usada para proteger o sistema de incertezas associadas, por exemplo, à procura futura, evitando custos associados aos erros de previsão da procura.

Em situações onde a procura e a oferta apresentam um padrão de comportamento constante são aplicados modelos determinísticos, tais como o modelo da quantidade económica de encomenda. No entanto, na maioria das vezes, a procura e/ou oferta apresentam um padrão de comportamento aleatório, havendo a necessidade de aplicar modelos estocásticos nos quais é considerada a possibilidade de rotura de *stock*, sendo imperativo constituir um *stock* de segurança (Axsäter, 2006).

## 2.4.4 Modelo de Revisão Contínua

No modelo de revisão contínua é colocada uma encomenda de uma quantidade fixa ( $Q'$ ), quando nível do *stock* do produto atinge o Ponto de Encomenda ( $s$ ). O intervalo de tempo entre encomendas varia consoante o valor do consumo.

Este método requer uma monitorização contínua do nível de *stock*, principalmente no caso de se verificar incerteza no consumo, por exemplo devido a fatores do mercado, o que pode levar a questões de aprovisionamento, como escassez de produto. Os níveis de *stock* dependem do *Lead Time* ( $L$ ) do fornecedor e do consumo do produto desde que a encomenda é colocada até a sua receção (Silver *et al.*, 1998).

A Figura 2.6, corresponde a uma representação gráfica do modelo de revisão contínua e dos seus parâmetros.

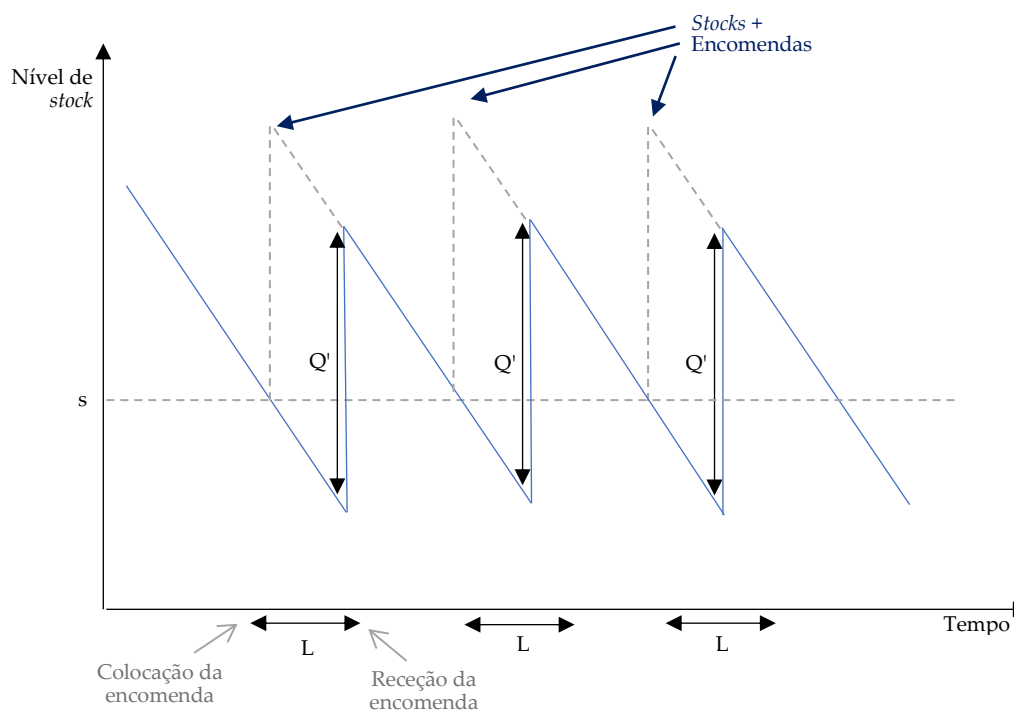


Figura 2.6 - Modelo de Revisão Contínua

### 2.4.4.1 Modelo da Quantidade Económica de Encomenda

Para encontrar a resposta às questões quanto e quando encomendar, calcula-se a Quantidade Económica de Encomenda ( $Q^*$ ). Heizer & Render (2003) acreditam que este modelo é robusto e de fácil utilização, sendo baseado nos seguintes pressupostos: a procura e o *lead time* constantes e conhecidas; não existem descontos de quantidade; uma ordem de encomenda efetuada é recebida numa encomenda única; os custos variáveis são os de encomenda e de posse. O custo total é determinado com base na equação (2.36).

$$C_{\text{total}} = C. \text{ Encomenda} + C. \text{ Posse} \quad (2.36)$$

O custo de aquisição não é considerado na fórmula do  $C_{\text{total}}$ , porque não são admitidos descontos de quantidade no preço de venda dos produtos, logo o custo é dado pela equação (2.37).

$$C_{\text{total}} = \left( \frac{D}{Q^*} \times C_a \right) + \frac{(I \times c \times Q^*)}{2} \quad (2.37)$$

Onde D corresponde à procura (unidades/unidade de tempo),  $C_a$  representa o custo de aprovisionamento (unidade monetária/encomenda),  $c$  é o custo unitário do produto (unidade monetária/unidade) e I a taxa de posse de *stocks* (%/unidades.unidade de tempo).

Minimizando  $C_{\text{total}}$  em ordem a Q, determina-se a Quantidade Económica de Encomenda ( $Q^*$ ), equação (2.38).

$$Q^* = \sqrt{\frac{2 \times D \times C_a}{I \times c}} \quad (2.38)$$

É necessário saber quando encomendar, considerando que a taxa de procura é constante, a colocação da encomenda depende do nível de stock, o qual é definido com base no prazo de entrega do fornecedor, constante e conhecido (Axsäter, 2006).

O cálculo do Ponto de Encomenda é dado pela expressão:

$$s = D \times L \quad (2.39)$$

O período de tempo médio entre ordens de encomenda é dado por:

$$T = \frac{Q^*}{D} \quad (2.40)$$

O número de ciclos é dado por:

$$N = \frac{D}{Q^*} \quad (2.41)$$

A encomenda é colocada ao fornecedor quando o nível de *stock* atinge a quantidade estabelecida, designando-se por Ponto de Encomenda (s), representado na Figura 2.7.

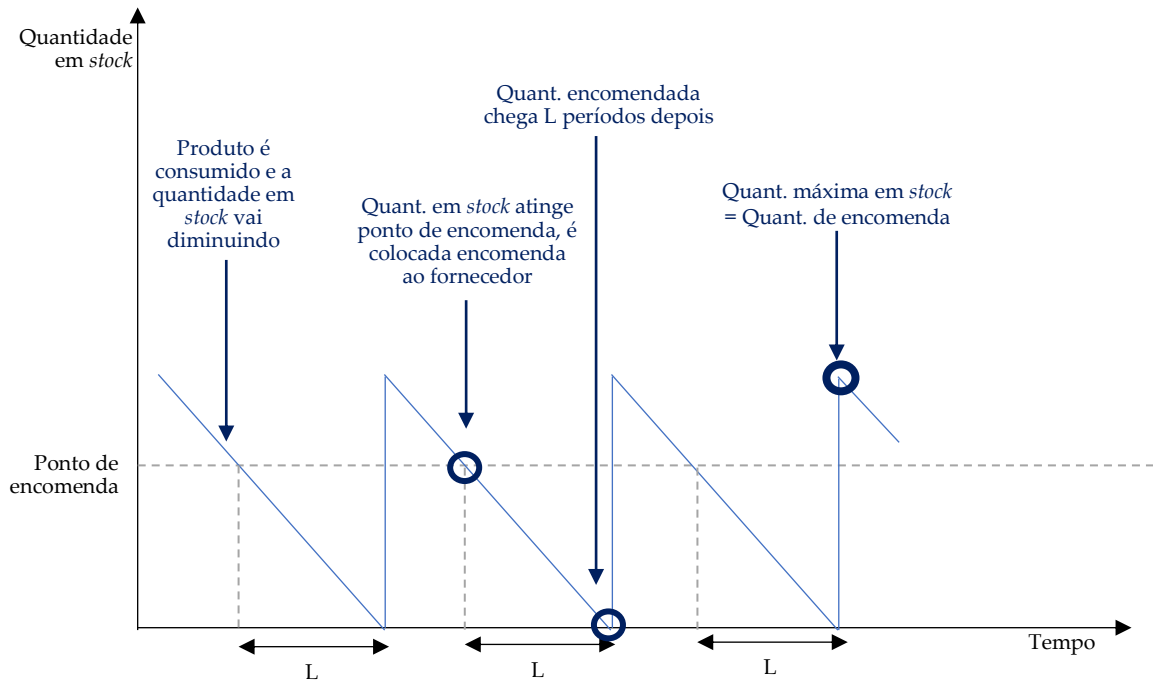


Figura 2.7 - Modelo de Quantidade Económica de Encomenda

#### 2.4.4.2 Revisão Contínua com Taxa de Aprovisionamento Finita

Este método de revisão é aplicado a situações de receção de encomendas, por exemplo, em armazém ou encomendas de produção. Na sua aplicação é necessário ter em conta se se trata de uma taxa de aprovisionamento infinita ou finita, dependendo se a encomenda é recebida de uma só vez ou se é recebida de acordo com a taxa de produção até que o lote esteja produzido, respetivamente (Silver *et al.*, 1998).

Quando a taxa de aprovisionamento é finita, é tido em conta o período de tempo em que há produção e consumo ( $T_P$ ) e o período de tempo em que só há consumo ( $T_D$ ). Neste caso, o  $C_{total}$  é dado pela equação (2.42) e a quantidade de encomenda pela equação (2.43).

$$C_{total} = \left(\frac{D}{Q^*} \times C_a\right) + \frac{(I \times c \times Q^*)}{2} \times \left(1 - \frac{D}{P}\right) + c \times D \quad (2.42)$$

$$Q = \sqrt{\frac{2 \times D \times C_a}{I \times c} \times \frac{1}{1 - \frac{D}{P}}} \quad (2.43)$$

Onde  $D$  é a procura e  $P$  é a capacidade efetiva de produção. O ponto de encomenda está dependente de  $T_D$  e é dado pela equação (2.44).

se:

$$\begin{cases} L - m \times T \leq T_D \rightarrow s = D \times L - m \times Q \\ L - m \times T > T_D \rightarrow s = D \times L - P \times L + (m+1) \times \left(\frac{P}{D} - 1\right) \times Q \end{cases} \quad (2.44)$$

A quantidade de *stock* de segurança pode ser obtida pela equação (2.45).

$$Q_{\text{seg}} = (D_{\text{max}} - \bar{D}) \times L \quad (2.45)$$

Neste tipo de modelo, pode também ser calculada a quantidade máxima de *stock*, equação (2.46), e representada graficamente na Figura 2.8.

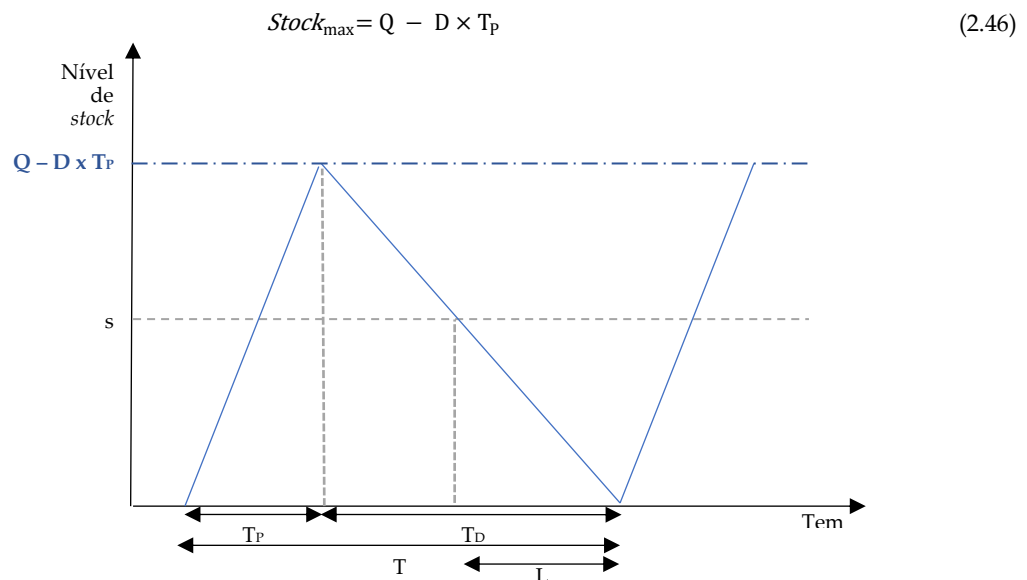


Figura 2.8 - Modelo de revisão contínua com taxa de aprovisionamento finita

## 2.4.5 Modelo de Revisão Periódica

O modelo de revisão periódica baseia-se na análise periódica dos *stocks* dos produtos num período de revisão fixo, que pode ser antecipado ou retardado de acordo com a evolução das quantidades disponíveis em armazém. Para materiais de elevado consumo e com grande variabilidade da procura, este método é o mais aconselhável dada a possibilidade de adaptação às quantidades em *stocks* e da reposição sistemática do *stock* de segurança (Silver *et al.*, 1998).

Sendo o controlo do *stock* feito periodicamente, encomenda-se a quantidade correspondente à diferença entre o *stock* máximo (S) e o nível de *stock* existente no ponto de revisão, representado na Figura 2.9.

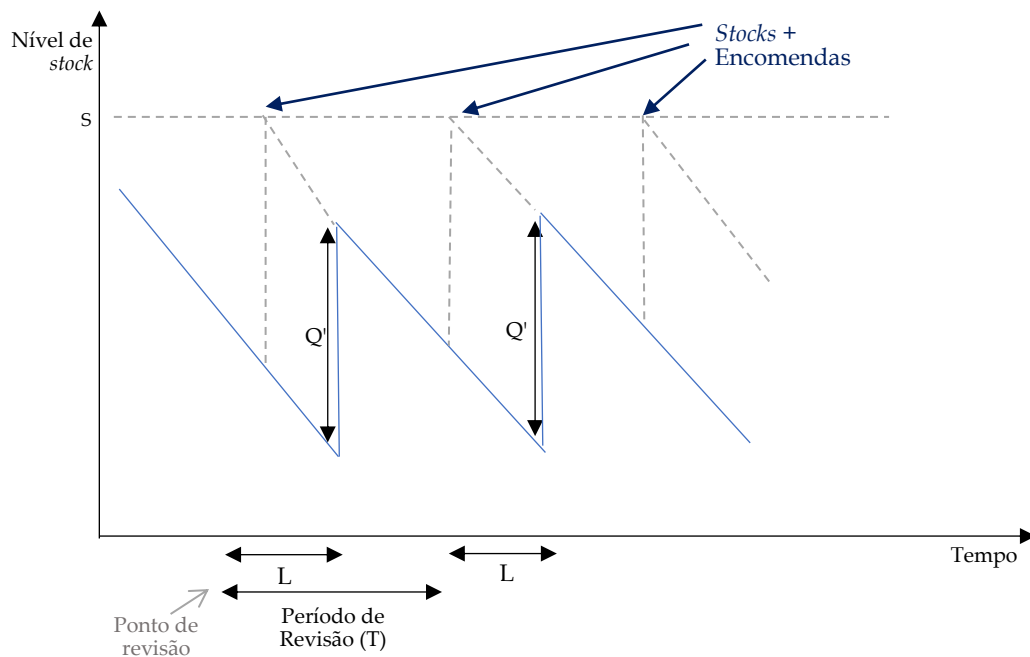


Figura 2.9 - Modelo de Revisão Periódica

## 2.4.6 Modelo de Revisão Mista

Existem também modelos mistos, como por exemplo, o modelo em que os parâmetros são o Ponto de Encomenda ( $s$ ), o Nível Máximo ( $S$ ) e o Período de Revisão ( $T$ ). Pode ser aplicada uma revisão contínua do *stock*, na qual apenas são colocadas encomendas quando o nível de *stock* é inferior ou igual ao Ponto de Encomenda ( $s$ ).

Por outro lado, quando a revisão é feita com intervalos de tempo fixos, não são colocadas encomendas quando nível de *stock* é superior a  $s$ . O lote de encomenda nestes casos é de  $(S - (X + \sum Q_i))$  unidades, onde  $X$  representa o nível de *stock* no momento de revisão e  $Q_i$  a quantidade encomendada e ainda não recebida (Silver *et al.*, 1998).

## 2.5 Síntese do Capítulo

No presente capítulo pretendeu-se abordar os fundamentos teóricos necessários à resolução dos problemas identificados no estudo de caso, tais como a gestão da cadeia de abastecimento, as atividades logísticas associadas, séries cronológicas e horizontes de previsão, bem como os custos associados à gestão de *stocks* e métodos de seleção de produtos, especificamente, a análise ABC.

A análise bibliográfica realizada mostrou que existe uma variedade de modelos de previsão de procura, dos quais se destaca o modelo Médias Móveis Simples, de Alisamento Exponencial Simples, de Decomposição Clássica e de *Holt-Winters*, que consoante a sua

capacidade de ajuste ao comportamento da procura apresentam maior ou menor precisão. Por exemplo, para a seleção dos modelos podem ser utilizadas medidas de desempenho, como o REQM e o  $R^2$ .

É também possível alcançar erros de previsão mais baixos, se outros parâmetros que se correlacionam com a procura forem incluídos na análise (por exemplo, informações sobre o clima, índices de desenvolvimento económico ou atividades de marketing). Ao comparar modelos de previsão, é necessário ter em consideração dois fatores: os modelos devem implicar os menores erros de previsão e a sua aplicabilidade prática.

As empresas têm necessidade de considerar a informação sobre o *stock* quando fazem as previsões da procura. Uma empresa, ao ser capaz de alcançar melhores resultados de previsão, pode esperar um planeamento de produção com maior precisão, tornando-se cada vez mais competitiva. Para tal, é necessário também aplicar o sistema de gestão mais adequado, destacando-se o modelo de Revisão Contínua, ao qual pertence o modelo da Quantidade Económica de Encomenda e com Taxa de Aprovisionamento Finita, o modelo de Revisão Periódica e o modelo de Revisão Mista.

## CARACTERIZAÇÃO DO ESTUDO DE CASO

O presente capítulo apresenta a indústria na qual se insere o estudo desenvolvido, bem como o grupo e o departamento em questão. É feita uma breve descrição da situação atual da empresa, do seu modelo de negócios e das unidades industriais que a constituem.

É descrita a empresa do Grupo Finanças e logística aplicada, dando ênfase ao papel da Direção Técnica e de Produção, responsável pela previsão de vendas e gestão de *stocks*. São caracterizadas também as entidades da Cadeia de Abastecimento, tais como os clientes e os fornecedores e descritos os produtos e o tipo de produção em vigor.

Por fim, é apresentada a necessidade e importância de dar apoio à gestão de produção, no que diz respeito à previsão da procura de cada referência de produto para uma redução efetiva de *stocks*, de produto acabado e de matérias-primas, e para o aumento do nível de serviço e da satisfação do cliente. A gestão de *stocks* ancorada em modelos de previsão permitirá um planeamento de encomendas mais eficaz e uma redução de custos devido a uma maior eficiência das operações logísticas.

### 3.1 A Indústria Alimentar

O presente estudo de caso é desenvolvido no âmbito da modelação de vendas na indústria alimentar, que abrange as atividades relativas à preparação de alimentos ou ingredientes a serem comercializados, desde o fornecedor até à transformação, embalagem, armazenamento, venda, transporte e consumo. É um setor que exige garantias de qualidade e segurança pois está relacionado com a saúde e bem-estar do cliente.

O estudo de caso é desenvolvido especificamente para produtos de panificação/pastelaria e na produção de bolachas. Segundo dados do Instituto Nacional de Estatística (INE), o fabrico de bolachas, biscoitos, tostas e pastelaria de conservação atingiu, em Portugal, as 126 549 toneladas no ano de 2019. Ao analisar o relatório de Estatísticas

Agrícolas de anos anteriores, verifica-se que o valor de quantidades produzidas evidencia um crescimento considerável, por exemplo de 2016 para 2019 confirmou-se um crescimento de 52% no setor (Instituto Nacional de Estatística - Estatísticas Agrícolas: 2020).

Quanto aos produtos de panificação/pastelaria, é necessário ter em consideração que estes agregam produtos considerados perecíveis, isto é, que entram em degradação de forma rápida. Os fatores que podem estimular este estado são a humidade, a temperatura e até a pressão ambiente, o que deve ser tido em conta no método de aprovisionamento e na elaboração do plano de produção deste tipo de produto (Pratap *et al.*, 2022).

Relativamente à fabricação de produtos de padaria e outros produtos à base de farinha, especificamente panificação e pastelaria, o INE regista uma quantidade produzida de 692 483 toneladas a nível nacional no ano de 2019. Ao analisar o relatório de Estatísticas Agrícolas de 2017, verifica-se um crescimento de 13% no setor (Instituto Nacional de Estatística - Estatísticas Agrícolas: 2020).

### **3.1.1 O Grupo Finançor**

A Finançor iniciou a sua formação em 1954, com um grupo de industriais residentes em São Miguel, chefiados pelo Visconde Botelho, que formaram a Sociedade de Moagem Micaelense, Lda. Posteriormente, deram-se grandes remodelações fabris e foi criada uma unidade de produção de alimentos compostos para animais (Finançor - Relatório de Sustentabilidade).

Assim, em 1980 o setor de moagem foi remodelado, o que aumentou a sua capacidade e automatização, tornando-se a empresa apta à produção de farinhas para usos culinários, industriais e panificação, bem como sêmolas para massas alimentícias.

Mais tarde, com o aumento de capital, modernizaram também outros setores, como o dos alimentos compostos para animais. No ano de 1996, a empresa tornou-se acionista da Investaçor, SGPS, S.A., e ficou com 4 unidades hoteleiras, localizadas nas ilhas de São Miguel, Faial e Terceira. Também o setor de fabrico de bolachas adquiriu uma unidade industrial nova no ano de 1999.

A formação do Grupo Finançor, iniciou-se no ano de 2005, com o intuito de organizar em grupo as várias empresas detidas pela Finançor. Em 2007, o Grupo Finançor, através da Finançor Agro-Alimentar, S.A., adquiriu duas empresas, a Pondel – Avícola de Ponta Delgada Lda. e a Agraçor – Sociedade Agropecuária Açoreana, Lda., aumentando a sua dimensão, principalmente no que à produção de carne de aves e de suíno diz respeito.

O grupo foi considerado o 2º melhor dos Açores em 2006, pelo jornal Açoriano Oriental e o Presidente do grupo, José Manuel Almeida Braz, recebeu o Prémio Gestor do Ano 2006 nos Açores (“Cerimónia distingue Maiores e Melhores | Açores 24Horas - Jornal Diário”).

Em 2009, foi adquirido o Grupo Salsiçor, o que reforçou o posicionamento da empresa no mercado de transformação de carnes e alargou a distribuição de produtos alimentares. Depois, no ano de 2012, a Finançor Agro-Alimentar, S.A. foi reconhecida pela sua política de responsabilidade social, sendo distinguida com o Prémio Responsabilidade Social, pelo jornal Açoriano Oriental no âmbito da revista das 100 Maiores Empresas dos Açores. Em termos de reconhecimento, 2013 ficou marcado pela atribuição, pelo segundo ano consecutivo, do Prémio Responsabilidade Social nos Açores e do Prémio Agricultura 2013 na categoria de Grandes Empresas, numa iniciativa com o patrocínio do Governo Português e do Ministério da Agricultura (“Finançor - Finançor wins Agriculture Award 2013”).

Em 2014, foi adquirido o Aviário da Ribeira Grande, o que aumentou consideravelmente a produção e venda de ovos. No ano de 2015, o grupo adquiriu a empresa Provipor, o que permitiu à empresa reforçar a sua liderança no setor das rações e suinicultura. Dois anos depois, foi lançada a marca hoteleira Azoris Hotels & Leisure.

O Grupo Finançor inaugurou, em 2019, o Complexo Industrial de Ponta Delgada da Finançor Agro-Alimentar, S.A., nos Açores, sendo este composto por uma unidade de produção de farinha de trigo, uma fábrica de bolachas e uma unidade de padaria/pastelaria, incluindo ainda um armazém, zona social, zona de escritórios, espaço para eventos e uma oficina de apoio à manutenção do respetivo complexo industrial.

Em 2018, foi adquirida a MegaSabor, possuidora de dois pontos de venda ao público em Ponta Delgada, com atividade de panificação e pastelaria e onde são também disponibilizadas refeições ligeiras. A MegaSabor tem atualmente a sua unidade de produção nas instalações do Complexo Industrial de Ponta Delgada.

O *core business* do Grupo Finançor centra-se nos setores Agro-Alimentar e do Turismo, sendo líder açoriano nas suas principais áreas de negócio. Além das rações animais, o Grupo é produtor de carne de bovino, suíno e aves, ovos, desmancha de carnes e comercializa transformados. Encontra-se presente em sete das nove ilhas dos Açores, onde emprega cerca de 500 trabalhadores. O setor Agro-Alimentar é a área de negócio principal, onde assume a liderança nos Açores, através das várias empresas que integram a sua estrutura.

O presente estudo desenvolveu-se na Finançor Agro-Alimentar, nas unidades industriais de moagem e fabrico de bolachas, sediada em Ponta Delgada, que atua nos mercados de moagem de farinhas de trigo, matérias-primas e cereais, bolachas, massas alimentícias e produtos de panificação/pastelaria. O Grupo Finançor, do qual a Finançor Agro-Alimentar faz parte, é o segundo maior grupo da Região Autónoma dos Açores e na Figura 3.1 encontra-se uma síntese das empresas que detém nas diferentes áreas (Finançor).

O Grupo Finançaor trabalha para criar valor sustentável a longo prazo, para os clientes, colaboradores, acionistas e sociedade envolvente, tendo como valores de atuação a ética, a integridade, a ambição, a inovação e a criatividade. O Grupo Finançaor acredita que a competitividade deve ser promovida, a par com a sustentabilidade das comunidades onde se insere.

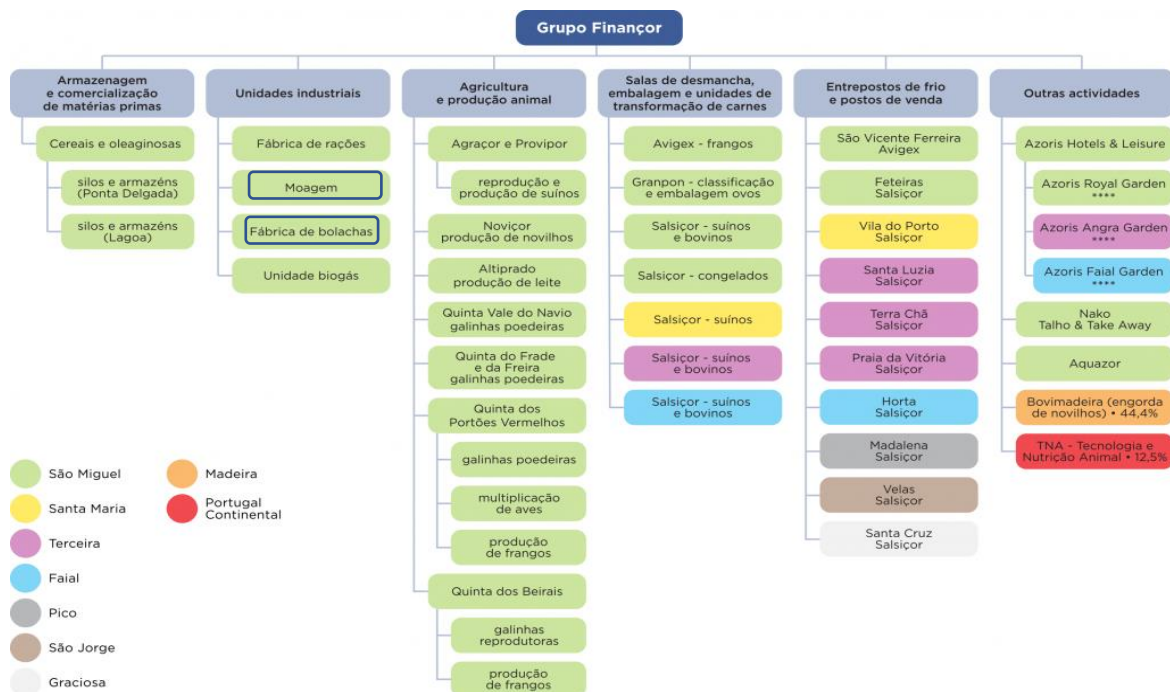


Figura 3.1 - Empresa do Grupo Finançaor

### 3.1.2 Unidades Industriais do Grupo Finançaor

O Grupo Finançaor está presente em quase todas as ilhas açorianas. Tem unidades industriais em São Miguel e nas restantes ilhas, Faial, Pico, São Jorge, Graciosa, Santa Maria e Terceira, tem hotéis, entrepostos de frio e pontos de venda, salas de desmancha e embalagem, unidades de transformação de carnes.

Em São Miguel, no Complexo Industrial da Lagoa, existe uma fábrica de rações onde após a chegada da matéria-prima, nomeadamente milho e trigo, se procede, em laboratório, à sua análise química e microbiológica. Este processo de análise antecede a transformação quer dos cereais, quer dos derivados de cereais e demais matérias-primas, em alimentos para animais de criação, cuja carne e produtos são destinados ao consumo humano.

Quanto ao processamento e transformação de carne de suíno, bovino e aves, o grupo possui unidades onde se desenvolvem estes processos. Além da produção de novilhos, o grupo produz leite de vaca e recicla todos os resíduos produzidos nas suas explorações,

através da produção de energia elétrica e fertilizante orgânico em unidades de biogás e de vermicompostagem.

Também em São Miguel, dá-se a desmancha e embalagem de carne de aves, nomeadamente frango inteiro e em porções, fresco e congelado. Produzem ovos para consumo humano em explorações de galinhas poedeiras, onde o produto final é expedido devidamente embalado e etiquetado, pronto a ser colocado nas diversas superfícies comerciais internas e externas ao grupo, em toda a região.

A moagem localizada no Complexo Industrial de Ponta Delgada, em São Miguel, produz farinhas de para usos industriais, culinários e misturas. Também neste complexo industrial, existe uma fábrica de bolachas e uma unidade de panificação/pastelaria, a MegaSabor (Finançor - Relatório de Sustentabilidade).

### **3.1.3 Direção Técnica, de Produção e Comercial**

O Complexo Industrial de Ponta Delgada da Finançor Agro-Alimentar, S.A., inaugurado em 2019, é composto por uma padaria/pastelaria, uma fábrica de moagem de trigo e uma fábrica de bolachas.

A fábrica de moagem de trigo produz e comercializa farinhas para uso industrial, em panificação e para uso culinário sob a marca Moaçor. A fábrica de bolachas fabrica e comercializa bolachas também sob a marca Moaçor. A padaria/pastelaria produz e comercializa produtos, entre os quais pão de água, papo-seco, bolos e, ainda, refeições ligeiras, sob a marca MegaSabor.

A Administração estabelece objetivos de produção, tanto para com a Direção Técnica e de Produção como para a Direção Comercial, sendo estes objetivos condizentes com as perspetivas económicas e políticas da empresa. A decomposição de cada direção apresentada nas Figura 3.2 e Figura 3.3, corresponde apenas às áreas presentes no complexo industrial onde foi elaborado o presente estudo de caso, fazendo referência apenas às fábricas que lá operam.

A Direção Técnica e de Produção está dividida em 3 áreas, nomeadamente i) Produção, ii) Logística e Aprovisionamento e iii) Apoio à Produção.

A área de Produção possui 3 subáreas, especificamente: i) Padaria/Pastelaria, ii) Moagem e iii) Bolachas. É responsável pela elaboração do planeamento de produção e de encomendas, estando relacionada de forma direta com a previsão de vendas e gestão de *stocks*, de produto acabado e matérias-primas.

A área de Logística e Aprovisionamento possui 4 subáreas: nomeadamente: i) Receção de Matérias-primas, ii) Armazenagem, iii) Expedição e iv) Transporte. Está em permanente contacto e interage com a área de Produção. É também responsável pela gestão da cadeia de abastecimento, que envolve o planeamento e a gestão de todas as operações envolvidas na

satisfação das necessidades do cliente final e requer que haja coordenação entre as várias entidades, implicando a constante comunicação através do fluxo financeiro, de material e de informação desde o fornecedor até ao cliente final.

A área de Apoio à Produção apresenta 2 subáreas: i) Infraestruturas e ii) Manutenção, essenciais ao bom funcionamento da fábrica.

Todas as áreas, anteriormente mencionadas, encontram-se representadas no organograma da Figura 3.2.

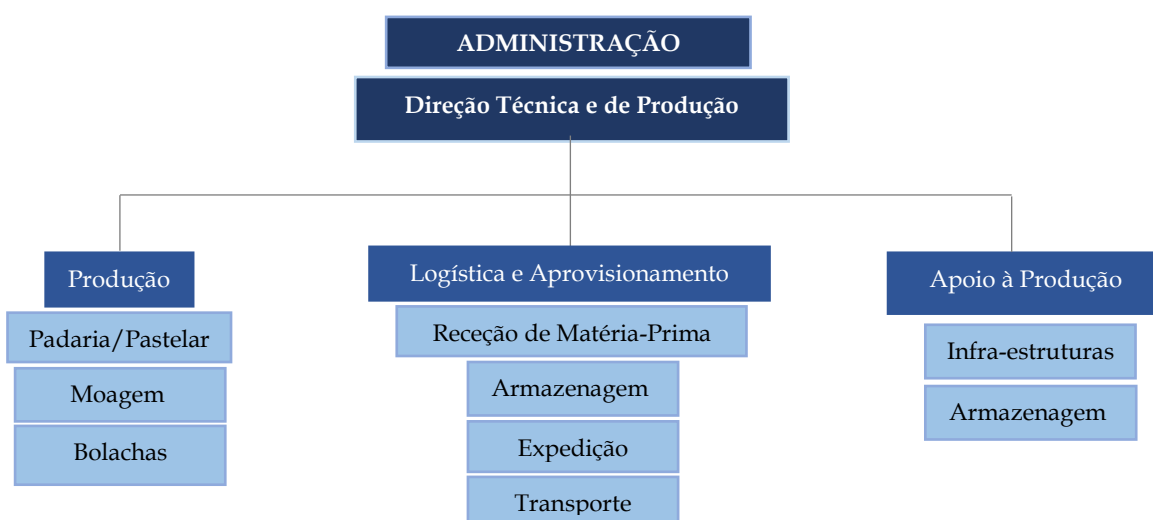


Figura 3.2 - Organograma de Direção Técnica e de Produção

A Direção Comercial, esquematizada na Figura 3.3, responsável pela venda de farinhas, bolachas e massas, divide-se em 2 áreas: i) Panificação e Pastelaria e ii) Grande Distribuição.

A área de Panificação e Pastelarias é responsável pela i) Faturação/Expedição de encomendas e também pelo ii) Acompanhamento Técnico-Comercial dos clientes, cujas principais funções residem na elaboração e apresentação de propostas comerciais, no acompanhamento técnico e financeiro dos clientes. Também é responsável pela análise comercial, que implica a elaboração de mapas de vendas para a administração, nos quais são exibidas, por exemplo, as quantidades vendidas, as perdas e crescimentos de mercado e os produtos com maior impacto na faturação.

Relativamente à área de Grande Distribuição, esta subdivide-se em i) Faturação/Expedição e ii) Acompanhamento a Clientes, que agrega um conjunto de ações aplicadas em várias etapas do relacionamento com o cliente para melhorar a sua experiência e garantir proximidade com o mesmo.



Figura 3.3 - Organograma de Direção Comercial

A colaboração necessária entre a Direção Técnica e de Produção e a Direção Comercial e as subáreas de cada uma, evidência a importância de um fluxo de informação eficaz, principalmente no que diz respeito à captação de novos clientes, exportações, encomendas não planeadas e novos produtos e/ou embalagens. Em qualquer empresa, a existência de um fluxo contínuo de informação entre todos os departamentos é indispensável ao bom funcionamento, contribuindo para o aumento da sua competitividade no mercado em que se insere.

## 3.2 Cadeia de Abastecimento

A cadeia de abastecimento envolve um conjunto de entidades, que atuam, direta ou indiretamente, para a satisfação das necessidades do cliente. As entidades vão desde os fornecedores passando pelos produtores, distribuidores, grossistas e retalhista até ao cliente final. A gestão da cadeia de abastecimento deve ser feita tendo por base a eficiência, a capacidade de resposta e a satisfação do cliente.

Como se pode observar na Figura 3.4, que representa a cadeia de abastecimento da MegaSabor, esta inicia-se com a colocação de encomendas de matéria-prima aos fornecedores, nomeadamente açúcar, recheios, leite, ovos, melhorantes, entre outros. Ainda que a grande maioria das matérias-primas seja encomendada a fornecedores externos à empresa, a farinha e as misturas utilizadas pela MegaSabor são produzidas na fábrica de moagem localizada no mesmo complexo industrial.

Os fornecedores enviam o material para o complexo industrial, sendo o transporte assegurado pelo fornecedor ou pela empresa consoante o acordo estabelecido. Como a localização da empresa é nos Açores, quando as matérias-primas são provenientes de Portugal Continental recorre-se à subcontratação de transitários para o transporte marítimo.

No complexo industrial dá-se a transformação das matérias-primas em produtos de padaria/pastelaria, tais como pão de água, de alfarroba, de centeio, multiceriais, de forma, integral, papo - seco, *croissants*, folhados, doces e bolos.

O complexo industrial abastece 2 pontos de vendas, São Gonçalo e Quiosque. A distribuição dos produtos mais vendidos, como o pão de água e o papo-seco, é feita 6 vezes por dia, em horários que antecedem períodos de maior afluência (7h, 8h, 10h, 12h, 15h e 18h), com o intuito de proporcionar uma melhora experiência ao cliente na compra do produto ainda quente.

O abastecimento dos pontos de venda é feito com base numa estimativa de produção regular diária e semanal, que sofre ajustes consoante a procura diária nas lojas. Estes ajustes são comunicados à produção, em horários pré-definidos para que a produção possa satisfazer a procura dos clientes sem roturas e sem excesso elevado na quantidade produzida. Em casos menos comuns, perante encomendas não regulares (ex. bolos), existe um fluxo de informação extra entre o cliente e os pontos de vendas e, conseqüentemente, entre estes e o complexo industrial.

Por fim, os clientes deslocam-se até aos pontos de vendas e procuram satisfazer as suas intenções de compra, consoante a disponibilidade dos produtos, ou colocam encomendas extraordinárias.

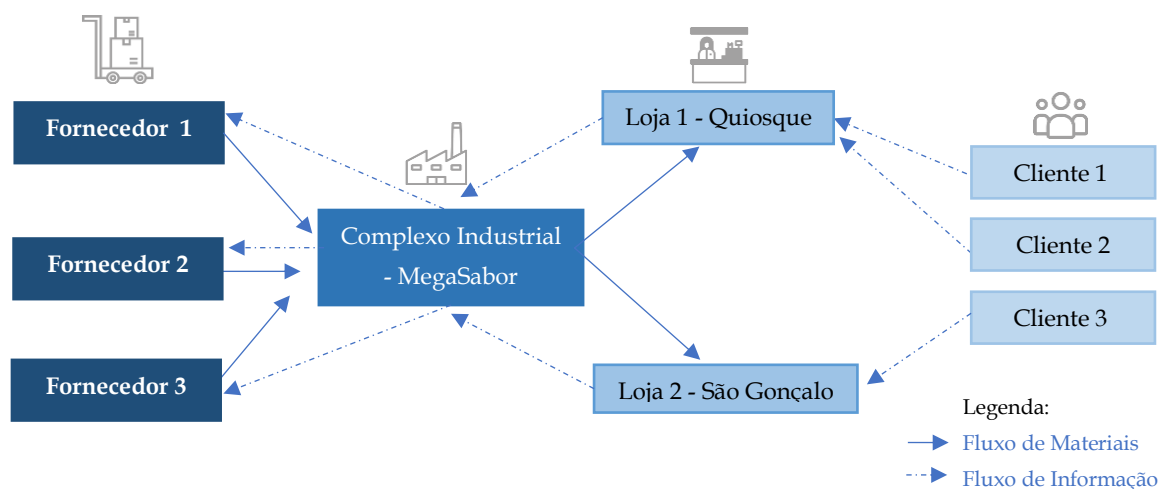


Figura 3.4 - Cadeia de Abastecimento da MegaSabor

Relativamente à fábrica de bolachas, ao tratar-se de uma produção para *stock*, o produto acabado é armazenado e só abandona o complexo industrial quando existem encomendas por parte dos clientes. Existe um *stock* de segurança para as matérias-primas e produtos de embalagens de acordo com os prazos de entrega dos fornecedores.

A Figura 3.5 é ilustrativa da cadeia de abastecimento da fábrica de bolachas, que se inicia com as encomendas de matéria-prima e embalagens colocadas aos fornecedores. Tal como se verifica na MegaSabor, a farinha utilizada na produção das bolachas é produzida na fábrica de moagem localizada no mesmo complexo industrial.

Os fornecedores enviam o material para o complexo industrial, onde se dá a transformação das matérias-primas nos diversos tipos de bolacha, Maria, Mulata, Água e Sal, Integral ou Rural, para posterior embalamento e armazenagem.

O complexo industrial abastece grossistas (por exemplo, Finançor Cash & Carry), retalhista (por exemplo, Pingo Doce, Solmar e minimercados) e oferece a possibilidade de compra diretamente na fábrica de bolachas.

Por fim, os clientes podem deslocar-se até aos grossistas e retalhistas para adquirirem os produtos. Na fábrica de bolachas, também existem casos em que o complexo industrial assegura o transporte de matérias-primas dos fornecedores e de bolachas aos clientes.

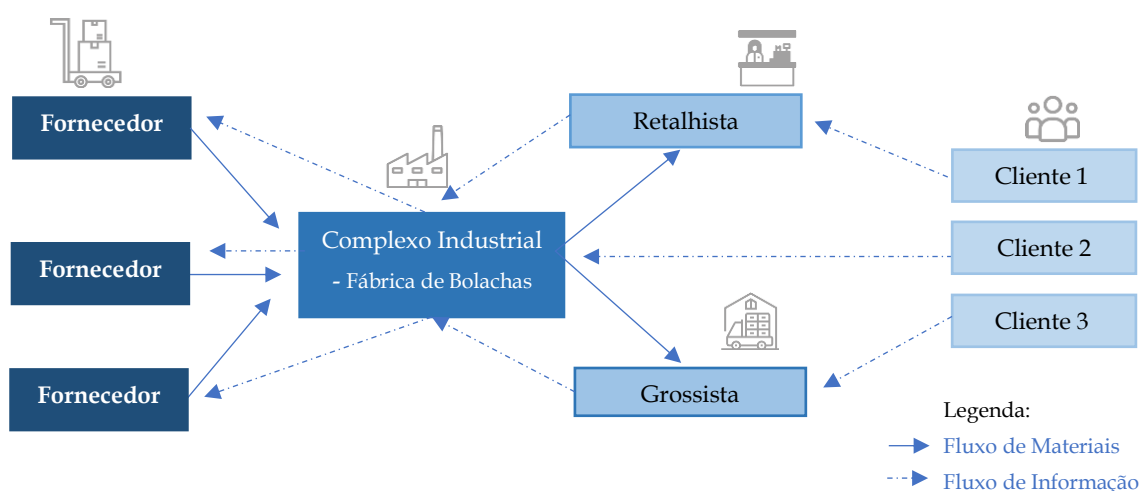


Figura 3.5 - Cadeia de Abastecimento da fábrica de bolachas

### 3.2.1 Fornecedores

Um fornecedor é uma entidade que abastece de materiais ou serviços o cliente, que, neste caso, corresponde à Finançor Agro-Alimentar e está diretamente relacionado com a produção de bolachas e produtos de padaria/pastelaria. Ao ser parte integrante da cadeia de abastecimento a sua escolha é importante, pois influencia a prática de preços competitivos, os prazos de entrega, a qualidade de produto e a satisfação do cliente.

Assim, os fornecedores são qualificados e selecionados no mercado local, nacional e internacional, dependendo do tipo de mercadoria ou serviço. O processo de compra aos fornecedores consiste no aprovisionamento de matérias-primas, de produtos de embalagem, subsidiárias ou outras. A comunicação entre fornecedores e o complexo industrial é

estabelecida segundo as necessidades de compra e segue a partir do Departamento de Planeamento e Compras, para os fornecedores via *e-mail* ou telefone.

Os fornecedores são maioritariamente de Portugal Continental e regionais. Em Portugal Continental existem 2 centros logísticos, um em Lisboa e outro no Porto. O transporte é assegurado até ao complexo industrial pelos fornecedores regionais, mas os restantes fornecedores asseguram parcialmente o transporte, pelo que a empresa subcontrata transitários para fazer chegar o produto às suas instalações. A localização do complexo industrial nos Açores acarreta custos acrescidos no que diz respeito ao transporte de matérias-primas e também na distribuição de produto acabado.

Os fornecedores apresentam prazos de entrega que variam entre 4 e 12 dias, sendo que na proposta da quantidade a encomendar é sugerida uma data de entrega condizente com as necessidades de produção, os prazos de entrega do fornecedor e o *stock* de matérias-primas e produtos de embalagem existente.

É de salientar a necessidade de distinção entre matérias-primas e produtos de embalagem, pois variam nos prazos de entrega e, principalmente, quando há a necessidade de alteração no *design* e formato das embalagens, demora entre 4 e 6 semanas.

A produção para *stock* influencia o plano de compras, que é feito mensalmente e é baseado nas existências e no consumo do mês homólogo do ano anterior. É de salientar que, por se tratar de uma produção para *stock*, se as existências de produto acabado e de matérias-primas forem demasiado elevadas conduzem a custos também eles elevados.

### **3.2.2 Clientes**

A Finança Agro-Alimentar atua em várias áreas de negócio, tendo uma grande variedade de clientes, sendo o seu foco a assegurar a confiança e a fidelidade do cliente, satisfazendo as suas necessidades e expectativas.

O processo de vendas consiste na venda do produto ao cliente, podendo a entrega do mesmo ser feita na fábrica, ao domicílio ou no ponto de venda. Os pedidos do cliente dão recebidos via telefone, e-mail ou feitos, pessoalmente, ao balcão de atendimento.

Na cadeia de abastecimento em análise no estudo de caso, o processo de venda da MegaSabor baseia-se em vendas regulares e para consumo imediato, onde o cliente final da padaria/pastelaria é abastecido por pão, *snacks*, doces e bolos. Existem 2 pontos de venda distanciados entre si por 1,2 km, que são abastecidos por uma carrinha que transporta os produtos desde a área de Produção - Complexo Industrial de Ponta Delgada - até aos pontos de venda ao público.

No caso de vendas regulares, as encomendas dos clientes são recebidas diretamente no balcão de atendimento ao público. Excepcionalmente, ao existirem encomendas extraordinárias

(por exemplo, bolos de aniversário), estas são feitas presencialmente no ponto de venda ou via telefone. As encomendas devem ser feitas com uma antecedência mínima de 2 dias, são produzidas no complexo industrial e seguem para o ponto de venda na data de entrega.

Em relação ao processo de venda de bolachas, o cliente pode ser um retalhista, grossista ou o cliente final quando este se desloca até à fábrica para comprar os produtos. Quando as bolachas e sortidos se destinam a outras empresas ou retalhistas estes são vendidos pelo grossista, especificamente a Finanças Cash & Carry S.A de grande dimensão, que pratica preços mais baixos e que proporciona a venda de produtos diferenciados e em grandes quantidades. Os retalhistas que se encontram entre a produção e o cliente final ou entre os grossistas e o cliente final, vendem os produtos diretamente ao cliente final. A venda a retalho é feita em lojas de venda ao público, como supermercados e minimercados.

Os clientes são maioritariamente da Região Autónoma dos Açores, existindo também vendas em Portugal Continental e nos EUA e Canadá ("mercado da saudade").

### **3.3 Produtos**

Associado aos produtos existe a possibilidade de prever a sua procura futura, através do planeamento e da tomada de decisão eficientes e eficazes. Inserido na cadeia de abastecimento e na gestão de *stocks*, a previsão das vendas relaciona-se com a estimativa da procura e previsão de quantidades de produto acabado efetivamente vendido, prestando auxílio não só ao plano de produção, mas também de encomendas.

Para compreender como é executada a previsão da procura dos produtos de panificação/pastelaria e da fábrica de bolachas é necessário ter em consideração o tipo de produtos que trata e a gestão de *stocks* implementada, tanto de matérias-primas como de produto acabado.

Partindo de uma perspetiva estratégica e competitiva, a satisfação dos clientes deve ser o foco de qualquer empresa, sendo importante garantir a confiança do cliente. Neste sentido, torna-se crucial aplicar uma boa gestão de *stocks* de forma a evitar roturas, excesso de *stock* e interrupções de produção. A gestão de *stocks* corresponde à monitorização da matéria-prima e produto acabado armazenado, de forma a assegurar a produção e o controlo de vendas, sem que se verifique excesso ou falta de *stock* (Axsäter, 2006).

### 3.3.1 Tipo de Produtos

As bolachas e os produtos de padaria/pastelaria são perecíveis, ou seja, são produtos que têm um prazo de validade, em alguns produtos muito curtos, para serem consumidos. A decomposição que estes produtos sofrem com o tempo varia com o tipo de produto, o que implica em variações nas datas de validade.

O processo de produção de bolachas consiste na transformação das diversas matérias-primas em bolachas para alimentação humana. As principais etapas que caracterizam este processo são: pesagem, amassadura, laminagem, cunhagem, cozedura, empilhamento, arrefecimento e embalamento. As bolachas têm sofrido muitas mudanças, de peso e de formato ao longo do tempo, havendo inúmeras referências descontinuadas. A bolacharia reaproveita os retalhos das bolachas ao inseri-los novamente no circuito da massa e as bolachas não conformes ou partidas no embalamento são enviadas para outra empresa do grupo, a Agraçor, para servir de alimento aos suínos.

A bolacharia produz uma variedade de 23 produtos, que se diferenciam com base no tipo de bolacha, peso e tipo de embalamento. No tipo de bolacha destaca-se a produção de bolachas Maria, Mulata, Água e Sal, Integral e Rural, sendo vendidas em formato normal, mini, saquetas, sortido ou granel. As bolachas apresentam um prazo de validade de 1 ano.

O processo de produção na padaria/pastelaria é diversificado, devido à variedade de produtos que apresenta. Quando se verifica a existência de produtos em excesso estes são doados a instituições de caridade ou utilizados para tostas nos pontos de venda.

No que diz respeito à indústria de panificação/pastelaria existe um universo de 26 produtos, dos quais se destaca o pão de água, de alfarroba, de centeio, multiceriais, de forma, integral, papo - seco, *croissants*, folhados, doces e bolos.

### 3.3.2 Tipo de Produção / Gestão de *Stocks*

Para a aplicação dos modelos de previsão é necessário ter em conta o tipo de produção em vigor na empresa, como tal a fábrica de bolachas produz para *stock* enquanto a MegaSabor produz para consumo imediato.

De uma forma mais detalhada, o sistema de controlo de *stocks* das bolachas é maioritariamente *Push*, uma vez que o fluxo produtivo flui sem haver uma encomenda por parte do cliente, mas com base em previsões. Recorrendo à experiência e intuição, com base em ponderações semanais, é feita a previsão das vendas e, por conseguinte, os planos de produção de cada tipo e formato de bolacha. No entanto, é importante não constituir grandes quantidades de *stock* pois implicariam um custo de pose elevado e desnecessário, para além do prazo de validade não ser elevado.

A política FIFO é aplicada sobre o consumo de bolachas, sendo que a empresa produz segundo uma política de gestão para *stocks* e interrompe a laboração para período de férias. A fábrica labora 8h por dia, 5 dias por semana e está 5 semanas de férias por ano.

Relativamente aos produtos de panificação/pastelaria, os planos de produção são feitos com base na média semanal correspondente ao período homólogo do mês antecedente. Por exemplo no caso do pão de cachorro, as encomendas são feitas pelo cliente, as quais determinam as ordens de produção, tratando-se conseqüentemente de um sistema *Pull* onde a produção se baseia nos *inputs* de mercado e nas ordens de encomenda. Outro exemplo é o produto Malassadas, que apresenta uma sazonalidade anual sendo vendido apenas nos meses de fevereiro ou março, nas festividades do Carnaval.

Desde o ano em que a MegaSabor foi adquirida, 2019, o fluxo produtivo sofreu alterações devido à mudança de gerência e com o aparecimento da Covid- 19 uma das lojas foi fechada e os horários foram reduzidos. Para o estudo de caso serão apenas contabilizados os dados de 2021, data a partir da qual se verificaram condições estacionárias.

### **3.3.3 Processamento de Encomendas**

Quando um cliente coloca uma encomenda à Direção Comercial, existe um conjunto de atividades inerentes à sua satisfação, adotando a empresa um sistema *Push* para a maioria dos produtos acabados, de forma a ter *stock* disponível para a satisfação da procura.

A Figura 3.6 representa o processo de encomendas feito pela Finanças Agro-Alimentar aos seus fornecedores. Este inicia com o planeamento das compras feito pela Direção Técnica e de Produção. De seguida a Administração, junto do Departamento de Planeamento e Compras que analisa os pedidos de encomenda, bem como aprova e efetiva a encomenda.

O plano de compras definido pela Direção de Produção baseia-se no *stock* de matérias-primas e embalagens existentes e no consumo verificado no mês homólogo do ano anterior. É de realçar que são feitas compras mensalmente, sendo as encomendas planeadas para a otimização do contentor. Após o envio da nota de encomenda ao fornecedor e a mesma ser transportada até ao complexo industrial, segue-se a descarga, verificação e posterior armazenamento da encomenda, pelo responsável de armazém.

A Direção de Qualidade é responsável por fazer a conferência do produto rececionado e por analisar uma amostra da matéria-prima encomendada em laboratório, para verificar a viabilidade de utilização da mesma.

O *lead time* (L) corresponde ao tempo que decorre desde que foi emitida a ordem de encomenda até que a mercadoria do fornecedor é entregue ao cliente (neste caso a Finanças Agro-Alimentar). Os fornecedores contratados atualmente apresentam *lead times* entre 4 e 12 dias, sendo que estes dias têm de fazer parte do horizonte temporal do planeamento da cadeia de abastecimento.

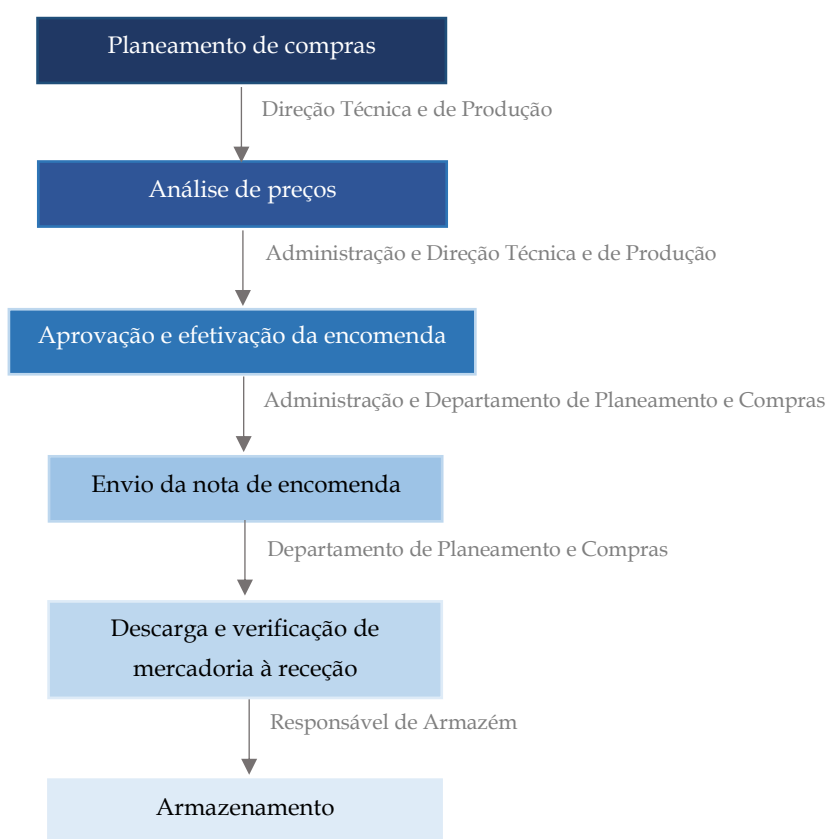


Figura 3.6 - Processamento de encomendas aos fornecedores

As encomendas dos clientes, por sua vez, encontram-se esquematizada na Figura 3.7. Depois do pedido ser recebido e a encomenda ser aceite, esta é inserida no *software* ERP da empresa. Neste *software* é verificado o *stock* existente e a possível necessidade de produção, sendo que as ordens de produção são dadas em número de massas que precisam de ser preparadas para produzir determinada quantidade de bolachas.

As ordens de encomenda são normalmente recebidas em número de caixas, como o grupo produz maioritariamente para *stock* a encomenda é preparada em armazém e o camião é carregado, quando o transporte é assegurado pela empresa. Caso o cliente assegure o transporte, este deve dirigir-se às instalações com a própria viatura.

O transporte da encomenda para o cliente pode ser assegurado pela empresa, o cliente pode dirigir-se às instalações da empresa e levantar a encomenda ou pode ser um serviço subcontratado. Após a entrega ao cliente e respetiva faturação da mesma e assistência pós-venda, por exemplo para acompanhamento do cliente e no caso de reclamações.

No processamento de encomendas aos clientes existe também um *lead time* (L) associado, isto é, um período de tempo desde a receção da encomenda até à sua entrega ao cliente final.

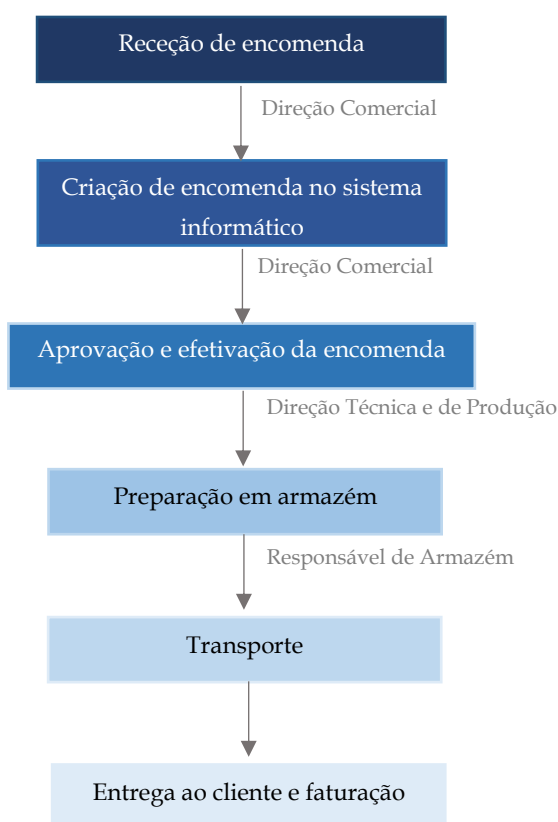


Figura 3.7 - Processamento de encomendas dos clientes

### 3.3.4 Previsão de Vendas Atual

O processo de previsão da procura é realizado pela Direção Técnica e de Produção com o auxílio de importantes *inputs* da Direção Comercial, particularmente ao nível dos prazos de entrega dos produtos pelos fornecedores. A previsão feita pela Direção de Produção recorre a um *software* ERP de planeamento de recursos empresariais, no qual são feitos registos de produção, vendas e roturas.

A previsão feita atualmente na empresa baseia-se em médias, ponderações, na experiência dos responsáveis da Direção Técnica e de Produção e tem em consideração a capacidade produtiva da fábrica e o *stock* de matérias-primas.

Relativamente à previsão de vendas da bolacharia, baseia-se na média dos 3 meses anteriores e no respetivo mês homólogo do ano anterior, sendo feito um ajuste consoante o *stock* de produto acabado existente. As ordens de produção são emitidas semanalmente, em número de massas, em quilogramas e em número de caixas.

A previsão tem de ter em consideração que por se tratar de uma indústria alimentar, os tempos de *setup* (preparação da linha de produção) tendem a ser maiores, devido às mudanças de formato e à necessidade de limpeza da linha aquando da mudança do tipo de bolacha.

A padaria/pastelaria trabalha com previsões diárias e horárias devido à perecibilidade dos produtos e, também, à distância aos pontos de venda e à necessidade de produtos frescos, pelo que estes são abastecidos 6 vezes por dia. As ordens de produção são dadas em número de massas e baseiam-se na produção do dia homólogo do mês anterior e atendendo à existência de um padrão semanal.

Tanto a produção de bolachas como a padaria/pastelaria fazem parte de setores nos quais se verifica sazonalidade, existindo a necessidade de uma abordagem diferenciada dependendo da época do ano e do produto em questão.

### **3.4 Síntese do Capítulo**

No presente capítulo foi feita uma breve descrição do setor de aplicação, neste caso específico da indústria alimentar, bem como a apresentação das empresas agregadas pelo Grupo Finanças, nomeadamente a Finanças Agro-Alimentar na qual o estudo foi desenvolvido (padaria/pastelaria e fábrica de bolachas).

Foi feita uma descrição da evolução do Grupo, desde o seu ano de fundação até à atualidade, e do seu modelo de negócios, fazendo referência às suas áreas de atuação, unidades industriais existentes e departamentos responsáveis.

Uma vez que o estudo foi desenvolvido no âmbito dos modelos de previsão de vendas, foi posteriormente apresentada, de forma esquematizada, a cadeia de abastecimento da padaria/pastelaria e da fábrica de bolachas, os seus clientes e fornecedores, o seu portfólio de produtos e o tipo de produção (para consumo imediato e para *stock*, respetivamente).

Finalmente, procedeu-se à caracterização do processo de encomendas, quer aos fornecedores quer dos clientes, para uma melhor compreensão da gestão dos *stocks* de matérias-primas e produto acabado. Foi também feita uma descrição da situação atual de previsão para os produtos selecionados, que não segue nenhum modelo conhecido.

## PREVISÃO DE VENDAS E GESTÃO DE STOCKS NA INDÚSTRIA ALIMENTAR

O presente capítulo apresenta o desenvolvimento de modelos de previsão de vendas e de gestão de *stocks* para apoio à produção na padaria/pastelaria e na fábrica de bolachas.

Relativamente à padaria/pastelaria, é apresentado o problema, o comportamento da procura, os modelos de previsão considerados e o respetivo processo de aplicação para a previsão da procura, os resultados alcançados e identificado o modelo mais preciso para o produto em análise. É também apresentada uma proposta para planeamento da produção.

Para a fábrica de bolachas, é apresentada a análise ABC efetuada aos produtos, o comportamento da procura, os custos considerados, a aplicação do modelo de revisão contínua com taxa de aprovisionamento finita e, ainda, o planeamento de produção nas unidades produtivas de cada processo.

Constata-se que, para efeitos de confidencialidade, aos dados de vendas da Finança Agro-Alimentar utilizados no estudo de caso foi multiplicada uma ponderação.

### 4.1 Padaria / Pastelaria MegaSabor

Na padaria/pastelaria em análise, atualmente não se aplica nenhum modelo de previsão de vendas. As ordens de produção são dadas com base no conhecimento empírico do responsável e nos dados de vendas do dia homólogo da semana anterior.

Uma análise preliminar dos dados permitiu constatar que recorrentemente não era satisfeita na totalidade a procura do cliente relativa aos produtos mais vendidos. Assim, os dados de vendas do produto mais vendido, o Pão de Água, foram recolhidos para posterior análise e aplicação de modelos de previsão de vendas enunciados no Capítulo 3.

### 4.1.1 Comportamento da Procura

Uma vez identificado o produto a estudar, foi feita uma análise do comportamento da procura para identificar a existência de *outliers*, para posterior aplicação de modelos. Na secção 2.3.4.1, é referida a importância da identificação e ajustamento destes valores para que a amostra utilizada não comprometa a previsão de vendas.

Para identificar a presença de *outliers*, recorreu-se a diferenças sazonais, tendo sido considerada uma sazonalidade semanal de 7 dias. A análise mostrou ser crucial na identificação dos *outliers*. O tratamento dos *outliers* foi feito através de uma estimativa, com base na média dos períodos homólogos anterior e posterior ao valor, para a sazonalidade ser mais bem modelada.

No que aos valores nulos diz respeito, estes verificaram-se apenas nos feriados de 1 de janeiro e 25 de dezembro, e foram tratados de forma igual aos *outliers*. Cerca de 5% das observações foram ajustadas neste processo.

As vendas de Pão de Água registadas nos postos de vendas e já tratadas encontram-se representadas na Figura 4.1.

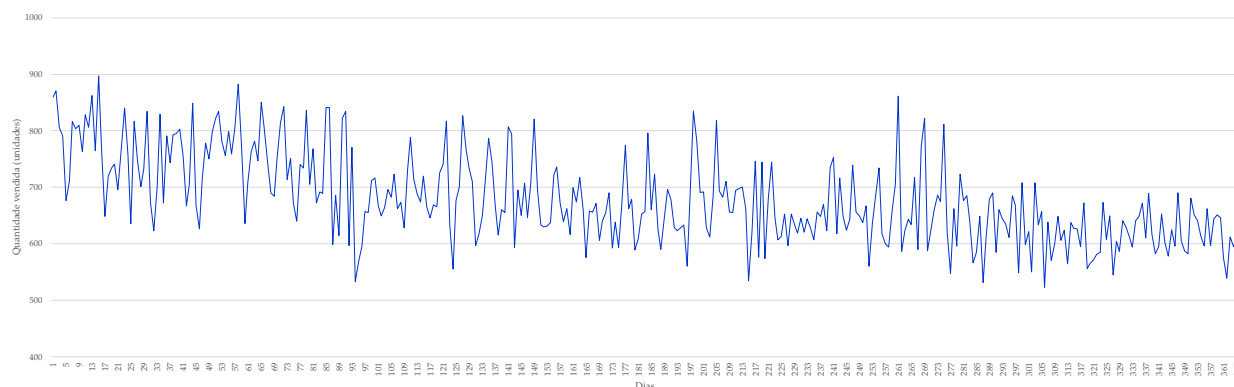


Figura 4.1 - Vendas diárias de Pão de Água em 2021

Além dos modelos quantitativos aplicados na base dos modelos de previsão, foram utilizados modelos qualitativos. Recorreu-se, especificamente, a questionários a 4 colaboradores de vendas. A conjugação destes 2 modelos, permitiu clarificar o comportamento de vendas e proceder a uma abordagem mais direcionada à realidade.

Dos questionários implementados (Anexo A.1), resultaram informações muito importantes que foram posteriormente utilizadas como *inputs* no método de previsão de vendas. Averiguou-se que, na perspetiva dos colaboradores, os produtos com maior procura são pão de água, papo-seco e os pães especiais (multiceriais, integral e alfarroba). Os horários de maior afluência de procura, durante a semana, são de manhã, entre as 8h e as 11h, e de tarde, entre as 17h e as 19h. Ao fim-de-semana a afluência diminui gradualmente ao longo do dia.

Os colaboradores consideram que a procura também varia consoante as estações do ano, sendo que no verão (período de férias) é menor e os horários são diferentes. Os clientes "fiéis" têm por hábito deixar o pão reservado e as encomendas colocadas pelos colaboradores de vendas à produção incluem a procura deste tipo de clientes.

O maior desafio que os colaboradores enfrentam no seu dia-a-dia é ter o produto disponível para venda no horário previsto. No entanto, quando são verificadas roturas de *stock* pedem reforço à produção, para que sejam efetuados os ajustes necessários.

Os colaboradores entrevistados, identificaram que as reclamações mais frequentes são as variações na qualidade do produto (pão não uniforme, queimado ou de tamanho variável).

Os valores de vendas recolhidos são influenciados pelas roturas e sobras existentes, mas também pelas falhas nos horários de entrega, não representando na totalidade as intenções de compra dos clientes.

#### 4.1.2 Análise das Séries Cronológicas

Para a seleção dos modelos de previsão a aplicar, foi necessário identificar a presença de comportamentos como a sazonalidade e a tendência na série cronológica de vendas. Assim, recorreu-se à função de autocorrelação,  $ACF(k)$ , para determinar a existência ou não de autocorrelação com um desfasamento  $k$ .

Para o Pão de Água, na Figura 4.2 pode observar-se no correlograma que existe associação linear das vendas em todos os desfasamentos, sendo maior no desfasamento 7, podendo concluir-se a possibilidade de existir tendência e sazonalidade definida por 7 dias, ou seja, semanal.

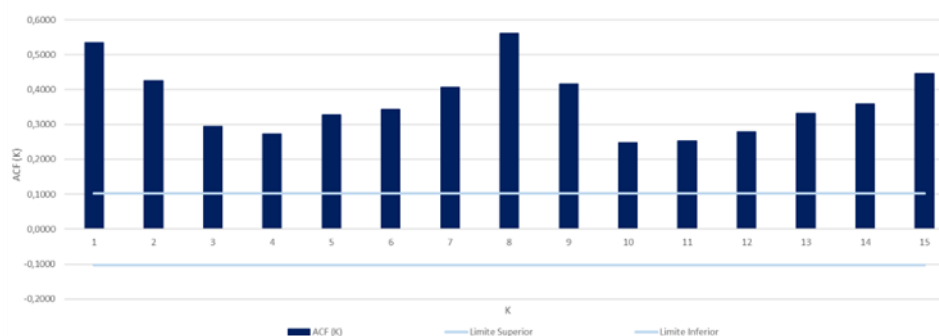


Figura 4.2 - Correlograma, série de vendas diárias de Pão de Água ( $k = 1$  a  $15$ )

Da análise dos valores de vendas mensais, e utilizando os dados do ano de 2021, verifica-se que os dados seguem uma tendência negativa, representada na Figura 4.3. Esta pode ser aproximada a uma regressão linear (do tipo  $Y = ax + b$ ), onde  $Y$  corresponde à estimativa do valor de vendas. Os valores de vendas diárias variam entre 608 e 769 unidades por dia.

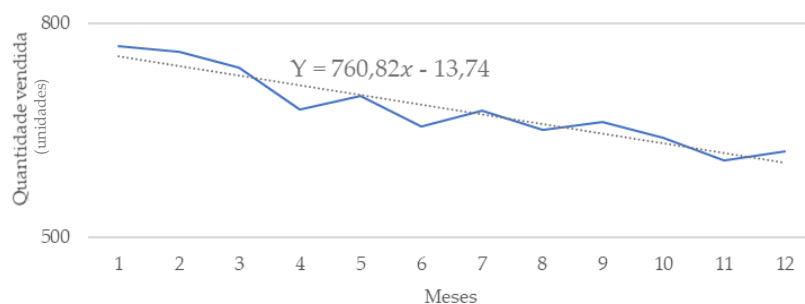


Figura 4.3 - Vendas médias mensais em 2021

Recorreu-se, também, ao teste de hipótese do Coeficiente de *Pearson*, de forma a determinar a autocorrelação, sendo que a diferença temporal foi feita entre dias homólogos de meses consecutivos. Verificou-se que a alteração de 1 desvio-padrão no dia 1 estava associada, em média, com a alteração de 0,124 desvios-padrão no dia 1 do mês seguinte. O teste de hipótese ao Coeficiente de *Pearson*, para um grau de confiança de 95% ( $t_r = 1,96$  pela tabela da Distribuição Normal), permitiu concluir que a associação é significativa, como se pode verificar pelos cálculos da equação (4.1).

$$H_0: \text{variáveis não estão relacionadas } (r = 0) \tag{4.1}$$

$$H_1: \text{variáveis estão relacionadas } (r \neq 0)$$

$$\text{Estatística teste } (t_{\text{cal}}) = \frac{r}{\sqrt{\frac{1-r^2}{n-2}}} = 2,17$$

Como  $t_{\text{cal}} > t_r$ , então rejeita-se  $H_0$

Aplicou-se o teste de hipótese do Coeficiente de *Pearson* para analisar a presença de sazonalidade horária, sendo considerado um desfasamento de  $k = 13 \times 7 = 91$  (dados de 13 horários, desde o horário das 7h até às 19h, para o mesmo dia da semana). Verificou-se que a alteração de 1 desvio padrão às 7h de um sábado estava, em média, associada à alteração de 0,658 desvios-padrão no horário das 7h do sábado seguinte. O teste de hipótese ao Coeficiente de *Pearson*, considerando um desfasamento de 91, para um grau de confiança de 95%, permitiu concluir que existe associação, estando os dados autocorrelacionados, como se pode verificar na equação (4.2).

$$H_0: \text{variáveis não estão relacionadas } (r = 0) \tag{4.2}$$

$$H_1: \text{variáveis estão relacionadas } (r \neq 0)$$

$$\text{Estatística teste } (t_{\text{cal}}) = \frac{r}{\sqrt{\frac{1-r^2}{n-2}}} = 59,88$$

Como  $t_{\text{cal}} > t_{\text{T}}$ , então rejeita-se  $H_0$

O teste de hipótese do Coeficiente de *Pearson* foi também aplicado para a análise da sazonalidade horária, com desfasamento de  $k = 13$  períodos. Verificou-se que a alteração de 1 desvio-padrão às 7h de um dia estava, em média, associada à alteração de 0,354 desvios-padrão no horário das 7h do dia seguinte. Considerando um desfasamento de 13, para um grau de confiança de 95%, permitiu concluir que existe associação, estando os dados autocorrelacionados, como se pode verificar na equação (4.3).

$H_0$ : variáveis não estão relacionadas ( $r = 0$ )

$H_1$ : variáveis estão relacionadas ( $r \neq 0$ )

$$\text{Estatística teste } (t_{\text{cal}}) = \frac{r}{\sqrt{\frac{1-r^2}{n-2}}} = 25,96 \quad (4.3)$$

Como  $t_{\text{cal}} > t_{\text{T}}$ , então rejeita-se  $H_0$

Comparando os desfasamentos de  $k = 91$  e  $k = 13$ , conclui-se que apesar de existir associação linear em ambos, para  $k = 91$  (autocorrelação entre o mesmo horário e dia semanal) é mais evidente.

### 4.1.3 Amostras de Ajustamento e de Validação

O histórico de vendas de Pão de Água do ano de 2021 foi utilizado como base para fazer o ajustamento dos modelos de previsão das vendas de Pão de Água da MegaSabor. Contabiliza 365 dados de vendas diárias e 4 732 dados de vendas horárias. Além destes dados, também os primeiros 6 meses de 2022 foram usados para realizar a validação dos modelos de previsão desenvolvidos (Figura 4.4).

Perante a situação pandémica causada pela COVID-19, uma das lojas encerrou e ocorreu a redução do número de colaboradores. Devido à inexistência de condições estacionárias nos anos anteriores, necessárias à validação dos modelos, e dado que a reabertura só aconteceu no ano de 2021, a seleção de dados iniciou-se neste ano.

Após o desenvolvimento dos modelos de previsão através da amostra de ajustamento, existe a necessidade de avaliar a capacidade preditiva dos mesmos, utilizando uma amostra de validação, que deve ser o mais representativa possível.

## Vendas diárias e horárias de Pão de Água



Figura 4.4 - Amostras de dados de ajustamento e de validação

### 4.1.4 Modelos de Previsão de Vendas Diárias

Partindo dos modelos analisados na revisão bibliográfica das secção 2.3.3, verifica-se que os modelos que melhor se ajustam aos dados de vendas diárias, tendo em conta que a série cronológica apresenta tendência negativa e sazonalidade mensal e semanal, são o modelo de Decomposição Clássica e o modelo de *Holt-Winters*. No entanto, antes da aplicação deste 2 modelos foram testados outros modelos, dada a dificuldade em encontrar o modelo que melhor se ajustava ao comportamento e variabilidade dos dados de vendas. Foi testado o modelo de Médias Móveis e de Alisamento Exponencial com resposta adaptativa, ambos apresentaram valores de coeficientes de determinação muito baixos para a amostra de ajustamento, de 32% e 27%, respetivamente.

A qualidade dos modelos desenvolvidos foi avaliada recorrendo ao erro médio (EM), ao erro absoluto médio (EAM), à raiz quadrada do erro quadrático médio (REQM) e, por fim, ao coeficiente de determinação ( $R^2$ ) para a amostra de ajustamento. Na validação dos modelos recorreu-se apenas ao cálculo da raiz do erro quadrático médio (REQM) e do coeficiente de determinação ( $R^2$ ) para a amostra de validação.

A comparação dos modelos foi feita através das medidas de precisão relativas à amostra de validação. O modelo de previsão com maior precisão, menor diferença entre o valor real e o valor de previsão, em termos médios, é aquele que apresenta maior  $R^2$  e menor REQM.

#### 4.1.4.1 Modelo de Decomposição Clássica

O modelo de Decomposição Clássica permite, de forma isolada, fazer a modelação dos diferentes componentes, nomeadamente a sazonalidade, tendência e ciclicidade, que depois são agrupados para fazer a previsão de vendas. Pelo comportamento de vendas, considera-se que a tendência é aditiva, mas a sazonalidade pode ser multiplicativa ou aditiva.

## I. Sazonalidade do tipo multiplicativo

A aplicação do modelo de Decomposição Clássica na forma multiplicativa, permite determinar os fatores sazonais da Tabela 4.1 e Figura 4.5.

Tabela 4.1 - Fatores sazonais no modelo DC na forma multiplicativa

| Dia           | FS ajust |
|---------------|----------|
| Segunda-Feira | 0,964    |
| Terça-Feira   | 0,957    |
| Quarta-Feira  | 0,986    |
| Quinta-Feira  | 0,981    |
| Sexta-Feira   | 1,013    |
| Sábado        | 1,096    |
| Domingo       | 1,003    |

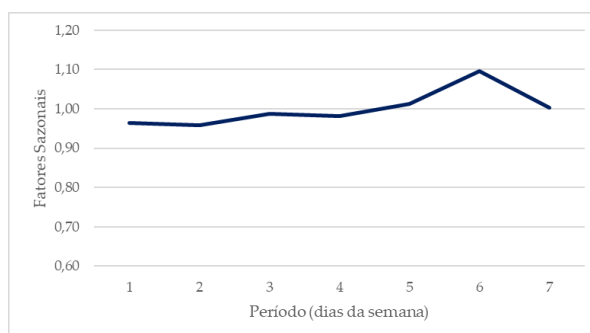


Figura 4.5 - Fatores sazonais no modelo DC na forma multiplicativa

A análise dos fatores sazonais permite constatar, em termos semanais, a existência de um ligeiro pico de vendas ao sábado, sendo que há um aumento geral das vendas ao fim-de-semana, incluindo sexta-feira. Os fatores sazonais variam em torno do valor 1, o que indica que a sazonalidade semanal é ténue. Os valores de previsão de vendas têm por base este comportamento sazonal.

A componente tendência é modelada através da equação da reta  $Y = -0,44x + 760$ , representada na Figura 4.6, na qual se verifica a presença de uma acentuada tendência negativa.

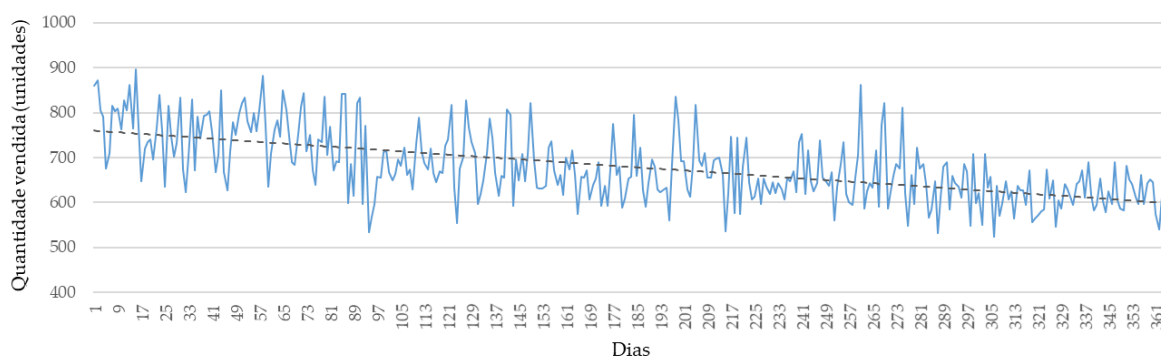


Figura 4.6 - Reta de tendência do modelo DC multiplicativo

O gráfico comparativo entre a amostra de ajustamento e dos valores ajustados através da aplicação do modelo de Decomposição Clássica na forma multiplicativa, encontra-se na Figura 4.7.

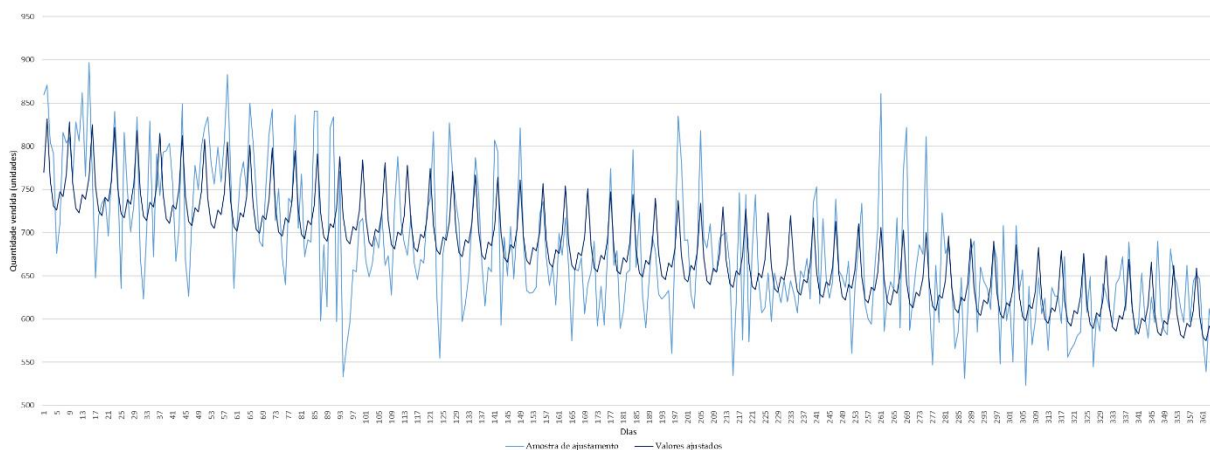


Figura 4.7 - Gráfico com a amostra de ajustamento e os valores ajustados (DC multiplicativo)

Com os valores de vendas ajustados, determinaram-se as diferenças entre os valores reais e os previstos, isto é, o respetivo erro associado. A Tabela 4.2 apresenta estes resultados para os primeiros 15 dias do mês de dezembro de 2021.

Constata-se, a partir da Tabela 4.2, que existem observações de erros positivos e negativos, o que significa que de um modo aleatório, o valor real é superior ou inferior ao valor ajustado.

Tabela 4.2 - Ajustamento através do modelo DC multiplicativo

| ANO  | MÊS | DIA | PERÍODO       | Vendas | Ajustamento | Erro | Erro <sup>2</sup> |
|------|-----|-----|---------------|--------|-------------|------|-------------------|
| 2021 | 12  | 1   | Quarta-feira  | 678    | 634         | 44   | 1936              |
| 2021 | 12  | 2   | Quinta-feira  | 702    | 630         | 72   | 5184              |
| 2021 | 12  | 3   | Sexta-feira   | 640    | 649         | -9   | 81                |
| 2021 | 12  | 4   | Sábado        | 719    | 699         | 20   | 400               |
| 2021 | 12  | 5   | Domingo       | 646    | 642         | 4    | 16                |
| 2021 | 12  | 6   | Segunda-feira | 612    | 618         | -6   | 36                |
| 2021 | 12  | 7   | Terça-feira   | 625    | 613         | 12   | 144               |
| 2021 | 12  | 8   | Quarta-feira  | 683    | 631         | 52   | 2704              |
| 2021 | 12  | 9   | Quinta-feira  | 632    | 627         | 5    | 25                |
| 2021 | 12  | 10  | Sexta-feira   | 608    | 646         | -38  | 1444              |
| 2021 | 12  | 11  | Sábado        | 655    | 696         | -41  | 1681              |
| 2021 | 12  | 12  | Domingo       | 626    | 639         | -13  | 169               |
| 2021 | 12  | 13  | Segunda-feira | 720    | 615         | 105  | 11025             |
| 2021 | 12  | 14  | Terça-feira   | 635    | 611         | 24   | 576               |
| 2021 | 12  | 15  | Quarta-feira  | 617    | 628         | -11  | 121               |

As medidas de avaliação do ajustamento e da validação estão apresentadas na Tabela 4.3. O  $R^2$  é baixo para ambas as amostras, concluindo-se que o modelo não explica parte da variabilidade da série cronológica. Comparando o REQM das duas amostras, a amostra de validação apresenta um valor mais elevado e, conseqüentemente, o  $R^2$  mais baixo.

O EM e o EAM associado quer da amostra de ajustamento quer da amostra de validação encontram-se relativamente baixos. Verifica-se que ambos apresentam uma diferença de valores elevada relativamente às amostras, no entanto a amostra de validação apresenta erros de maior valor. Esta variação pode ser explicada pelo facto de as duas amostras terem dimensões diferentes, sendo a amostra de validação mais reduzida. O valor do EM da amostra de ajustamento, ao estar muito próximo de 0%, indica que o modelo não está nem a prever sistematicamente acima nem sistematicamente abaixo do valor real. Porém, o EAM da amostra de ajustamento aproxima-se de 8%, mas todas as observações do erro são consideradas (valor absoluto) pelo que a magnitude do erro passa a ser maior.

Tabela 4.3 - Resultados do modelo DC multiplicativo

| Estatísticas   |             |       |
|----------------|-------------|-------|
| <i>EM (%)</i>  | ajustamento | -0,80 |
|                | validação   | 6,68  |
| <i>EAM (%)</i> | ajustamento | 7,40  |
|                | validação   | 9,13  |
| <i>REQM</i>    | ajustamento | 53,62 |
|                | validação   | 71,76 |
| $R^2$          | ajustamento | 46,9% |
|                | validação   | 38,7% |

Na Figura 4.7 encontra-se a representação gráfica dos valores reais de vendas de 2022 e das previsões obtidas para a amostra de validação. Verifica-se que o ajustamento efetuado a partir da aplicação do modelo de Decomposição Clássica na forma multiplicativa não segue o padrão das vendas reais.

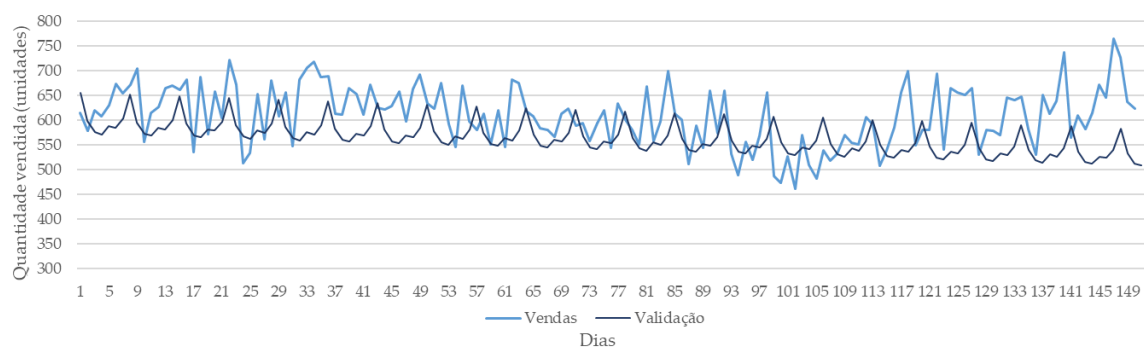


Figura 4.8 - Vendas diárias e valores de previsão do Pão de Água (DC na forma multiplicativa)

## II. Sazonalidade do tipo aditivo

Para o modelo de Decomposição Clássica com sazonalidade aditiva os fatores sazonais encontram-se na Tabela 4.4 e Figura 4.8, onde é visível vendas máximas ao sábado e mínimas na terça-feira. A previsão de vendas tem por base este comportamento sazonal ao longo de 2021.

Tabela 4.4 -Fatores sazonais no modelo DC na forma aditiva

| Dia           | FS ajust |
|---------------|----------|
| Segunda-Feira | -30,316  |
| Terça-Feira   | -36,906  |
| Quarta-Feira  | -4,214   |
| Quinta-Feira  | 2,257    |
| Sexta-Feira   | 16,520   |
| Sábado        | 58,323   |
| Domingo       | -5,664   |

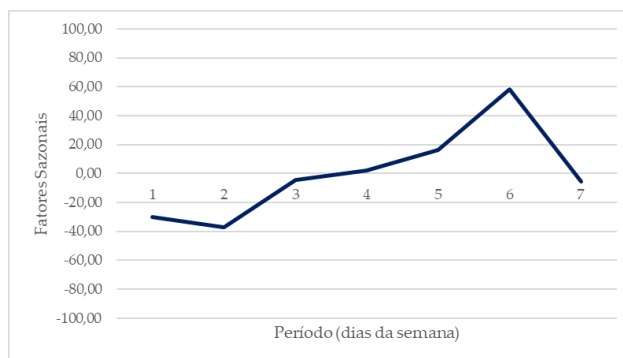


Figura 4.8 - Fatores sazonais no modelo DC na forma aditiva

A componente da tendência é modelada pela mesma equação de reta definida do modelo com sazonalidade multiplicativa,  $Y = - 0,44x + 760$ . O gráfico comparativo entre a amostra de ajustamento e dos valores ajustados através da aplicação do modelo de Decomposição Clássica na forma aditiva, encontra-se na Figura 4.9.

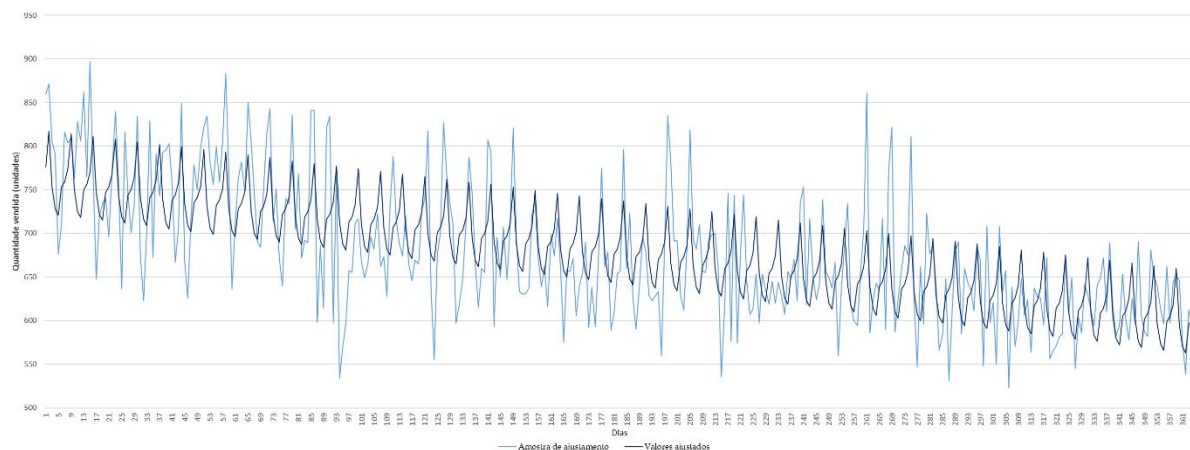


Figura 4.9 - Gráfico com a amostra de ajustamento e os valores ajustados (DC aditivo)

Foi determinado o erro associado. Na Tabela 4.5 estão apresentadas as observações para os primeiros 15 dias do mês de dezembro de 2021.

Tabela 4.5 - Ajustamento através do modelo DC aditivo

| ANO  | MÊS | DIA | PERÍODO       | Vendas | Ajustamento | Erro | Erro <sup>2</sup> |
|------|-----|-----|---------------|--------|-------------|------|-------------------|
| 2021 | 12  | 1   | Quarta-feira  | 678    | 638         | 40   | 1600              |
| 2021 | 12  | 2   | Quinta-feira  | 702    | 644         | 58   | 3364              |
| 2021 | 12  | 3   | Sexta-feira   | 640    | 658         | -18  | 324               |
| 2021 | 12  | 4   | Sábado        | 719    | 699         | 20   | 400               |
| 2021 | 12  | 5   | Domingo       | 646    | 635         | 11   | 121               |
| 2021 | 12  | 6   | Segunda-feira | 612    | 610         | 2    | 4                 |
| 2021 | 12  | 7   | Terça-feira   | 625    | 602         | 23   | 529               |
| 2021 | 12  | 8   | Quarta-feira  | 683    | 635         | 48   | 2304              |
| 2021 | 12  | 9   | Quinta-feira  | 632    | 641         | -9   | 81                |
| 2021 | 12  | 10  | Sexta-feira   | 608    | 655         | -47  | 2209              |
| 2021 | 12  | 11  | Sábado        | 655    | 696         | -41  | 1681              |
| 2021 | 12  | 12  | Domingo       | 626    | 632         | -6   | 36                |
| 2021 | 12  | 13  | Segunda-feira | 720    | 606         | 114  | 12996             |
| 2021 | 12  | 14  | Terça-feira   | 635    | 599         | 36   | 1296              |
| 2021 | 12  | 15  | Quarta-feira  | 617    | 632         | -15  | 225               |

Pela Tabela 4.6, verifica-se que o valor do  $R^2$  é baixo para as duas amostras, ainda que superior ao do modelo de DC na forma multiplicativa. As dias medidas do erro (em percentagem) são semelhantes às obtidas no modelo anterior. O REQM de ajustamento é superior ao de validação, como expectável, sendo os valores do  $R^2$  na ordem dos 47% para as duas amostras.

Tabela 4.6 - Resultados do modelo DC aditivo

| Estatísticas   |             |       |
|----------------|-------------|-------|
| <i>EM (%)</i>  | ajustamento | -0,82 |
|                | validação   | 6,65  |
| <i>EAM (%)</i> | ajustamento | 6,66  |
|                | validação   | 9,14  |
| <i>REQM</i>    | ajustamento | 55,12 |
|                | validação   | 72,11 |
| $R^2$          | ajustamento | 47,6% |
|                | validação   | 48,3% |

Na Figura 4.10 estão representados os valores reais de vendas de 2022 e as previsões obtidas para a amostra de validação. Verifica-se que o ajustamento efetuado a partir da aplicação do modelo de Decomposição Clássica na forma aditiva também não segue o padrão de vendas reais, pelo que é necessário testar outros modelos.

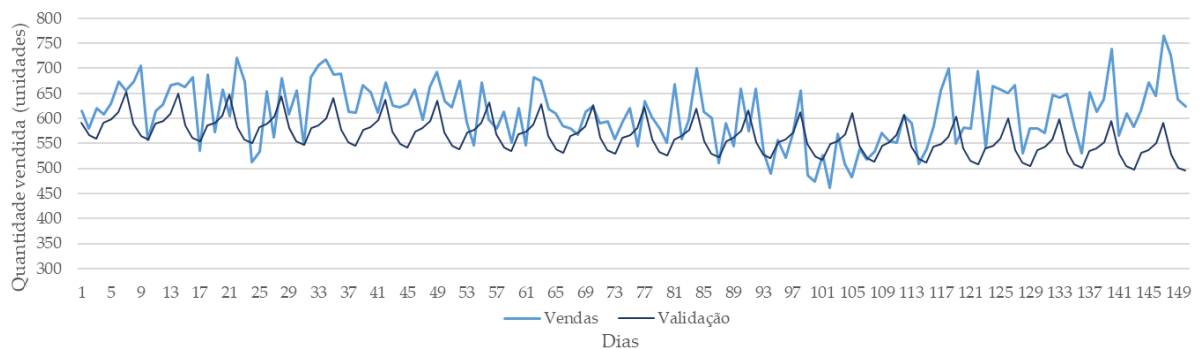


Figura 4.10 - Vendas diárias e valores de previsão de Pão de Água (DC aditivo)

#### 4.1.4.2 Modelo de *Holt-Winters*

Não tendo obtido bons resultados de previsão com o modelo de Decomposição Clássica, aplicou-se o modelo de *Holt-Winters* que modela o nível, a tendência e a sazonalidade. Neste modelo também se optou por considerar a tendência aditiva e a sazonalidade nas duas formas, a multiplicativa e a aditiva. Recorreu-se ao suplemento *Solver* do *Excel* para otimizar as constantes de alisamento  $\alpha$ ,  $\beta$  e  $\gamma$ , tendo como função objetivo definida a minimização do REQ. Ao utilizar o *Solver*, utilizou-se a restrição de que as constantes de alisamento não fossem superiores a 1 e da não negatividade destas ( $0 \leq \alpha \leq 1$ ,  $0 \leq \beta \leq 1$  e  $0 \leq \gamma \leq 1$ ).

##### I. Sazonalidade do tipo multiplicativo

A série cronológica de vendas de Pão de Água foi modelada usando o modelo de *Holt-Winters* com sazonalidade do tipo multiplicativo. Partindo das constantes de alisamento obtidas através do *Solver* e das equações (4.4), (4.5) e (4.6) é obtida a previsão para o dia seguinte através da equação (4.7).

$$\text{Nível: } n_t = 0,089 \times \frac{Y_t}{S_{t-7}} + (1 - 0,089) \times (n_{t-1} + T_{t-1}) \quad (4.4)$$

$$\text{Tendência: } T_t = 0,027 \times (n_t - n_{t-1}) + (1 - 0,027) \times T_{t-1} \quad (4.5)$$

$$\text{Sazonalidade: } S_t = 0,081 \times \frac{Y_t}{S_t} + (1 - 0,081) \times S_{t-7} \quad (4.6)$$

$$\text{Previsão: } P_{t+1} = (n_t + 1 \times T_t) \times S_{t+1-7} \quad (4.7)$$

O gráfico comparativo entre a amostra de ajustamento e dos valores ajustados através da aplicação do modelo de *Holt-Winters* na forma multiplicativa, encontra-se na Figura 4.11.

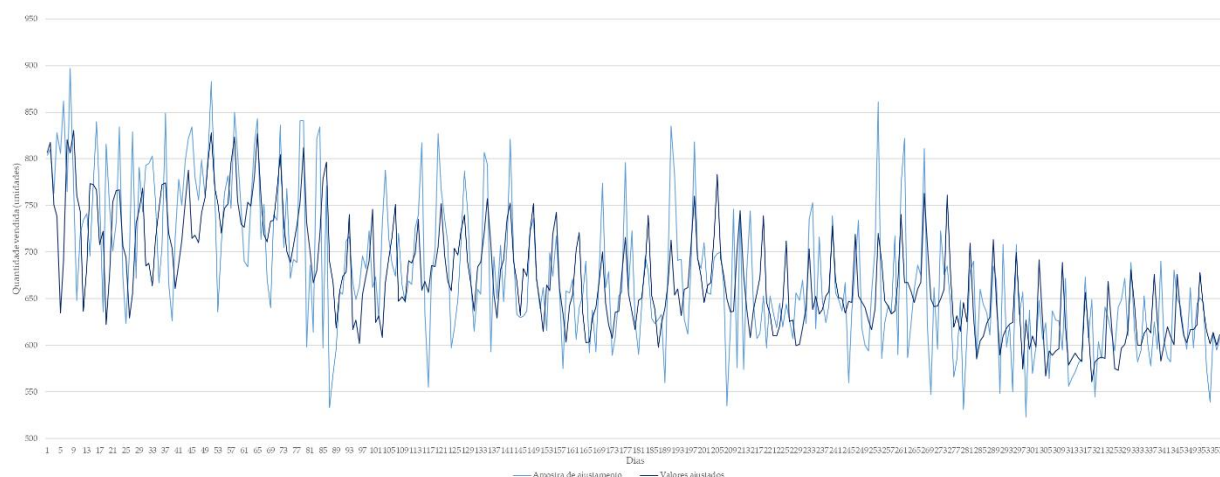


Figura 4.11 - Gráfico com a amostra de ajustamento e os valores ajustados (HW multiplicativo)

Com os valores reais e os valores de ajustamento calculou-se o respetivo erro associado. A Tabela 4.7 ilustra os primeiros 15 dias do mês de dezembro de 2021.

Tabela 4.7 - Ajustamento através do modelo HW multiplicativo

| ANO  | MÊS | DIA | PERÍODO       | Vendas | Previsão | Erro | Erro <sup>2</sup> |
|------|-----|-----|---------------|--------|----------|------|-------------------|
| 2021 | 12  | 1   | Quarta-feira  | 678    | 622      | -56  | 3167              |
| 2021 | 12  | 2   | Quinta-feira  | 702    | 628      | -74  | 5443              |
| 2021 | 12  | 3   | Sexta-feira   | 640    | 643      | 3    | 10                |
| 2021 | 12  | 4   | Sábado        | 719    | 706      | -13  | 160               |
| 2021 | 12  | 5   | Domingo       | 646    | 662      | 16   | 258               |
| 2021 | 12  | 6   | Segunda-feira | 612    | 624      | 12   | 148               |
| 2021 | 12  | 7   | Terça-feira   | 625    | 623      | -2   | 3                 |
| 2021 | 12  | 8   | Quarta-feira  | 683    | 634      | -49  | 2388              |
| 2021 | 12  | 9   | Quinta-feira  | 632    | 642      | 10   | 90                |
| 2021 | 12  | 10  | Sexta-feira   | 608    | 643      | 35   | 1249              |
| 2021 | 12  | 11  | Sábado        | 655    | 705      | 50   | 2458              |
| 2021 | 12  | 12  | Domingo       | 626    | 653      | 27   | 729               |
| 2021 | 12  | 13  | Segunda-feira | 720    | 615      | -105 | 11077             |
| 2021 | 12  | 14  | Terça-feira   | 635    | 625      | -10  | 93                |
| 2021 | 12  | 15  | Quarta-feira  | 617    | 641      | 24   | 560               |

Na Tabela 4.8 estão representadas as constantes de alisamento e os resultados das medidas de avaliação da qualidade preditiva do modelo. Verifica-se que as constantes de alisamento do modelo de HW com sazonalidade multiplicativa apresentam valores muito próximos de zero. Como o EM é muito próximo de zero, conclui-se que o modelo não está a prever nem por defeito nem por excesso e o EAM é mais baixo 1% que no modelo de DC (cerca de 6%).

O coeficiente de determinação ( $R^2$ ) ao ser superior para a amostra de validação quando comparada com a de ajustamento, significa que o modelo está a ter um desempenho na validação superior ao do ajustamento. O  $R^2$  é de aproximadamente 69% para a amostra de validação, pelo que consegue explicar cerca de 69% da variabilidade dos dados. O EM e o EAM das duas amostras são valores muito próximos e mostram que o modelo não está a prever nem por excesso nem por defeito nas duas amostras.

Tabela 4.8 - Resultados do modelo de HW multiplicativo

| Estatísticas |             |       |
|--------------|-------------|-------|
| Parâmetros   | $\alpha$    | 0,089 |
|              | $\beta$     | 0,027 |
|              | $\gamma$    | 0,081 |
| EM (%)       | ajustamento | -0,28 |
|              | validação   | -0,05 |
| EAM (%)      | ajustamento | 6,48  |
|              | validação   | 6,60  |
| REQM         | ajustamento | 52,74 |
|              | validação   | 51,01 |
| $R^2$        | ajustamento | 41,3% |
|              | validação   | 69,0% |

Na Figura 4.12 estão representados graficamente os valores reais de vendas de 2022 e as previsões obtidas no modelo para a amostra de validação. Verifica-se que o ajustamento efetuado a partir da aplicação do modelo de *Holt-Winters* com sazonalidade multiplicativa é o que mais se aproxima do comportamento das vendas reais.

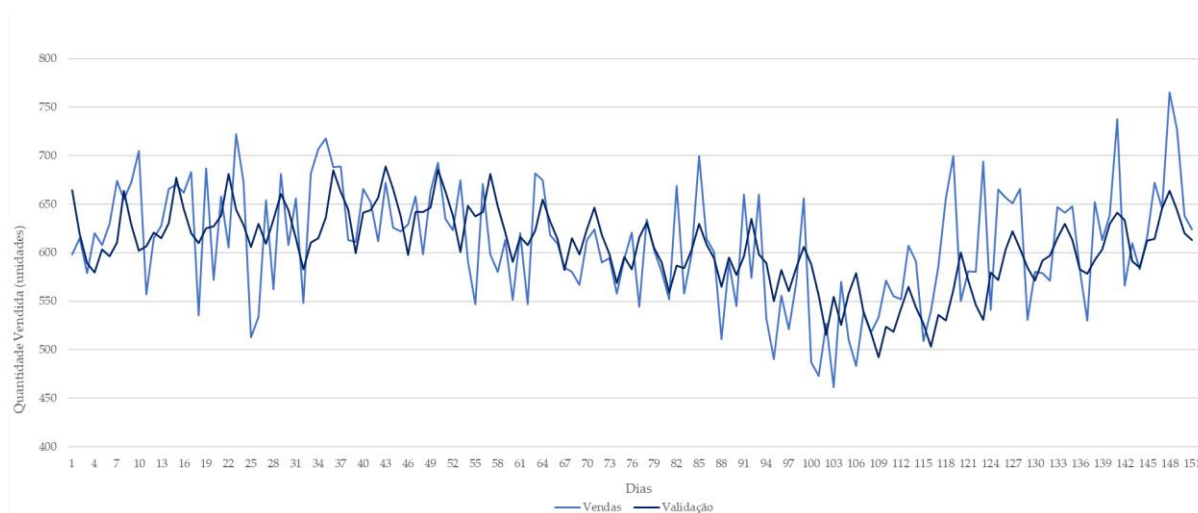


Figura 4.12 - Vendas diárias e valores de previsão de Pão de Água (HW multiplicativo)

## II. Sazonalidade do tipo aditivo

A série cronológica de vendas de Pão de Água foi também modelada pelo modelo de *Holt-Winters* com sazonalidade na forma aditiva. Partindo das constantes de alisamento obtidas através do *Solver*, e das equações (4.8), (4.9) e (4.10) é obtida a previsão diária representada na equação (4.11).

$$\text{Nível: } n_t = 0,075 \times \frac{Y_t}{S_{t-7}} + (1 - 0,075) \times (n_{t-1} + T_{t-1}) \quad (4.8)$$

$$\text{Tendência: } T_t = 0,030 \times (n_t - n_{t-1}) + (1 - 0,030) \times T_{t-1} \quad (4.9)$$

$$\text{Sazonalidade: } S_t = 0,093 \times \frac{Y_t}{S_t} + (1 - 0,093) \times S_{t-7} \quad (4.10)$$

$$\text{Previsão: } P_{t+1} = (n_t + 1 \times T_t) \times S_{t+1-7} \quad (4.11)$$

O gráfico comparativo entre a amostra de ajustamento e dos valores ajustados através da aplicação do modelo de *Holt-Winters* na forma aditiva encontra-se na Figura 4.13.

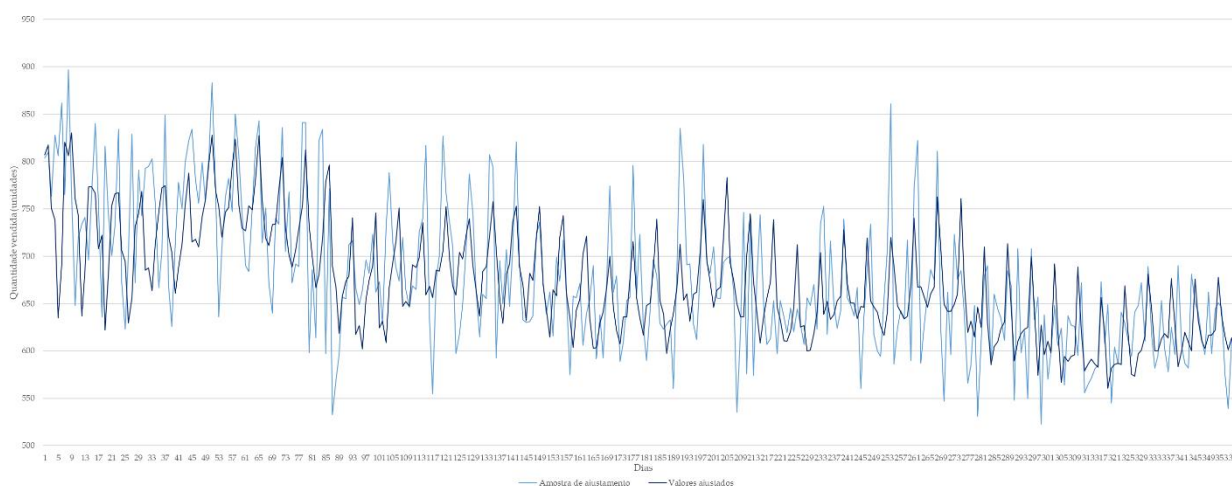


Figura 4.13 - Gráfico comparativo da amostra de ajustamento e dos valores ajustados

Calculou-se o respetivo erro associado, como representado na Tabela 4.9 para os primeiros 15 dias do mês de dezembro de 2021.

Tabela 4.9 - Ajustamento através do modelo HW aditivo

| ANO  | MÊS | DIA | PERÍODO       | Vendas | Ajustamento | Erro | Erro <sup>2</sup> |
|------|-----|-----|---------------|--------|-------------|------|-------------------|
| 2021 | 12  | 1   | Quarta-feira  | 678    | 627         | -51  | 2617              |
| 2021 | 12  | 2   | Quinta-feira  | 702    | 631         | -71  | 5048              |
| 2021 | 12  | 3   | Sexta-feira   | 640    | 646         | 6    | 35                |
| 2021 | 12  | 4   | Sábado        | 719    | 711         | -8   | 64                |
| 2021 | 12  | 5   | Domingo       | 646    | 674         | 28   | 756               |
| 2021 | 12  | 6   | Segunda-feira | 612    | 630         | 18   | 318               |
| 2021 | 12  | 7   | Terça-feira   | 625    | 630         | 5    | 24                |
| 2021 | 12  | 8   | Quarta-feira  | 683    | 643         | -40  | 1605              |
| 2021 | 12  | 9   | Quinta-feira  | 632    | 648         | 16   | 266               |
| 2021 | 12  | 10  | Sexta-feira   | 608    | 643         | 35   | 1252              |
| 2021 | 12  | 11  | Sábado        | 655    | 706         | 51   | 2617              |
| 2021 | 12  | 12  | Domingo       | 626    | 657         | 31   | 939               |
| 2021 | 12  | 13  | Segunda-feira | 720    | 613         | -107 | 11423             |
| 2021 | 12  | 14  | Terça-feira   | 635    | 630         | -5   | 23                |
| 2021 | 12  | 15  | Quarta-feira  | 617    | 650         | 33   | 1072              |

Na Tabela 4.10 estão representadas as constantes de alisamento e resultados para a avaliação da qualidade preditiva deste modelo. Verifica-se que as constantes de alisamento do modelo de HW com sazonalidade aditiva apresentam valores também eles muito próximos de zero. Conclui-se que o modelo é mais reativo à sazonalidade ( $\gamma$  é o maior valor apresentado). O EM é novamente muito próximo de zero e o EAM de cerca de 6%. O coeficiente de determinação ( $R^2$ ) é aproximadamente 65% para a amostra de validação, pelo que consegue explicar cerca de 65% da variabilidade das vendas.

Tabela 4.10 - Resultados do modelo de HW aditivo

| Estatísticas      |             |       |
|-------------------|-------------|-------|
| <i>Parâmetros</i> | $\alpha$    | 0,124 |
|                   | $\beta$     | 0,041 |
|                   | $\gamma$    | 0,133 |
| <i>EM (%)</i>     | ajustamento | 0,25  |
|                   | validação   | 0,05  |
| <i>EAM (%)</i>    | ajustamento | 6,43  |
|                   | validação   | 6,63  |
| <i>REQM</i>       | ajustamento | 55,20 |
|                   | validação   | 50,73 |
| $R^2$             | ajustamento | 39,4% |
|                   | validação   | 64,7% |

Na Figura 4.14 estão representados graficamente os valores reais de vendas de 2022 e as previsões obtidas na amostra de validação. Verifica-se que a previsão obtida a partir da aplicação do modelo de *Holt-Winters* com sazonalidade aditiva não é tão precisa como a do modelo multiplicativo.

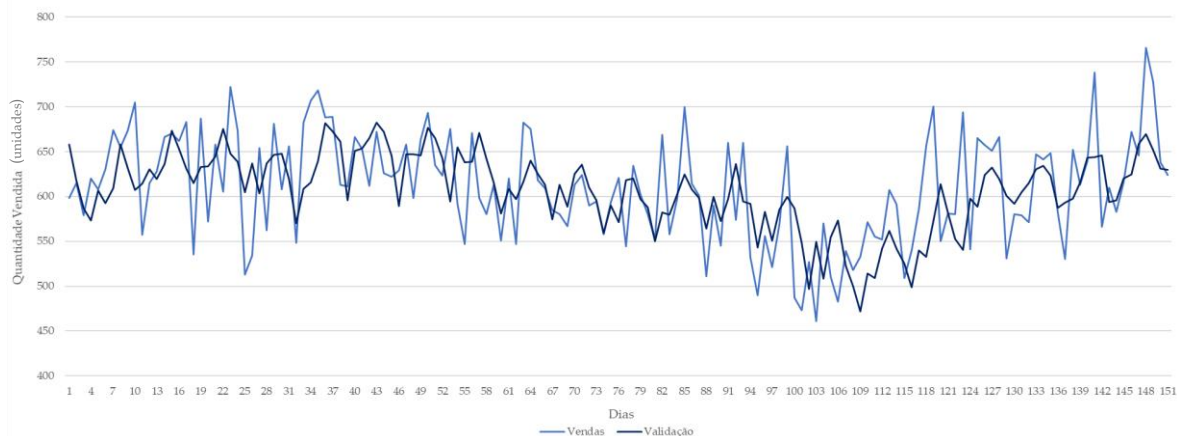


Figura 4.14 - Vendas diárias e valores de previsão de Pão de Água (HW aditivo)

#### 4.1.5 Seleção do Modelo de Previsão Diária

É necessário comparar os 4 modelos ajustados à série cronológica, para selecionar qual o modelo de previsão mais adequado à série de vendas estudada. Na Tabela 4.11 são apresentados os valores de  $R^2$  e REQM para a amostra de validação, de modo a comparar os modelos e identificar o que apresenta maior precisão.

Tabela 4.11 - Comparação dos 4 modelos utilizados em relação ao Pão de Água

|       | Modelo                           |                           |                                  |                           |
|-------|----------------------------------|---------------------------|----------------------------------|---------------------------|
|       | DC c/sazonalidade multiplicativa | DC c/sazonalidade aditiva | HW c/sazonalidade multiplicativa | HW c/sazonalidade aditiva |
| $R^2$ | 38,7%                            | 48,3%                     | 69,0%                            | 64,7%                     |
| REQM  | 71,76                            | 72,11                     | 51,01                            | 50,73                     |

Segundo a Tabela 4.11, o modelo que apresenta o coeficiente de determinação mais elevado é o modelo de *Holt-Winters* com sazonalidade multiplicativa (69%), sendo também o que apresenta um REQM mais baixo, logo é o mais adequado para o cálculo de previsão do Pão de Água.

Encontrado o modelo a aplicar, para a previsão de vendas a série de dados foi subdividida nos meses de verão e nos de outras estações. Através da informação recolhida nos

questionários feitos aos colaboradores de vendas (anexo A.1) , verificou-se que existe variação na afluência de clientes quando se comparam os dias de verão e os das restantes estações do ano. Assim, para a previsão de vendas dos dias dos meses de verão (julho, agosto e setembro) utilizou-se como amostra de ajustamento os respectivos meses de 2021 e para as outras estações utilizou-se como amostra de ajustamento os restantes meses (janeiro, fevereiro, março, abril, maio, junho, outubro, novembro e dezembro de 2021).

Nas Tabela 4.12 e Tabela 4.13, estão representadas as constantes de alisamento e os resultados do ajustamento do modelo no verão e nas outras estações, respetivamente.

Tabela 4.12-- Resultados do modelo de HW multiplicativo (verão)

| Parâmetros |             |       |
|------------|-------------|-------|
| verão      | $\alpha$    | 0,006 |
|            | $\beta$     | 0,602 |
|            | $\gamma$    | 0,230 |
| <i>EM</i>  | 0,006 %     |       |
| <i>EAM</i> | 0,063 %     |       |
| $R^2$      | ajustamento | 48,8% |
|            | validação   | 0%    |

Tabela 4.13 - Resultados do modelo de HW multiplicativo (outras estações)

| Parâmetros         |             |       |
|--------------------|-------------|-------|
| outras<br>estações | $\alpha$    | 0,117 |
|                    | $\beta$     | 0,053 |
|                    | $\gamma$    | 0,121 |
| <i>EM (%)</i>      | ajustamento | 0,16  |
|                    | validação   | 0,09  |
| <i>EAM (%)</i>     | ajustamento | 6,40  |
|                    | validação   | 6,56  |
| $R^2$              | ajustamento | 56,7% |
|                    | validação   | 72,3% |

As constantes de alisamento dos meses de verão apresentam valores bastante diferentes quando comparadas com as das outras estações. Para as outras estações e segundo a Tabela 4.13, as constantes de alisamento que apresentam um maior peso são  $\alpha$  e  $\gamma$ , indicando a existência de variabilidade no nível e na sazonalidade. Tanto o EM como o EAM estão muito próximos de 0. Tendo a amostra de validação uma dimensão muito reduzida, ao existir um erro mais elevado influência o erro absoluto da validação.

O coeficiente de determinação ( $R^2$ ) para a amostra de validação é aproximadamente 72%, isto é, o modelo consegue explicar cerca de 72% da variabilidade dos dados.

A Figura 4.15 mostra a série de vendas real e o ajustamento para os dias dos meses que correspondem às outras estações, na qual é visível a separação dos meses de outras estações e dos meses correspondentes ao verão, onde existe uma variação de comportamento.

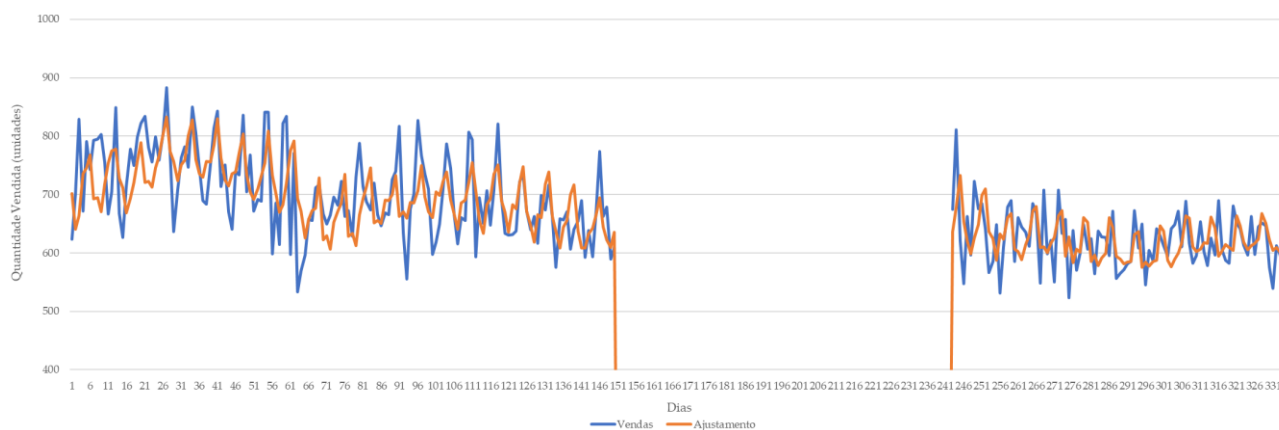


Figura 4.15 - Vendas diárias e ajustamento de vendas de Pão de Água (outras estações)

Posto isto, a Figura 4.16 mostra a série de vendas real e a validação para os meses de 2022 correspondentes a outras estações.

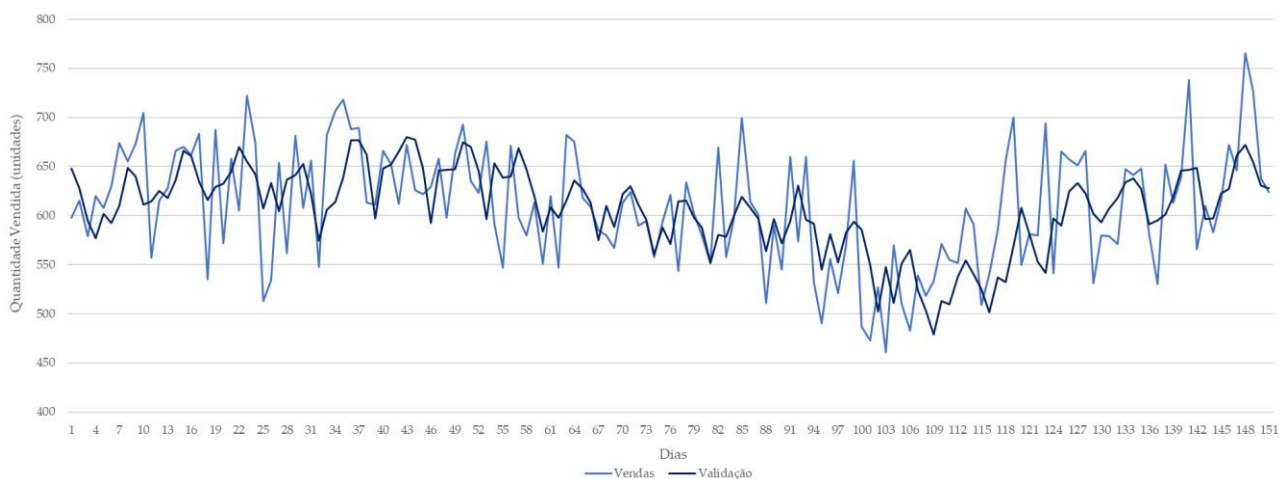


Figura 4.16 - Vendas diárias e valores de previsão de Pão de Água (outras estações)

Para o verão, e segundo a Figura 4.17 a constante de alisamento que tem um maior valor é  $\beta$ , indicando a maior variabilidade da tendência. O coeficiente de determinação ( $R^2$ ) da amostra de ajustamento é de aproximadamente 49%.

A Figura 4.17 mostra a série de vendas real e os valores ajustados diários dos meses correspondentes ao verão. Para os meses de verão apenas foi feito o ajustamento, por ainda não existirem dados relativos às vendas dos meses de verão de 2022.

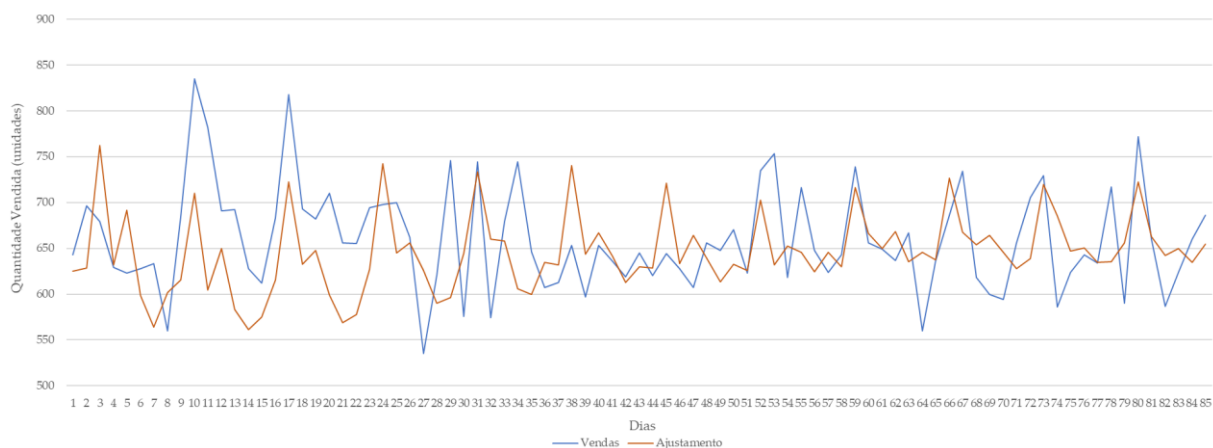


Figura 4.17 - Vendas diárias e valores de ajustamento de vendas de Pão de Água (verão)

#### 4.1.6 Previsão Horária

Depois de encontrado o modelo que melhor se ajusta às vendas diárias, e partindo do valor de previsão diário obtido através do modelo de *Holt-Winters* com sazonalidade multiplicativa aplicado a dias de outras estações que não o verão, procedeu-se à previsão horária. Os dados horários de vendas diárias foram agregados para os 6 horários de abastecimento das 7h às 19h, nomeadamente, para o abastecimento das 7h foram consideradas as vendas do horário das 7h, já no horário das 8h foram consideradas as vendas das 8h e 9h, no horário das 10h foram agregadas as vendas das 10h e 11h, para as 12h foram agregadas as vendas das 12h, 13h e 14h, no horário das 15h foram agregadas as vendas das 15h, 16h e 17h e no último horário de abastecimento (18h) foram agregadas as vendas das 18h e 19h.

Partindo das agregações para os horários de abastecimento, foram calculadas ponderações para cada horário, dependendo do dia da semana e da estação do ano. As ponderações horárias variam muito pouco relativamente aos dias da semana, no entanto, quando comparadas com o fim-de-semana verifica-se uma grande variação em termos horários.

Nas Tabela 4.14 e Tabela 4.15, estão apresentadas as ponderações para os respectivos horários de abastecimento, durante os dias de semana e de fim-de-semana, no verão (julho, agosto e setembro) e nas outras estações do ano, respectivamente.

Tabela 4.14 - Ponderações horárias (verão)

| <b>Verão</b>             |                                       |                      |
|--------------------------|---------------------------------------|----------------------|
| (jul, ago e set)         | <i>Ponderações médias por horário</i> |                      |
| Horário de Abastecimento | <b>Semana</b>                         | <b>Fim-de-semana</b> |
| 7                        | 9,4%                                  | 7,8%                 |
| 8                        | 13,3%                                 | 17,1%                |
| 10                       | 14,5%                                 | 20,5%                |
| 12                       | 13,8%                                 | 19,2%                |
| 15                       | 20,9%                                 | 15,6%                |
| 18                       | 28,0%                                 | 19,9%                |

Tabela 4.15 - Ponderações horárias (outras estações)

| <b>Outras Estações</b>                         |                                       |                      |
|--|---------------------------------------|----------------------|
| (jan, fev, mar, abr, mai, jun, out, nov e dez) | <i>Ponderações médias por horário</i> |                      |
| Horário de Abastecimento                       | <b>Semana</b>                         | <b>Fim-de-semana</b> |
| 7  | 5,7%                                  | 4,0%                 |
| 8  | 11,3%                                 | 14,8%                |
| 10   | 14,3%                                 | 22,8%                |
| 12   | 16,1%                                 | 25,2%                |
| 15   | 24,5%                                 | 16,5%                |
| 18   | 28,2%                                 | 16,7%                |

As ponderações calculadas foram aplicadas à previsão diária obtida através da aplicação do modelo de *Holt-Winters* com sazonalidade multiplicativa às outras estações, alcançando-se um  $R^2$  de 78% e um REQM da previsão horária de 35,9.

Para o mês de junho, com base na previsão diária e nas ponderações horárias, foi calculada a previsão das vendas para os horários de abastecimento. Obteve-se um  $R^2$  de 59% e um REQM de 32,6. O gráfico representado na Figura 4.18, apresenta as vendas reais para os horários de abastecimento e a previsão calculada.

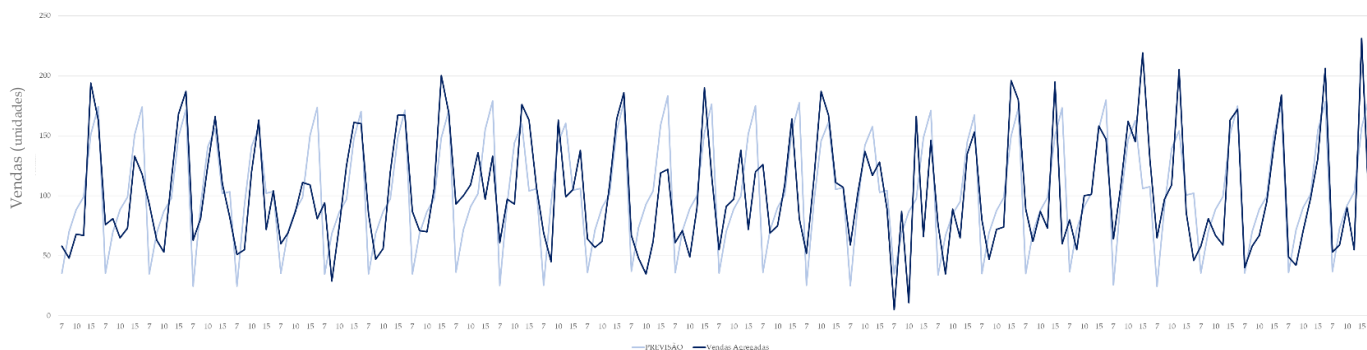


Figura 4.18 - Gráfico com a previsão e os valores de vendas por horário (junho)

## 4.2 Fábrica de Bolachas

A fábrica de bolachas objeto de análise, não faz a gestão de *stocks* aplicando algum modelo. A quantidade a encomendar e o momento a encomendar resulta do conhecimento empírico e da sensibilidade e experiência do responsável, ou então, da necessidade de repor o *stock* do produto.

O foco da gestão de *stocks* das bolachas deve passar por evitar a existência de roturas, uma vez que estas podem implicar perdas de oportunidade de venda para a empresa, mudanças no planeamento de produção e, conseqüentemente, custos acrescidos.

A fábrica produz para *stock*. No entanto, como as bolachas são produtos perecíveis, não há interesse em manter uma quantidade elevada em *stock*, visto que a sua qualidade vai degradando com a proximidade ao final do prazo de validade.

### 4.2.1 Análise ABC

Após a recolha dos dados de vendas mensais da fábrica a clientes diretos e a superfícies comerciais, entre 2013 e 2021, foram agregadas as referências relativas aos mesmos produtos (que sofreram alterações de peso ao longo dos anos considerados) e tratados os *outliers*. O tratamento de cada *outlier*, foi feito por ordem de aparecimento, com base na média das vendas do mês homólogo anterior e posterior.

Foi então efetuada uma análise ABC aos 23 produtos, usando o valor de uso como critério (quantidade vendida x custo unitário) e as vendas do ano de 2021 (anexo A.2). Esta análise permitiu classificar os artigos em três classes: a classe A, contém os 6 produtos de maior importância, a classe B contém os 7 produtos intermédios e, por fim, a classe C contém os remanescentes 10 produtos de menor importância (Tabela 4.16).

Tabela 4.16 - Análise ABC aplicada às bolachas

| Descrição do Produto                      | Valor de uso (UM) | % individual | % acumulada | Classificação |
|---|-------------------|--------------|-------------|---------------|
| Mulata 175g [cx. 5,6Kg]                   | 19113,1           | 30,43        | 30,4        | A             |
| Mulata 3x175g [cx. 10,5Kg]                | 12151,4           | 19,35        | 49,8        | A             |
| Maria 150g [cx. 6Kg]                      | 6330,2            | 10,08        | 59,9        | A             |
| Sortido Saqueta 140x40g Granel            | 4662,4            | 7,42         | 67,3        | A             |
| Maria 4x150g [cx. 6Kg]                    | 3759,1            | 5,98         | 73,3        | A             |
| Mulata Saquetas 8x35g                     | 3584,2            | 5,71         | 79,0        | A             |
| Água e Sal 200g [cx. 8Kg]                 | 2145,1            | 3,42         | 82,4        | B             |
| Maria 200g [cx. 11,2Kg]                   | 1943,1            | 3,09         | 85,5        | B             |
| Rural 250g [cx. 8Kg]                      | 1567,9            | 2,50         | 88,0        | B             |
| Mulata Mini 180g [cx. 4,32Kg]             | 1229,4            | 1,96         | 89,9        | B             |
| Maria Saquetas 8x32,5g                    | 1001,6            | 1,59         | 91,5        | B             |
| Mulata Saq. 192x35g Granel                | 942,5             | 1,50         | 93,0        | B             |
| Água e Sal Saq 8x30g [cx. 2,40Kg]         | 786,8             | 1,25         | 94,3        | B             |
| Maria Mini 150g [cx. 3,6Kg]               | 640,8             | 1,02         | 95,3        | C             |
| Sortido Saqueta 140x40g Granel Azoris     | 589,9             | 0,94         | 96,2        | C             |
| Integral Saquetas 10x40g                  | 530,2             | 0,84         | 97,1        | C             |
| Maria Saqueta 176x32,5g Granel            | 468,8             | 0,75         | 97,8        | C             |
| Integral 2x200g [cx. 3,2Kg]               | 372,1             | 0,59         | 98,4        | C             |
| Água e Sal Saq. 210x30g Granel            | 284,8             | 0,45         | 98,9        | C             |
| Sortido Saqueta 140x40g Granel Açorsonho  | 273,6             | 0,44         | 99,3        | C             |
| Sortido Saqueta 200x28g Granel Sata       | 273,6             | 0,44         | 99,7        | C             |
| Sortido Saqueta 140x40g Granel Moaçor     | 84,9              | 0,14         | 99,9        | C             |
| Sortido Saqueta 140x40g Granel 2RCHousing | 77,5              | 0,12         | 100,0       | C             |

O objetivo da aplicação da análise ABC é caracterizar os produtos em *stock* e, simultaneamente, conhecer o comportamento de cada um ao longo do período definido. As vendas de bolacha Maria 150g foi agregada à da bolacha Maria 4x150g, uma vez que estes 2 produtos são iguais, pelo que podem ser produzidos simultaneamente sendo apenas o embalagem diferente. O mesmo se aplicou às vendas de bolacha Mulata 175g e de bolacha Mulata 3x175g. O Sortido Saqueta 40x140g Granel apresenta um modelo de encomenda próprio, não havendo interesse em propor um modelo de gestão de *stocks* deste produto. As bolachas Mulatas Saquetas 8x35g só começaram a ser produzidas no ano de 2014, só existindo dados a partir dessa data.

Com a agregação das vendas de bolachas iguais, mas embalamentos distintos, foi refeita a análise ABC relativa à produção, presente na Tabela 4.17, sendo que as bolachas em saquetas e a granel foram também associadas por poderem ser produzidas em simultâneo.

Tabela 4.17 - Análise ABC das bolachas (vendas agregadas)

| Descrição do Produto                      | Valor de uso (UM) | % individual | % acumulada | Classificação |
|---|-------------------|--------------|-------------|---------------|
| Mulata 175g                               | 31264,6           | 49,04        | 49,0        | A             |
| Maria 150g                                | 10089,4           | 15,83        | 64,9        | A             |
| Sortido Saqueta 140x40g Granel            | 4662,4            | 7,31         | 72,2        | A             |
| Mulata Saquetas 35g                       | 4526,7            | 7,10         | 79,3        | A             |
| Água e Sal 200g [cx. 8Kg]                 | 2145,1            | 3,36         | 82,6        | B             |
| Maria 200g [cx. 11,2Kg]                   | 1943,1            | 3,05         | 85,7        | B             |
| Rural 250g [cx. 8Kg]                      | 1567,9            | 2,46         | 88,1        | B             |
| Maria Saquetas 32,5g                      | 1470,4            | 2,31         | 90,5        | B             |
| Mulata Mini 180g [cx. 4,32Kg]             | 1229,4            | 1,93         | 92,4        | B             |
| Água e Sal 200g [cx. 8Kg]                 | 1227,3            | 1,93         | 94,3        | B             |
| Água e Sal Saq 8x30g [cx. 2,40Kg]         | 786,8             | 1,23         | 95,5        | C             |
| Maria Mini 150g [cx. 3,6Kg]               | 640,8             | 1,01         | 96,5        | C             |
| Sortido Saqueta 140x40g Granel Azoris     | 589,9             | 0,93         | 97,5        | C             |
| Integral Saquetas 10x40g                  | 530,2             | 0,83         | 98,3        | C             |
| Integral 2x200g [cx. 3,2Kg]               | 372,1             | 0,58         | 98,9        | C             |
| Sortido Saqueta 140x40g Granel Açorsonho  | 273,6             | 0,43         | 99,3        | C             |
| Sortido Saqueta 200x28g Granel Sata       | 273,6             | 0,43         | 99,7        | C             |
| Sortido Saqueta 140x40g Granel Moaçor     | 84,9              | 0,13         | 99,9        | C             |
| Sortido Saqueta 140x40g Granel 2RCHousing | 77,5              | 0,12         | 100,0       | C             |

Assim, dos 19 produtos alvo de produção, 4 são classificados de A, a que corresponde um valor de uso de 79,3%, 6 são classificados de B, a que corresponde um valor de uso de 15% e os restantes 9 produtos classificados de C envolvem 5,7% do valor de uso.

## 4.2.2 Comportamento das Vendas

A seleção dos produtos a estudar foi feita com base na análise ABC das bolachas (vendas agregadas), sendo estudados os produtos que apresentavam uma percentagem individual superior a 7%, isto é, todos os classificados de A.

A partir dos gráficos das Figura 4.19, Figura 4.20, Figura 4.21, Figura 4.22 e Figura 4.23, constata-se que as vendas mensais não seguem um padrão regular existindo picos de consumo, resultantes de vendas realizadas a clientes finais e, principalmente, a superfícies comerciais.

A partir da Figura 4.19, observa-se que as vendas de Maria 150g, ao longo do tempo podem ser aproximadas a uma reta com declive negativo, traduzindo uma tendência linear negativa.

É evidente que está a ocorrer um decréscimo de ano para ano, sendo que de 2018 para 2019 foi de 8,6%, de 2019 para 2020 foi de 10,3% e de 2020 para 2021 de 11,9%. A diferença entre a percentagem de decréscimo de ano para ano é de cerca de 1,65%, que se traduz numa

diminuição média do valor de vendas registado de aproximadamente 0,3t. Assim sendo, para o ano de 2022, será considerado um decréscimo médio nas vendas de  $11,9\% + 1,65\% = 13,6\%$ , isto é, um valor médio de vendas mensais de 2,40t.

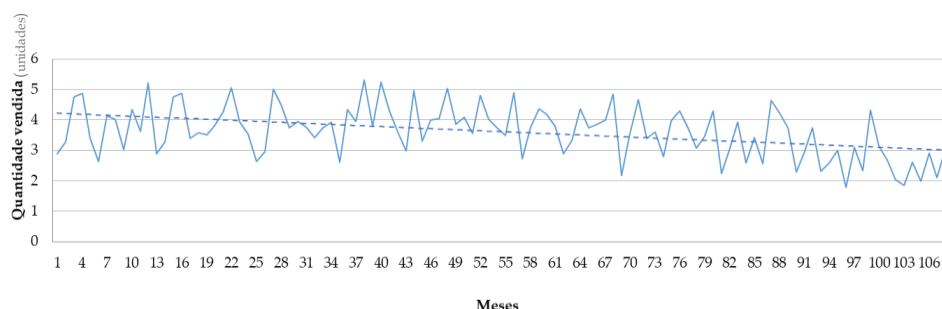


Figura 4.19 - Comportamento das vendas de Maria 150g

Na Figura 4.20, as vendas de Maria 4x150g podem ser caracterizadas por uma tendência linear positiva. Verifica-se um ligeiro aumento de ano para ano, sendo que de 2018 para 2019 foi de 1,8%, de 2019 para 2020 registou-se um crescimento maior, de 19,3%, e de 2020 para 2021 um decréscimo de 5%. Este comportamento poderá ser justificado pela mudança na embalagem, partindo de um comportamento tão variável e considerando o ano de 2021, em 2022 será considerado um decréscimo 5%, isto é, um valor médio de vendas mensais de 1,65t.

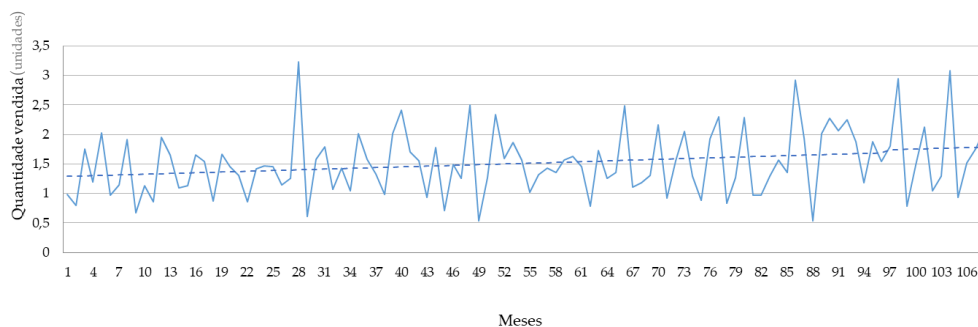


Figura 4.20 - Comportamento das vendas de Maria 4x150g

De acordo com a Figura 4.21, as vendas de Mulata 175g podem ser aproximadas a uma reta de tendência positiva. Verifica-se um ligeiro aumento de ano para ano, sendo que de 2018 para 2019 foi de 7,3%, de 2019 para 2020 de 3,9% e de 2020 para 2021 um aumento de 5,8%. Neste sentido, para o ano de 2022, será considerado um aumento médio de 5,7% (valor médio das taxas e crescimento dos últimos 4 anos), isto é, um valor médio de vendas mensais de 5,74t.

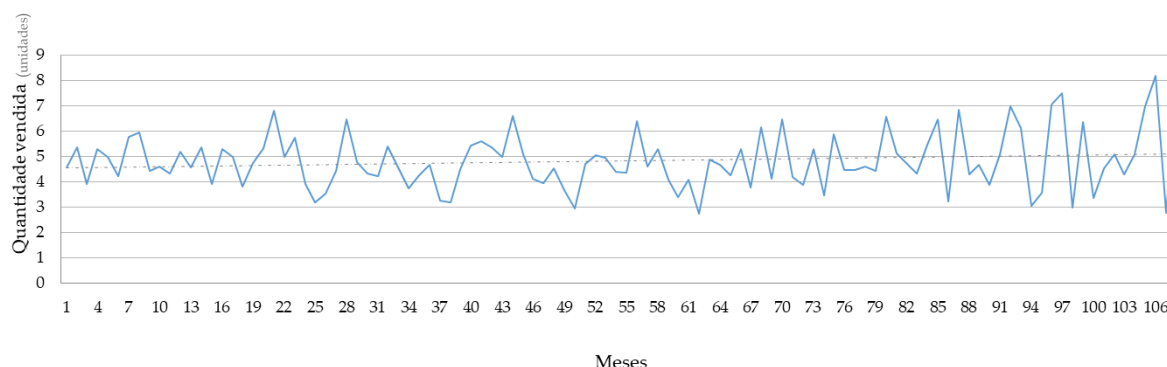


Figura 4.21 - Comportamento da procura de Mulata 175g

As vendas de Mulata 3x175g representadas na Figura 4.22, têm uma tendência linear positiva. Verifica-se um aumento de ano para ano, sendo que de 2018 para 2019 foi de 8,0%, de 2019 para 2020 registou-se um crescimento de 5,5% e de 2020 para 2021 um decréscimo relevante, de 14,2%. Este comportamento da procura pode dever-se ao aumento de preço, a mudanças na embalagem, à situação pandémica, ao mercado regional ter extagnado e à, consequente, necessidade de expansão e/ou acertos na receita devidos à automatização da fábrica. Partindo de um comportamento tão variável e seguindo o comportamento verificado em 2021, em 2022 será considerado um decréscimo de 5% (média dos últimos 2 anos) isto é, um valor médio de vendas mensais de 3,17t.

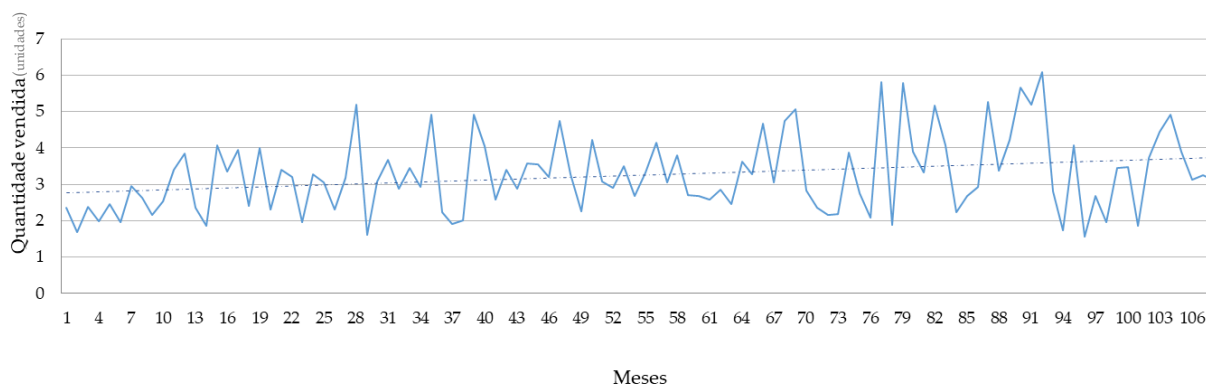


Figura 4.22 - Comportamento da procura de Mulata 3x175g

De acordo com a Figura 4.23, a procura de Mulata 8x35g apresenta uma tendência linear positiva. Verificam-se flutuações nas vendas de ano para ano. Entre 2018 e 2019 ocorreu um aumento de 9,8%, entre 2019 e 2020 registou-se um decréscimo de 6,8% e entre 2020 e 2021 houve um aumento relevante de 19,8%, justificado pelas vendas extraordinárias feitas a uma superfície comercial. Partindo de um comportamento tão variável, para 2022 será considerado um crescimento de 6,5% (média dos últimos 2 anos), isto é, um valor médio de vendas mensais de 1,02t.

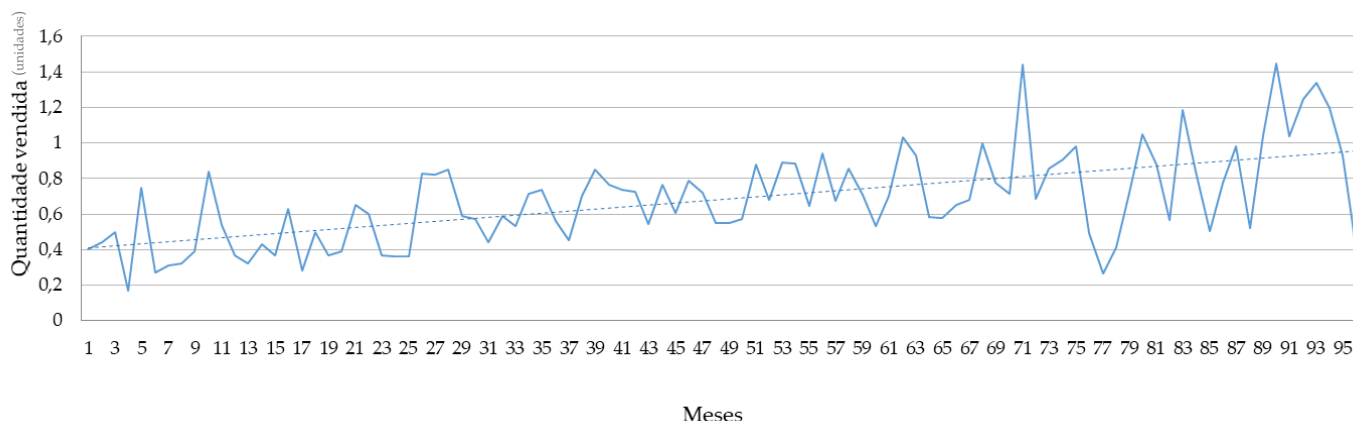


Figura 4.23 - Comportamento da procura de Mulata 8x35g

### 4.2.3 Modelo de Revisão Contínua

A fábrica de bolachas produz para *stock*, no entanto, por questões de qualidade do produto, não é conveniente que este seja mantido no armazém da empresa mais de 3 semanas (21 dias). Assim, a quantidade a encomendar à produção e o ponto de encomenda irá depender deste requisito e da minimização do custo total envolvido.

A gestão de *stocks* está integrada com o planeamento de produção, uma vez que as encomendas são colocadas à produção. A produção, por sua vez, faz entregas parcelares da encomenda, por isso, foi utilizado o modelo de revisão contínua com taxa de aprovisionamento finito. Para o efeito, é necessário fazer estimativa de alguns custos.

### 4.2.4 Estimativa de Custos

É necessário estimar os dados relativos aos custos unitários, por colaborador, de preparação da linha, de aprovisionamento e de posse de *stock*.

A fábrica de bolachas labora 8 horas por dia, durante 5 dias por semana e está inativa 5 semanas por ano. Em 2021 a fábrica esteve inativa nas 2 primeiras semanas de junho, 2 últimas semanas de agosto e última semana de dezembro.

Relativamente ao prazo de entrega (*lead time*) das encomendas feitas à produção, foi considerado um valor médio de 4 dias para os produtos em estudo. A capacidade produtiva diária da linha está presente na Tabela 4.18.

Tabela 4.18 - Dados da capacidade produtiva da linha

| Capacidade Produtiva (P) | Maria 150g | Mulata 175g | Mulata saquetas 8x35g |
|--------------------------|------------|-------------|-----------------------|
| Massas/dia               | 7          | 10          | -                     |
| Kg/dia                   | 1500       | 1800        | -                     |
| Caixas/dia               | -          | -           | 200                   |
| Packs/dia                | 10000      | 10286       | 2000                  |

Para o cálculo dos custos foi considerada uma taxa de custo de posse (I) de 5% por ano, por se tratar de um valor apropriado dada a conjuntura económica do país e que reflete de forma mais realista possível o custo de oportunidade do capital investido em *stock*.

#### a) Custo unitário do produto

No que diz respeito aos custos unitários dos produtos, estes foram estimados com base na subtração do IVA (de 17% nos Açores, 18% até 30/06/2021 e 16% o restante ano) e de uma margem de 20% ao preço de venda. Por exemplo, o custo de Mulata 175g foi obtido pela equação (4.12), onde 0,69 UM é o preço unitário de Mulata 175g e 1,97 UM é o preço do pack de Mulata 3x175g. O custo unitário de Maria 150g e de Mulata Saquetas 8x35g é dado pelas equações (4.13) e (4.14), respetivamente.

$$c_{\text{unitário}}(\text{mul}_{175\text{g}}) = \left(0,69 + \frac{1,97}{3}\right) \times (1 - 0,37) \quad (4.12)$$

$$c_{\text{unitário}}(\text{mar}_{150\text{g}}) = \left(0,40 + \frac{1,49}{4}\right) \times (1 - 0,37) \quad (4.13)$$

$$c_{\text{unitário}}(\text{mul}_{8 \times 35\text{g}}) = \frac{1,40}{8} \times (1 - 0,37) \quad (4.14)$$

#### b) Custo diário por colaborador

O custo diário por colaborador foi calculado com base i) no salário de 1 ano de cerca de 800 UM pagos em 14 meses (12 meses mais 2 meses de férias), ii) no valor pago pela empresa à segurança social (11% + 23,75% = 34,75% do salário) e iii) no valor médio do subsídio de alimentação mensal (4,77 UM/dia), equação (4.15).

$$\begin{aligned} C_{\text{colaborador}} &= C_{\text{ordenado}} + C_{\text{seg. social}} + C_{\text{sub. alimentação}} \\ &= \left(800 \times \frac{14 \text{ meses}}{12 \text{ meses}}\right) + \left(800 \times 0,3475 \times \frac{14}{12}\right) + \left(4,77 \times 21 \text{ dias} \times \frac{11 \text{ meses}}{12 \text{ meses}}\right) \end{aligned} \quad (4.15)$$

#### c) Custo de preparação da linha

O custo de preparação da linha, que é única, depende i) dos 9 colaboradores, ii) das 4 horas, em média, que incluem, por exemplo, limpezas, mudanças de formato e fabrico de massas e iii) do custo horário dos colaboradores, equação (4.16).

$$C_{\text{preparação da linha}} = 1 \times 4\text{h} \times 5,6 \text{ UM/h} \quad (4.16)$$

#### d) Custo de provisionamento

O custo de provisionamento inclui i) o custo administrativo, ii) o custo de expedição da encomenda, iii) o custo de transporte e, ainda, iv) o custo de manuseamento do produto em armazém. Este custo foi calculado com base na soma dos custos anteriormente mencionados.

Para estimar os custos que constituem o custo de provisionamento utilizaram-se as seguintes aproximações:

i) Custo administrativo por encomenda - foi calculado tendo em conta que a colocação e receção de notas de encomenda ocupa 40% (percentagem foi ainda dividida pelos produtos em estudo) do tempo do colaborador responsável pela faturação, equação (4.17).

$$C_{\text{administrativo}} = \frac{(C_{\text{colaborador (mensal)}} \times \frac{40\%}{3 \text{ produtos}})}{300 \text{ encomendas/mês}} \quad (4.17)$$

ii) Custo de expedição por encomenda - foi calculado com base na utilização média de 400 europaletes/mês (a 5 UM/europaleta) e no rolo de 12 Kg (a 12 UM/Kg) de filme por mês, equação (4.18).

$$C_{\text{expedição}} = \left( \frac{400 \text{ paletes}}{300 \text{ encomendas}} \times 5 \text{ UM/paleta} \right) + \left( \frac{12 \text{ Kg}}{300 \text{ encomendas}} \times 12 \text{ UM/Kg} \right) \quad (4.18)$$

iii) Custo de transporte por encomenda - foi calculado com base na existência de 2 colaboradores de distribuição que dedicam 30% do seu tempo ao transporte do produto e no combustível utilizado (650 litros/mês), equação (4.19).

$$C_{\text{transporte}} = \left( \frac{C_{\text{colaborador}}}{300 \text{ encomendas}} \times 2 \text{ colaboradores} \times 30\% \right) + \left( \frac{650 \text{ l/mês} \times 1,623 \text{ UM/l}}{300 \text{ encomendas}} \right) \quad (4.19)$$

iv) Custo de manuseamento por encomenda de produto - baseou-se na utilização de 1 empilhador (com custo médio de aluguer de 670 UM/mês) e na existência de 4 colaboradores no armazém que dedicam cerca de 30% do seu tempo ao manuseamento do produto, equação (4.20).

$$C_{\text{manuseamento}} = \left( \frac{670}{300 \text{ encomendas}} \right) + \frac{C_{\text{colaborador}}}{300 \text{ encomendas}} \times 4 \text{ colaboradores} \times 30\% \quad (4.20)$$

#### e) Custo de posse

Relativamente ao custo de posse, este foi obtido pelo produto do custo unitário e da taxa de posse de 5% por ano (I).

A Tabela 4.19 resume os custos anteriormente mencionados.

Tabela 4.19 - Tabela resumo de custos

|   | Maria 150g | Mulata 175g | Mulata saquetas 8x35g |
|---|------------|-------------|-----------------------|
| <b>c<sub>unitário produto</sub></b> (UM/pack) | 0,487      | 0,848       | 0,110                 |
| <b>C. colab.</b> (UM/mês.colab)               |            | 1349,5      |                       |
| <b>C. prep. da linha</b> (UM/h)               |            | 202,4       |                       |
| <b>C. aprov.</b> (UM/enc)                     |            | 25,3        |                       |
| <i>c. administrativo</i>                      |            | 0,60        |                       |
| <i>c. expedição</i>                           |            | 7,15        |                       |
| <i>c. transporte</i>                          |            | 6,22        |                       |
| <i>c. manuseamento</i>                        |            | 11,32       |                       |
| <b>C. posse</b> (UM/pack.mês)                 | 0,00203    | 0,00354     | 0,00046               |

Para o cálculo do Custo Total foi utilizada a equação (4.21), onde **D** é a procura, **P** a capacidade produtiva, **Q** a quantidade encomendada à produção e **N** ( $D/p$ ) o número de encomendas.

$$\text{Custo}_{\text{total}} = \left( \frac{c_{\text{aprovisionamento}} \times D}{Q} \right) + \left( \frac{I \times c_{\text{unit}} \times Q}{2} \right) \times \left( 1 - \frac{D}{P} \right) + c_{\text{unit}} \times D + N \times c_{\text{preparação da linha}} \quad (4.21)$$

É também importante que não existam roturas, pois estas implicam mudanças no planeamento de produção, uma vez que apenas existe 1 linha de produção, o que conduz a custos acrescidos e perdas de oportunidade.

A quantidade ou o lote de encomenda à produção foi definido com base na procura média mensal de 2021 e na evolução das vendas nos anos recentes, que podem resultar no crescimento, decrescimento ou estabilidade do produto.

#### 4.2.4.1 Maria 150g

No modelo de revisão contínua com taxa de aprovisionamento finita, a quantidade a encomendar é fixa, sendo necessário considerar a capacidade produtiva (**P**) neste cálculo. Devido ao comportamento das vendas e tendo em conta a previsão para 2022 apresentada na secção 4.2.2, agregou-se a previsão de Maria 150g (20 bolachas) e de Maria 4x150g (80 bolachas), que foi aproximada a um nível médio de  $2,40t + 1,65t = 4,05t$ , isto é, 26 982 packs, equação (4.22).

$$\text{packs} = \frac{4,05 \text{ t} \times 10^6}{150\text{g}} \quad (4.22)$$

Para a gestão do *stock* destes produtos foi determinada a quantidade a encomendar à produção (**Q**, equação (2.43) do Capítulo 2) e o ponto de encomenda (**s**, equação (2.44) do Capítulo 2 à qual se somou o  $Q_{\text{seg}}$ ). Foi depois estimado o *stock* máximo ( $Stock_{\text{máx}}$ , equação

(2.46) do Capítulo 2), e o *stock* de segurança ( $Q_{seg}$ , equação (2.45) do Capítulo 2) também foi determinado para garantir um nível de serviço adequado, de 95%. Para o cálculo do  $Q_{seg}$  recorreu-se aos valores máximo e média de vendas de cada produto nos últimos 4 anos (Tabela 4.20).

Tabela 4.20 - Dados para o cálculo do  $Q_{seg}$  de Maria 150g

|                     | Maria 150g | Maria 4x150g |
|---------------------|------------|--------------|
| <b>média (ton)</b>  | 2,40       | 1,65         |
| <b>máximo (ton)</b> | 5,30       | 3,08         |

Calculou-se também o tempo médio de ciclo, isto é, o período de tempo entre a colocação de duas encomendas consecutivas à produção ( $T_{méd}$ , equação (2.40) do Capítulo 2), bem como o período de tempo em que há produção e consumo ( $T_P$ ) e o período de tempo em que só há consumo ( $T_D$ ). Recorreu-se ao suplemento do *Excel*, o *Solver*, para encontrar a solução ótima para as variáveis enunciadas, considerando como restrição o facto de  $T_D \leq 21$  dias, isto é, o *stock* deve ser mantido em armazém no máximo até 3 semanas. Todos os valores estimados encontram-se presentes na Tabela 4.21.

Tabela 4.21 - Valores estimados para a bolacha Maria 150g

| <b>Valores Estimados</b> |                  |           |
|--------------------------|------------------|-----------|
| $Q^*$                    | 21 046           | packs/enc |
| s                        | 7 185            | packs     |
| Stock <sub>máx</sub>     | 18 342           | packs     |
| $Q_{seg}$                | 3 588            | packs     |
| $T_{méd}$                | 23               | dias      |
| $T_P$                    | 3                | dias      |
| $T_D$                    | 20               | dias      |
| <b>Custo Total</b>       | <b>23 361,04</b> | UM/enc    |

Para uma procura média mensal de 26 982 packs é necessário encomendar à produção lotes de 21 046 packs de 150g, quantidade a produzir que satisfaz a procura de 23 dias ( $T_{méd}$ ). A quantidade de segurança que deve ser mantida em armazém é de 3 588 packs. O ponto de encomenda (s) é de 7 185 packs, o tempo de produção do lote de encomenda é de 3 dias e o *stock* máximo de 18 342 packs, no entanto estes valores podem variar consoante o período tenha ou não semanas de inatividade.

Os meses de junho, agosto e dezembro são alvo de um planeamento diferente, devido aos períodos de inatividade da produção que neles se verificam obrigando a uma antecipação da produção. O mês de junho tem um período de inatividade nas 2 primeiras semanas, pelo que para que a procura do cliente seja satisfeita, a quantidade a encomendar à produção em maio terá de ser alterada. A alteração tem por base o facto de que uma encomenda colocada em maio tem de ter em consideração o lote de produção acrescido da procura do mês de junho

(26 982 packs/2), pois nas 2 primeiras semanas de junho não há produção. Em junho, a quantidade encomendada é de 10 523 packs (metade do lote dos restantes meses de atividade), que juntamente com a quantidade produzida em maio satisfaz a procura do cliente.

No mês de agosto, a procura total do mês tem de ser satisfeita na produção feita nos primeiros 15 dias do mês. Como tal, a totalidade do lote terá de ser produzida nesses dias. Em dezembro, a procura total do mês tem de ser satisfeita nas primeiras 3 semanas do mês, logo para esses dias é encomendada o lote total.

Na Figura 4.25, está representada graficamente a variação das quantidades encomendadas, sendo visível as diferenças nos meses de inatividade. Os meses de agosto e de dezembro encontram-se a cores diferentes dos restantes, uma vez que a quantidade de produção apesar de ser a mesma é feita em metade do tempo em agosto e em apenas 3 semanas no mês de dezembro.

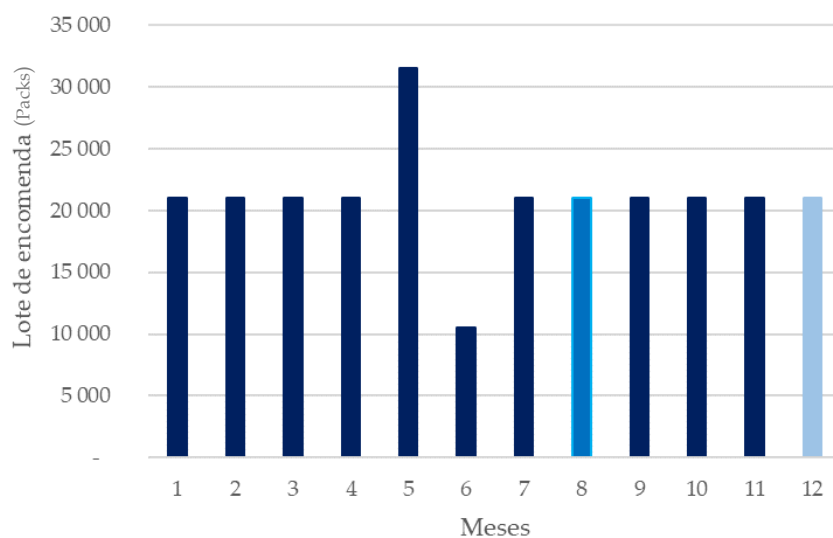


Figura 4.24 - Variação mensal das quantidades de Maria 150g encomendadas à produção

Partindo do seguinte exemplo, no caso de ser colocada uma encomenda no dia 5 de abril, a procura é satisfeita durante 23 dias sendo prevista uma 2ª encomenda para o dia 6 de maio e uma 3ª encomenda para o dia 8 de junho. No entanto, em virtude das 2 semanas de inatividade que se verificam nos primeiros dias de junho a encomenda de 8 de junho não poderá ser efetuada, havendo necessidade de antecipar a produção de metade da quantidade de encomenda no dia 6 de maio.

O exemplo da Figura 4.25 mostra a necessidade de se fazer um planeamento de produção baseado no próximo ciclo produtivo para antecipar situações como a anteriormente descrita.

Dando continuidade ao exemplo anterior, e tendo em conta os dias de inatividade, a 3ª encomenda seria iniciada no dia 13 de junho, a 4ª encomenda no dia 6 de julho, e a 5ª encomenda prevista para o dia 8 de agosto terá de ter em consideração uma quantidade superior à verificada no ciclo anterior, uma vez que nas duas últimas semanas de agosto se verifica um período de inatividade da fábrica.

Assim sendo, e tendo em conta que no último ciclo será necessário produzir para além de 21 046 packs também mais 50%, a 7ª encomenda ficaria prevista para 5 de setembro.

Outro mês crítico é dezembro. Partindo do exemplo anterior, a encomenda a realizar no dia 1 de dezembro tem de ter em consideração que a fábrica estará encerrada na última semana do ano.

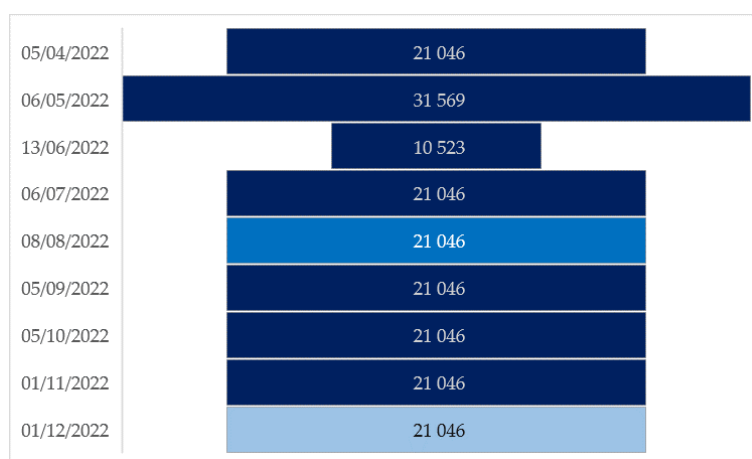


Figura 4.25 - Diagrama do exemplo

Relativamente ao custo total mensal, na maioria dos meses é de 23 361 UM, porém no mês de maio este custo sofre um aumento de cerca de 11 457 UM, devido à necessidade de antecipação da produção. No entanto, o custo total do mês de junho terá uma redução no mesmo valor.

No que às ordens de produção diz respeito, as quantidades de encomenda devem ser convertidas em número de massas e em peso para o planeamento da produção, bem como diferenciadas em packs e caixas de cada tipo de embalagem. As conversões efetuadas encontram-se presentes na Tabela 4.22, sendo consideradas as equações (4.23), (4.24) e (4.25), e, ainda, uma ponderação de 59,3% para a Maria 150g e de 40,7% para a Maria 4x150g que corresponde à ponderação das vendas de cada produto.

$$\text{número de bolachas} = \text{packs de bolacha} \times 20 \text{ bolachas} \quad (4.23)$$

$$\text{número de massas} = \text{capacidade produtiva (Kg/dia)} \times T_P \quad (4.24)$$

$$\text{peso} = \frac{\text{packs de bolachas} \times 150\text{g}}{10^6} \quad (4.25)$$

Tabela 4.22 - Ordens de produção de Maria 150g

| <b>Ordens de produção</b> |         | *maio     | *junho  |       |
|---------------------------|---------|-----------|---------|-------|
| <i>número de bolachas</i> | 935 338 | 1 403 007 | 467 669 |       |
| Maria 150g                | 249 602 | 374 403   | 124 801 | unid  |
| Maria 4x150g              | 685 735 | 1 028 603 | 342 868 | unid  |
| <i>packs de bolacha</i>   | 21 046  | 31 569    | 10 523  |       |
| Maria 150g                | 12 480  | 18 720    | 6 240   | packs |
| Maria 4x150g              | 8 572   | 12 858    | 4 286   | packs |
| <i>número de massas</i>   | 21      | 32        | 11      |       |
| <i>peso</i>               | 3,16    | 4,74      | 1,58    | ton   |
| Maria 150g [cx. 6Kg]      | 1,87    | 2,81      | 0,94    | ton   |
| Maria 4x150g [cx. 6Kg]    | 1,29    | 1,93      | 0,64    | ton   |

#### 4.2.4.2 Mulata 175g

Ao analisar o comportamento da procura e tendo em conta a previsão para 2022 apresentada na secção 4.2.2, agregou-se a previsão de Mulata 175g (20 bolachas) e de Mulata 3x175g (60 bolachas), que foi aproximada a um nível médio de  $5,74t + 3,17t = 8,90t$ , isto é, aproximadamente 50 886 packs, equação (4.26).

$$\text{packs} = \frac{8,91 t \times 10^6}{175g} \quad (4.26)$$

Para o cálculo do  $Q_{\text{seg}}$  recorreu-se ao valor máximo e à média de consumo de cada produto nos últimos 4 anos, dados representados na Tabela 4.23.

Tabela 4.23 - Dados para o cálculo do  $Q_{\text{seg}}$  de Mulata 175g

|                     | Mulata 175g | Mulata 3x175g |
|---------------------|-------------|---------------|
| <b>média (ton)</b>  | 5,74        | 3,17          |
| <b>máximo (ton)</b> | 8,18        | 6,09          |

Recorreu-se novamente ao suplemento do *Excel*, o *Solver*, para encontrar a solução ótima, considerando como restrição  $T_D \leq 21$  dias. Todos os valores estimados encontram-se presentes na Tabela 4.24.

Tabela 4.24 - Valores estimados para a bolacha Mulata 175g

| <b>Valores estimados</b> |                  |           |
|--------------------------|------------------|-----------|
| $Q^*$                    | 30 860           | packs/enc |
| $s$                      | 26 307           | packs     |
| $Stock_{\text{máx}}$     | 22 379           | packs     |
| $Q_{\text{seg}}$         | 9 345            | packs     |
| $T_{\text{méd}}$         | 18               | dias      |
| $T_P$                    | 5                | dias      |
| $T_D$                    | 13               | dias      |
| <b>Custo Total</b>       | <b>43 659,68</b> | UM/enc    |

Para uma procura média mensal de 50 886 packs é necessário encomendar à produção lotes de 30 860 packs de 175g, quantidade a produzir que satisfaz a procura de 18 dias (T). A quantidade de segurança que deve ser mantida em armazém é de 9 345 packs. O ponto de encomenda (s) é de 26 307 packs, o tempo de produção do lote de encomenda é em média 5 dias e o *stock* máximo de 22 379 packs, no entanto estes valores variam consoante o período tenha ou não semanas de inatividade.

A quantidade encomendada no mês de maio é de 46 290 packs. Em junho, a quantidade encomendada é de 15 430 packs (metade do lote dos restantes meses de atividade), que juntamente com a quantidade produzida em maio satisfaz a procura do cliente. No mês de agosto, a procura total do mês tem de ser satisfeita na produção feita nos primeiros 15 dias do mês. Em dezembro, a procura total do mês tem de ser satisfeita nas primeiras 3 semanas do mês, logo para esses dias é encomendado o lote de produção total.

Apesar de terem sido encontrados os valores anteriormente referidos no planeamento de produção é necessário considerar o ciclo produtivo seguinte para averiguar a necessidade de antecipar a produção, caso existam períodos de inatividade.

Relativamente ao custo total mensal, na maioria dos meses é de 43 660 UM, contudo no mês de maio este custo sofre um aumento de cerca de 21 600 UM. No entanto, o custo total do mês terá uma redução no mesmo valor.

No que às ordens de produção diz respeito, as quantidades de encomenda devem ser convertidas em número de massas e em peso para o planeamento da produção, bem como diferenciadas em packs e caixas de cada tipo de embalagem. As conversões efetuadas encontram-se presentes na Tabela 4.25, sendo consideradas as equações (4.23), (4.24) e (4.25), e, ainda, uma ponderação de 66,4% para a Mulata 175g e de 33,6% para a Mulata 3x175g.

Tabela 4.25 - Unidades das ordens de produção de Mulata 175g

| <b>Ordens de produção</b> |         |         |         |       |
|---------------------------|---------|---------|---------|-------|
|                           |         | *maio   | *junho  |       |
| <i>número de bolachas</i> | 617 204 | 925 805 | 308 602 | unid  |
| Mulata 175g               | 416 136 | 624 204 | 208 068 | unid  |
| Mulata 3x175g             | 201 068 | 301 601 | 100 534 | unid  |
| <i>packs de bolacha</i>   | 30 860  | 46 290  | 15 430  |       |
| Mulata 175g               | 20 807  | 31 210  | 10 403  | packs |
| Mulata 3x175g             | 10 053  | 15 080  | 5 027   | packs |
| <i>número de massas</i>   | 50      | 64      | 21      |       |
| <i>peso</i>               | 4,63    | 6,94    | 2,31    | ton   |
| Mulata 175g               | 3,12    | 4,68    | 1,56    | ton   |
| Mulata 3x175g             | 1,51    | 2,26    | 0,75    | ton   |

#### 4.2.4.3 Mulata Saquetas 8x35g

Ao analisar o comportamento da procura, aproximou-se a procura de Mulata Saquetas 8x35g (saqueta de 8 bolachas) a 1,02t mensais, isto é, 3 633 packs, equação (4.27).

$$\text{packs} = \frac{1,02t \times 10^6}{8 \times 35g} \quad (4.27)$$

Para a gestão do *stock* deste produto foram estimados os mesmos valores. Para o cálculo do  $Q_{\text{seg}}$  recorreu-se ao valor máximo e à média de consumo de cada produto nos últimos 4 anos, dados representados na Tabela 4.26.

Tabela 4.26 - Dados para o cálculo do  $Q_{\text{seg}}$  de Mulata 8x35g

|              | Mulata saquetas 8x35g |
|--------------|-----------------------|
| média (ton)  | 1,017                 |
| máximo (ton) | 1,448                 |

Recorreu-se ao suplemento do *Excel*, o *Solver*, para encontrar a solução ótima para os parâmetros enunciados, sendo que a restrição implementada foi  $T_D \leq 21$  dias. Todos os valores estimados, tendo em conta as restrições aplicadas, encontram-se presentes na Tabela 4.27.

Tabela 4.27 - Valores estimados de bolacha Mulata 8x35g

| Valores estimados    |                 |           |
|----------------------|-----------------|-----------|
| $Q^*$                | 2 906           | packs/enc |
| s                    | 2 093           | packs     |
| Stock <sub>máx</sub> | 2 543           | packs     |
| $Q_{\text{seg}}$     | 882             | packs     |
| $T_{\text{méd}}$     | 24              | dias      |
| $T_p$                | 3               | dias      |
| $T_D$                | 21              | dias      |
| <b>Custo Total</b>   | <b>3 523,38</b> | UM/enc    |

Para a procura média mensal de 3 633 packs é necessário encomendar à produção 2 906 packs, sendo que esta quantidade a produzir satisfaz a procura durante 24 dias (T). O ponto de encomenda (s) é de 2 093 packs e o tempo de produção da quantidade encomendada é de 3 dias. A quantidade de segurança é de 882 packs e o *stock* máximo de 2 543 packs.

Os meses de junho, agosto e dezembro são novamente alvo de um planeamento diferente devido aos períodos de inatividade que neles se verificam, havendo necessidade de antecipar a produção e do planeamento de produção ter em consideração o ciclo produtivo seguinte.

A quantidade encomendada no mês de maio é de 4 360 packs e no mês de junho de 1 453 packs, que juntas satisfazem a procura do cliente em ambos os meses. No mês de agosto, a procura total do mês tem de ser novamente satisfeita na produção feita nos primeiros 15 dias

do mês e em dezembro, a procura total do mês tem de ser satisfeita nas primeiras 3 semanas do mês.

Relativamente ao custo total mensal, na maioria dos meses é de 3 524 UM, porém no mês de maio este custo sofre um aumento de cerca de 1 543 UM, compensado pelo decréscimo, no mesmo valor, verificado em junho.

No que às ordens de produção diz respeito, as quantidades de encomenda devem ser convertidas em número de massas e em peso para o planeamento da produção, bem como diferenciadas em packs e caixas. As conversões efetuadas encontram-se presentes na Tabela 4.28, sendo consideradas as equações (4.23), (4.24) e (4.25).

Tabela 4.28 - Unidades das ordens de produção de Mulata 8x35g

| <b>Ordens de produção</b> |        | *maio  | *junho |        |
|---------------------------|--------|--------|--------|--------|
| <i>número de bolachas</i> | 23 251 | 34 877 | 11 626 |        |
| <i>packs de bolacha</i>   | 2 906  | 4 360  | 1 453  | packs  |
| <i>número de massas</i>   | 45     | 47     | 16     | massas |
| <i>caixas</i>             | 291    | 436    | 145    |        |
| <i>peso</i>               | 0,81   | 1,22   | 0,41   | ton    |

### 4.3 Síntese do Capítulo

O presente capítulo teve como objetivo apresentar a metodologia aplicada para o cálculo da previsão de vendas de Pão de Água e a aplicação de modelos de gestão de *stock* às bolachas Maria 150g, Mulata 175g e Mulata Saquetas 8x35g.

No que diz respeito à padaria/pastelaria, com base na revisão bibliográfica realizada no Capítulo 2, os Modelos de Decomposição Clássica e de *Holt-Winters*, foram selecionados para aplicar à série de estudada, nomeadamente, com sazonalidade multiplicativa e aditiva. O critério de seleção destes modelos baseou-se no facto de serem capazes de modelar a tendência e a sazonalidade, componentes presentes na série estudada e, ainda, em medidas de desempenho aplicadas á amostra de validação, o  $R^2$  e o REQM.

Verificou-se que o modelo que melhor se ajustava à série de vendas de Pão de Água era o modelo de *Holt-Winters*, na forma multiplicativa. De seguida, e tendo por base o comportamento da série ser diferente entre o verão e as outras estações, as constantes de alisamento foram novamente calculadas, com recurso ao *Solver*. Finalmente, foi proposta uma metodologia para a previsão horária aplicada segundo ponderações nos horários de abastecimento, baseados nas vendas horárias dos meses correspondentes ao período em questão, verão ou outras estações. A proposta de previsão diária e, posteriormente horária, foi aplicada ao mês de junho.

Relativamente à fábrica de bolachas, foi efetuada uma análise ABC para caracterizar a importância dos produtos em análise. Posteriormente, os valores de vendas de bolachas iguais e embalagens diferentes foram agregados e foi analisado o seu comportamento de vendas. Após a estimativa dos custos associados à gestão de *stocks* foi aplicado o modelo de revisão contínua com taxa de aprovisionamento finita aos produtos selecionados.

Por fim, definidos os parâmetros relativos ao modelo aplicado, quantidade a encomendar e ponto de encomenda, foi proposto um plano de produção, tendo sempre por base o ciclo produtivo seguinte e a existência de períodos de inatividade.

## CONCLUSÃO

O presente e último capítulo desta dissertação apresenta uma síntese da metodologia proposta, as principais conclusões em relação à previsão de vendas de Pão de Água e à gestão de *stocks* dos produtos da fábrica de bolachas e, ainda, as limitações encontradas. São também feitas algumas sugestões para o desenvolvimento de trabalhos futuros.

O trabalho desenvolvido ao longo da dissertação teve como objetivo propor um modelo adequado para a previsão de vendas de produtos de padaria/pastelaria e um modelo de revisão do *stock* de produtos de bolacharia, ambos para apoiar o planejamento de produção.

### 5.1 Conclusões finais

Atualmente, a previsão de vendas e a gestão de *stocks* associadas ao planejamento de produção são temas considerados fundamentais para o ganho de vantagem competitiva. Consequentemente, é necessário aplicar estratégias e metodologias que permitam o melhoramento dos processos e atividades logísticas inerentes à cadeia de abastecimento.

Para a padaria/pastelaria e com base no comportamento de vendas de um dos produtos mais vendidos, o Pão de Água, foi analisada a capacidade de previsão de vendas de dois modelos, o de Decomposição Clássica e o de *Holt-Winters*, nas formas multiplicativa e aditiva.

O intuito principal do estudo relativo à padaria/pastelaria e ao Pão de Água em particular, era a proposta de uma metodologia para previsão das vendas diárias e horárias através do modelo que melhor se ajustava ao comportamento de vendas do ano de 2021.

O modelo de previsão proposto teve por base o sistema de previsão atual da empresa, o questionário/entrevista presencial (Anexo A.1) efetuado aos colaboradores de vendas e os tipos de modelos que resultaram da revisão e análise bibliográfica efetuada. O comportamento de vendas do Pão de Água foi analisado, recorrendo-se à função de autocorrelação  $ACF(k)$ , e concluiu-se a presença de variabilidade nos dados, tendência negativa e sazonalidades semanal e mensal, bem como sazonalidade diária. Esta análise foi crucial na seleção dos modelos de previsão a adotar, isto é, na seleção dos que melhor se ajustam às características encontradas. Acabou por se verificar que o modelo de *Holt-Winters*, na forma multiplicativa, era o que melhor se ajustava à série de vendas de Pão de Água

O histórico de vendas de Pão de Água do ano de 2021 foi utilizado como base para fazer o ajustamento dos modelos de previsão das vendas de Pão de Água da MegaSabor. Além destes dados, também os primeiros 6 meses de 2022 foram usados para realizar a validação dos modelos de previsão desenvolvidos. Após o desenvolvimento dos modelos de previsão através da amostra de ajustamento, para avaliar a capacidade preditiva dos mesmos, utilizou-se a amostra de validação definida.

Partindo dos modelos analisados na revisão bibliográfica, verificou-se que os modelos que melhor se ajustam aos dados de vendas diárias, tendo em conta que a série cronológica apresenta tendência negativa e sazonalidade mensal e semanal, foram o modelo de Decomposição Clássica e o modelo de *Holt-Winters*.

Para analisar o ajuste dos dois modelos relativamente à previsão diária, estes foram testados na forma aditiva e multiplicativa e, posteriormente, comparados com base nas medidas REQM e  $R^2$ , obtidas da amostra de validação. Verificou-se que para o Pão de Água o modelo de *Holt-Winters* na forma multiplicativa é o mais adequado, uma vez que apresenta os menores valores para as medidas, isto é, um REQM de 51,01 unidades e um  $R^2$  de 69% (apesar do REQM em ambas as formas serem muito próximos, optou-se pelo modelo que explica a maior percentagem de variabilidade dos dados).

Encontrado o modelo de previsão de vendas a aplicar, constata-se que as vendas pareciam ter comportamentos diferentes nos meses de verão. Assim, a série dos dados de vendas foi subdividida em meses de verão e meses de outras estações, sendo o modelo calibrado para cada conjunto. As constantes de alisamento para os meses de verão apresentaram valores bastante diferentes das constantes dos meses de outras estações. O  $R^2$  da amostra de validação para as outras estações é de aproximadamente 72% enquanto para a amostra de ajustamento do verão é de 49%. Para os meses de verão apenas foi feito o ajustamento, uma vez que quando o estudo foi desenvolvido ainda não existiam dados relativos às vendas dos meses de verão de 2022.

Partindo das agregações das vendas horárias para os 6 horários de abastecimento, foram calculadas ponderações para cada um desses horários, dependendo do dia da semana e da estação do ano. As ponderações horárias variam muito pouco relativamente aos dias da semana, no entanto, quando comparadas com o fim-de-semana verifica-se uma variação de cerca de 17% em termos horários.

As ponderações foram aplicadas à previsão diária obtida pela aplicação do modelo de *Holt-Winters* com sazonalidade multiplicativa às outras estações (meses de janeiro, fevereiro, março, abril, maio, junho, outubro, novembro e dezembro) alcançando-se um  $R^2$  de 78% e um REQM da previsão horária de 35,9 unidades.

A empresa teve em consideração o estudo desenvolvido, tendo aplicado a previsão diária e horária ao mês de junho, alcançando-se um  $R^2$  de 59% e um REQM de 32,6 unidades.

Para a fábrica de bolachas, sendo que esta produz para *stock*, existe a real necessidade em ter um processo de gestão de *stocks* eficaz. É também importante ter conhecimento sobre o número de unidades a produzir dos produtos com maior valor para a empresa, de modo a melhorar o planeamento produtivo. O objetivo do estudo foi ajudar na tomada de decisão de quando encomendar à produção e a quantidade a encomendar de cada produto.

Para a seleção dos produtos a estudar realizou-se uma análise ABC, que teve como critério o valor de uso. Os produtos estudados foram os pertencentes à classe A, bolacha Mulata 175g, Maria 150g e Mulata Saquetas 8x35g. As séries cronológicas analisadas englobavam dados de vendas mensais de 2013 a 2021. Analisou-se o seu comportamento de vendas e verificou-se a existência de padrões bastante aleatórios, que poderiam ser resultado de mudanças de formato, embalagem e receita.

Foi também reunida informação em relação à capacidade produtiva da linha de produção, tempo de preparação, número de trabalhadores envolvidos e valor monetário de cada produto, necessária à estimativa dos custos. Posto isto, e com base na revisão bibliográfica feita no Capítulo 2, foi aplicado o modelo de gestão de *stocks* de revisão contínua com taxa de aprovisionamento finita, onde foram caracterizados os parâmetros quantidade de encomenda ( $Q^*$ ) e ponto de encomenda ( $s$ ).

Apesar dos modelos para os produtos em análise não terem sido implementados, existe a convicção de que as melhorias seriam relevantes no planeamento de produção.

## 5.2 Limitações

A seleção do modelo de *Holt-Winters* para a previsão diária de Pão de Água teve por base os dados de vendas recolhidos no ano de 2021, que continua a ser um ano atípico. Perante a situação pandémica causada pela COVID-19, uma das lojas encerrou e ocorreu a redução do número de colaboradores. É de notar que quanto maior for a quantidade de dados a analisar menores serão os erros de previsão, pelo que o modelo selecionado deve continuar a ser alimentado e monitorizado.

Dada a abrangência do estudo de caso, relativa ao número de produtos, e o horizonte temporal dos dados reais, existem produtos para os quais não foram estimados os níveis de *stock*. Visto que os produtos estudados apresentavam um comportamento de vendas muito variável, a análise e tratamento dos dados mostrou-se mais morosa que o expectável, bem como a escolha dos modelos mais adequados.

### 5.3 Propostas para Trabalhos Futuros

Uma vez que o modelo de previsão de vendas selecionado foi o de *Holt-Winters*, é crucial que este seja monitorizado e as constantes de alisamento calibradas visto que a série cronológica apresenta um comportamento variável. Poderia também ser benéfico para a empresa considerar outras variáveis para a previsão de vendas, tais como a concorrência e o poder de compra, mas ter-se-ia de usar modelos multivariados/causais.

A indústria alimentar sofre muitas flutuações no comportamento de vendas, por exemplo, devido a campanhas promocionais. Como tal, seria importante que a previsão de vendas tivesse em consideração o comportamento das vendas sem estas campanhas e que só depois fossem adicionadas as vendas referentes às mesmas.

Seria também importante que quando um produto é descontinuado devido a uma mudança de formato ou embalagem, o sistema de registo associasse as duas novas referências para que a previsão das vendas do novo produto pudesse ser baseada no comportamento do produto que substituiu.

Todavia, a Finanças deverá ter em consideração que o processo de melhoria deve ser contínuo, havendo a constante necessidade de estar atento às alterações no meio, para que o ajuste nas atividades logísticas da gestão da cadeia de abastecimento seja adequado e imediato.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Axsäter, S. (2006). *Inventory control* (2nd ed.). New York: Springer.
- Ballou, R. H. (2007). *Gerenciamento da cadeia de suprimentos/logística empresarial*. Porto Alegre: Bookman.
- Boone, T., Ganeshan, R., Jain, A., & Sanders, N. R. (2019). Forecasting sales in the supply chain: Consumer analytics in the big data era. *International Journal of Forecasting*, 35(1), 170–180. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2018.09.003>
- Bruzda, J. (2019). Quantile smoothing in supply chain and logistics forecasting. *International Journal of Production Economics*, 208, 122–139. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2018.11.015>
- Cachon, G. P. (2004). The Allocation of Inventory Risk in a Supply Chain: Push, Pull, and Advance-Purchase Discount Contracts. *Management Science*, 50(2), 222–238.
- Cerimónia distingue Maiores e Melhores | Açores 24Horas - Jornal Diário. (n.d.). <https://www.acores24horas.pt/cerimonia-distingue-maiores-e-melhores/>. Accessed 12 August 2022
- Chatfield, C. (2013). *The Analysis of Time Series: Theory and Practice*. Springer.
- Chopra, S., & Meindl, P. (2013). *Supply chain management: strategy, planning, and operation*. Boston: Pearson.
- Christopher, M., & Holweg, M. (2011). “Supply Chain 2.0”: managing supply chains in the era of turbulence. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 41(1), 63–82. <https://doi.org/10.1108/09600031111101439>
- Croxton, K. L., García-Dastugue, S. J., Lambert, D. M., & Rogers, D. S. (2001). The Supply Chain Management Processes. *The International Journal of Logistics Management*, 12(2), 13–36. <https://doi.org/10.1108/09574090110806271>
- Esplin, A. (2021). Industry-level versus firm-level forecasts of long-term earnings growth. *Finance Research Letters*, 102516. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.102516>
- Finançor. (n.d.). <https://financor.pt/>.
- Finançor - Relatório de Sustentabilidade. (n.d.). <https://financor.pt/sustentabilidade/>. Accessed 12 August 2022
- Finançor » Finançor wins Agriculture Award 2013. (n.d.). <https://financor.pt/en/noticia/financor-vence-premio-agricultura-2013/>. Accessed 12 August 2022
- Grosfeld-Nir, A., Ronen, B., & Kozlovsky, N. (2007). The Pareto managerial principle: when does it apply? *International Journal of Production Research*, 45(10), 2317–2325. <https://doi.org/10.1080/00207540600818203>
- Gružauskas, V., Gimžauskienė, E., & Navickas, V. (2019). Forecasting accuracy influence on logistics clusters activities: The case of the food industry. *Journal of Cleaner Production*, 240, 118225. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.118225>
- Heizer, J. H., & Render, B. (2003). *Principles of Operations Management*. Pearson Educación.
- Hoeltgebaum, H., Borenstein, D., Fernandes, C., & Veiga, Á. (2021). A score-driven model of short-term demand forecasting for retail distribution centers. *Journal of Retailing*, 97(4), 715–725. <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2021.05.003>

- Hyndman, R. (2008). *Forecasting Methods and Applications*. [https://www.academia.edu/328208/Forecasting\\_Methods\\_and\\_Applications](https://www.academia.edu/328208/Forecasting_Methods_and_Applications). Accessed 9 August 2022
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: principles and practice*. OTexts.
- Juran, J. M., & De Feo, J. A. (2017). *Juran's quality handbook: the complete guide to performance excellence*. <http://accessengineeringlibrary.com/browse/jurans-quality-handbook-the-complete-guide-to-performance-excellence-seventh-edition>. Accessed 11 August 2022
- Jüttner, U., & Maklan, S. (2011). Supply chain resilience in the global financial crisis: an empirical study. *Supply Chain Management: An International Journal*, 16(4), 246–259. <https://doi.org/10.1108/13598541111139062>
- Makridakis, Steven C. Wheelwright, & Rob J Hyndman. (1997). *Forecasting: Methods and Applications*. Hoboken, New Jersey: Wiley. <https://www.biblio.com/book/forecasting-methods-applications-spyros-g-makridakis/d/525050331>. Accessed 9 August 2022
- Milgate, M. (2001). Supply chain complexity and delivery performance: an international exploratory study. *Supply Chain Management: An International Journal*, 6(3), 106–118. <https://doi.org/10.1108/13598540110399110>
- Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. (2015). *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. John Wiley & Sons.
- Moroff, N. U., Kurt, E., & Kamphues, J. (2021). Machine Learning and Statistics: A Study for assessing innovative Demand Forecasting Models. *Procedia Computer Science*, 180, 40–49. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.01.127>
- Panagiotelis, A., Athanasopoulos, G., Gamakumara, P., & Hyndman, R. J. (2021). Forecast reconciliation: A geometric view with new insights on bias correction. *International Journal of Forecasting*, 37(1), 343–359. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2020.06.004>
- Pellegrini, F. R., & Fogliatto, F. S. (2001). Passos para implantação de sistemas de previsão de demanda: técnicas e estudo de caso. *Production*, 11(1), 43–64. <https://doi.org/10.1590/S0103-65132001000100004>
- Petropoulos, F., Apiletti, D., Assimakopoulos, V., Babai, M. Z., Barrow, D. K., Ben Taieb, S., et al. (2022). Forecasting: theory and practice. *International Journal of Forecasting*, 38(3), 705–871. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.11.001>
- Pratap, S., Jauhar, S. K., Paul, S. K., & Zhou, F. (2022). Stochastic optimization approach for green routing and planning in perishable food production. *Journal of Cleaner Production*, 333, 130063. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.130063>
- Silver, E., Pyke, D., & Peterson, R. (1998). *Inventory Management and Production Scheduling*. *Int. J. Prod. Res.* (Vol. 19).
- Slack, N., Chambers, S., & Johnston, R. (2010). *Operations Management*. Pearson Education.
- Szozda, N., & Werbińska-Wojciechowska, S. (2012). Influence of demand forecasts accuracy on supply chains' distribution systems' dependability, 206–212.
- Tian, X., Wang, H., & E, E. (2021). Forecasting intermittent demand for inventory management by retailers: A new approach. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 62, 102662. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2021.102662>
- Tsao, Y.-C., Chen, Y.-K., Chiu, S.-H., Lu, J.-C., & Vu, T.-L. (2021). An innovative demand forecasting approach for the server industry. *Technovation*, 102371. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2021.102371>

- Wang, G., Wang, Z., Chen, Y., Liu, X., Ren, Y., & Peng, L. (2016). Learning coherent vector fields for robust point matching under manifold regularization. *Neurocomputing*, 216, 393–401. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2016.08.009>
- Yangl, K., & Niu, X. (2009). Research on the Spare Parts Inventory. <https://doi.org/10.1109/ICIEEM.2009.5344253>



# ANEXOS

## A.1 Questionário feito aos colaboradores de vendas

### Questionário aos colaboradores do ponto de vendas – MegaSabor

1. Na maioria das ocasiões, os produtos procurados pelos clientes existem na loja? (variedade)  
Sim  Não
2. Quais os produtos que o cliente mais procura?
3. Quanta importância o cliente dá ao preço para tomar a decisão de compra?  
Pouco  Importante  Muito   
Important  Importante  Importante
4. Em que períodos do dia há maior afluência dos clientes?
5. A afluência de clientes varia ao longo do ano (estações)?
6. Existem clientes da casa (habituais)? Existe um “tratamento especial” para com os mesmos? (listar)  
Sim  Não
7. Quais são os elogios mais frequentes por parte dos clientes?
8. Se a chegada do cliente for próxima da hora de abastecimento, este tem por hábito aguardar pelo produto quente?  
Sim  Não
9. Se sim, em média quantos clientes costuma aguardar o abastecimento?
10. Quais são os maiores desafios que enfrentam no dia-a-dia na loja?
11. Quando há rotura de stock, qual o procedimento adotado? Quem é contactado? O plano de encomendas é alterado?
12. Como são feitas as ordens de encomenda?
13. Existem reclamações frequentes? Se sim, quais?
14. Que produtos estão mais vezes em falta?
15. Quando um produto está em falta, que opções são apresentadas ao cliente? Apresentam outra opção? Ou o próximo horário de abastecimento?
16. Quando o produto está em falta, o cliente abandona a loja ou procura satisfazer a sua necessidade de compra com outro produto da vitrine?
17. O que gostaria de mudar/melhorar no funcionamento da loja?

## A.2 Análise ABC

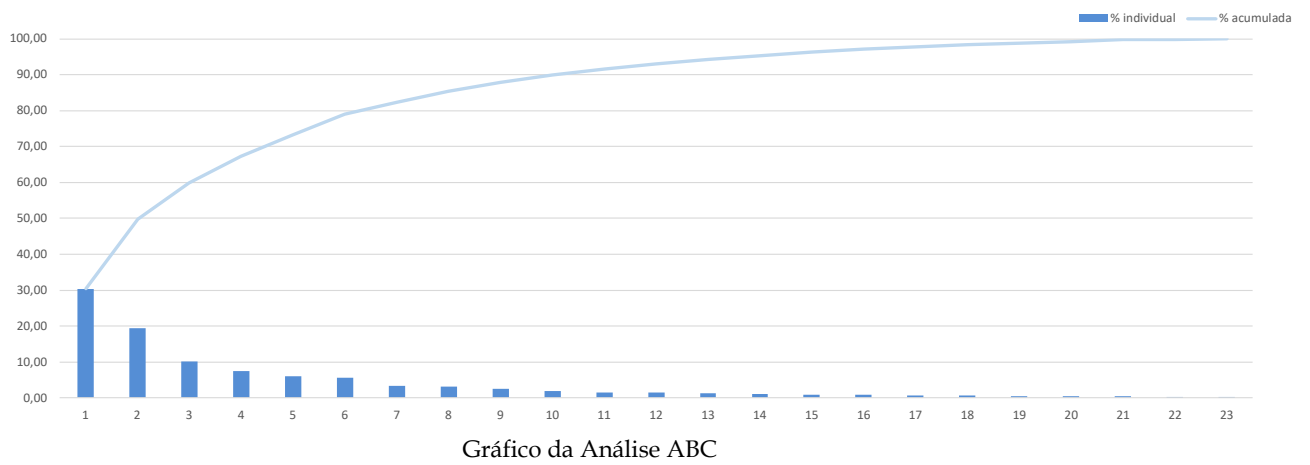


Gráfico da Análise ABC

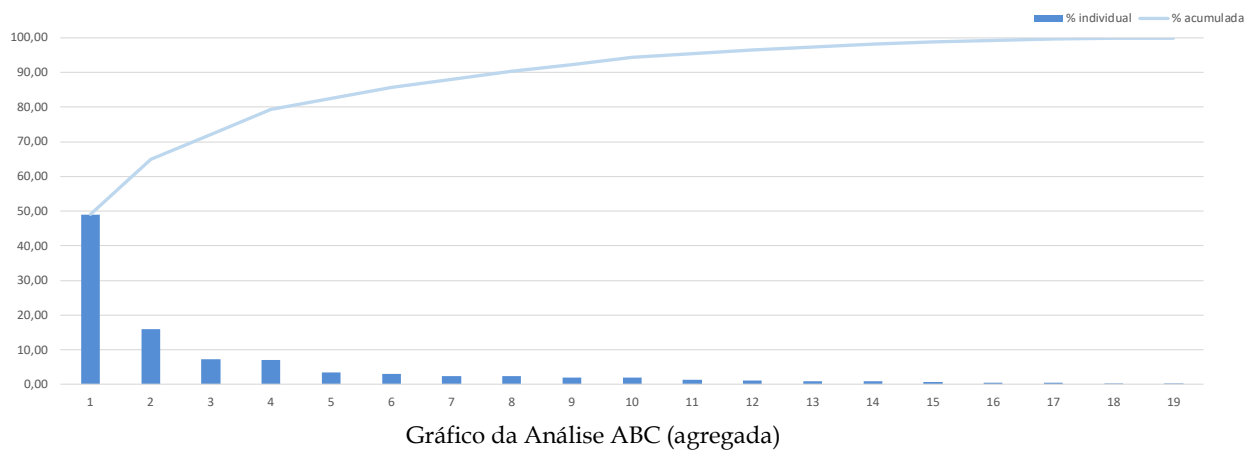


Gráfico da Análise ABC (agregada)



2022

Érica Xavier Mendonça

Modelos de Previsão de Vendas para Apoiar a Gestão da Produção na Indústria Alimentar