



UNIVERSIDADE DE
COIMBRA

Rute Marlene Pereira da Silva

**PREVISÃO DE COMPRAS E GESTÃO DE
STOCKS NUMA EMPRESA DE PRODUÇÃO DE
LINHAS DE COSTURA**

**Dissertação no âmbito do Mestrado em Engenharia e Gestão Industrial orientada
pelo Professor Doutor Cristóvão Silva e apresentada ao Departamento de
Engenharia Mecânica da Universidade de Coimbra.**

Julho de 2020



FCTUC FACULDADE DE CIÊNCIAS
E TECNOLOGIA
UNIVERSIDADE DE COIMBRA

DEPARTAMENTO DE
ENGENHARIA MECÂNICA

Previsão de compras e gestão de stocks numa empresa de produção de linhas de costura

Dissertação apresentada para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia e
Gestão Industrial

Purchase forecasting and stock management in a sewing thread production company

Autora

Rute Marlene Pereira da Silva

Orientador

Professor Doutor Cristóvão Silva

Júri

Presidente	Professor Doutor Samuel de Oliveira Moniz Professor da Universidade de Coimbra Professor Doutor Cristóvão Silva Professor da Universidade de Coimbra
Vogais	Professor Doutor Luís Miguel Domingues Fernandes Ferreira Professor da Universidade de Coimbra
Orientador	Professor Doutor Cristóvão Silva Professor da Universidade de Coimbra

Colaboração Institucional



Liconfe – Linhas Industriais, S.A.

Coimbra, julho, 2020

“O que prevemos raramente ocorre; o que menos esperamos geralmente acontece.”

(Benjamin Disraeli)

Agradecimentos

Ao longo da redação desta dissertação, existiram pessoas que foram fundamentais para a sua concretização e às quais jamais poderia deixar de agradecer.

Em primeiro lugar, quero agradecer ao meu orientador, Professor Doutor Cristóvão Silva, por toda a atenção, conselhos e espírito crítico fornecido ao longo destes últimos meses, mostrando-se sempre disponível para me ajudar, sendo este sem dúvida o envolvente mais importante para a finalização desta dissertação.

Gostaria também de agradecer à Liconfe – Linhas Industriais, S.A. pela possibilidade e flexibilidade para a realização desta dissertação. Em especial quero agradecer à minha orientadora, Engenheira Elisete Reis por toda a disponibilidade e cooperação, à Engenheira Liliana Caridade e ao Engenheiro Filipe Parente que tão bem me acolheram, mostrando-se sempre disponíveis para me ajudar em tudo aquilo que precisasse. Agradeço também ao estagiário Cristiano Rodrigues pela sua importante participação e ajuda na recolha de todos os dados informáticos necessários para o desenvolvimento desta dissertação.

Por último, mas não menos importante, quero agradecer à minha família e aos meus amigos que sempre me apoiaram e incentivaram a nunca desistir dos meus objetivos, sendo estes fundamentais durante todo o meu percurso académico.

A todos, um sincero obrigada!

Sem vocês nada disto seria possível.

Resumo

No passado, o cliente não exercia qualquer pressão significativa sobre o produtor. Hoje, com a evolução que o mundo tem tido e, conseqüentemente, com a variedade de produtos e organizações existentes no mercado, cada vez mais os clientes realizam exigências ao nível de prazos de entrega e especificidade dos produtos solicitados. As constantes mudanças organizacionais trazem como consequência o aumento do número de *Stock Keeping Units* (SKUs) necessários a ser geridos pelas organizações, sendo que a realização de uma boa classificação de SKUs é crucial para o bom funcionamento das mesmas.

As organizações encontram-se, atualmente, em ambientes cada vez mais competitivos e instáveis, sendo que realizar com precisão a previsão do padrão do consumo futuro dos clientes é um desafio. De modo a oferecer um bom nível de serviço aos clientes, é necessário que, para além da obtenção de uma boa previsão da procura, haja também a prática de uma boa gestão de *stocks* para, conseqüentemente, existir uma boa monitorização de todos os SKUs.

Esta dissertação, realizada no departamento de produção da Liconfe – Linhas Industriais, S.A., tem como principal objetivo propor melhorias no processo de compras no sentido de otimizar o fluxo dos artigos produzidos para colocação nos clientes em *Just In Time*. Inicialmente sugere-se e explora-se a aplicabilidade de uma análise multicritério na organização, sendo que se considera que esta, face às características dos SKUs e condicionantes do contexto específico da indústria em causa, é a opção mais indicada. De seguida, para o artigo que representa uma maior rotatividade na organização, são aplicados diversos modelos de previsão da procura, de modo a determinar qual o modelo que melhor se adequa a cada SKU desse mesmo artigo. Por fim, realiza-se uma análise aos modelos de gestão de *stocks* de matéria prima sem transformação para o artigo em questão, propondo-se no final uma alteração na abordagem do planeamento das encomendas.

Palavras-chave: Previsão da procura, gestão de *stocks*, classificação de SKUs, análise multicritério, nível de serviço

Abstract

In the past, the customer did not exert any significant pressure on the producer. Today, with the evolution that the world has had and, consequently, with the variety of products and organizations existing on the market, more and more customers are making demands in terms of delivery times and specificity of the products requested. The constant organizational changes result in an increase in the number of Stock Keeping Units (SKUs) necessary to be managed by organizations, and the achievement of a good classification of SKUs is crucial for their proper functioning.

Organizations are currently in increasingly competitive and unstable environments, and accurately predicting the pattern of future customer consumption is a challenge. In order to offer a good level of service to customers, it is necessary that, in addition to obtaining a good forecast of demand, there is also the practice of good stock management so that, consequently, there is good monitoring of all SKUs.

This dissertation carried out in the production department of Liconfe - Linhas Industriais, S.A., has as main objective of proposing improvements in the purchasing process in order to optimize the flow of the articles produced for placement in customers in Just In Time. Initially, the applicability of a multicriteria analysis in the organization is suggested and explored, considering that, given the characteristics of the SKUs and conditions of the specific context of the industry in question, it is the most indicated option. Then, for the article that represents a higher turnover in the organization, several demand forecasting models are applied, in order to determine which model is best suited to each SKU of that same article. Finally, an analysis of the stock management models of raw material without transformation for the article in question is made, proposing in the end a change in the approach to order planning.

Palavras-chave: Demand forecast, stock management, SKU classification, multicriteria analysis, service level

Índice

Índice de Figuras	xi
Índice de Tabelas	xiii
Simbologia e Siglas	xv
Simbologia.....	xv
Siglas	xv
1. INTRODUÇÃO.....	1
1.1. Enquadramento	1
1.2. Objetivos.....	3
1.3. Estrutura.....	3
2. CASO DE ESTUDO	5
2.1. Apresentação da organização.....	5
2.2. Produtos	5
2.3. Processo de fabrico	7
2.4. Processo de compras	15
2.4.1. Reposição de matéria prima sem transformação	15
3. REVISÃO DA LITERATURA	23
3.1. Classificação de SKUs e a sua importância.....	23
3.2. Modelos de classificação de SKUs	29
3.3. Previsão da procura e a sua importância.....	33
3.4. Modelos de previsão da procura	34
3.4.1. Modelos de previsão da procura qualitativos	35
3.4.2. Modelos de previsão da procura quantitativos	35
3.4.3. Modelos de previsão da procura associados à inteligência artificial.....	40
3.4.4. Discussão entre os modelos clássicos e os modelos de previsão da procura associados à inteligência artificial	41
3.5. Gestão de <i>Stocks</i>	43
3.5.1. Classificação dos <i>stocks</i>	44
3.5.2. Custos dos <i>stocks</i>	45
3.5.3. Modelos de gestão de <i>stocks</i>	46
4. ANÁLISE CRÍTICA	51
4.1. Identificação de problemas no atual processo de compras de matéria prima sem transformação	51
4.2. Dados recolhidos.....	52
4.2.1. Tratamento dos dados das vendas da organização	52
4.3. Classificação de SKUs.....	56
4.3.1. Análise ABC.....	58
4.3.2. Análise XYZ.....	65
4.4. Aplicação dos modelos de previsão da procura.....	68
4.4.1. Análise ao comportamento das séries do artigo Alpha 120.....	69

4.5. Discussão de resultados dos modelos de previsão da procura.....	83
4.6. Definição de políticas de gestão de <i>stocks</i>	86
4.7. Discussão de resultados	93
5. CONCLUSÃO E PROPOSTA DE TRABALHOS FUTUROS	95
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	97
ANEXO A.....	101
APÊNDICE A	102
APÊNDICE B	103
APÊNDICE C	104
APÊNDICE D	105
APÊNDICE E.....	106
APÊNDICE F.....	107

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1. Catálogo de cores da Liconfe – Linhas Industriais, S.A.	6
Figura 2.2. Exemplo de um dos supermercados da Liconfe – Linhas Industriais, S.A.	9
Figura 2.3. Armazém B0 – produto semiacabado	9
Figura 2.4. Ficha de tingimento	10
Figura 2.5. Processo de rebobinagem do fio	11
Figura 2.6. Processo de etiquetagem dos cones.....	12
Figura 2.7. Processo de embalagem do fio.....	12
Figura 2.8. Armazém A1 – produto acabado	13
Figura 2.9. Diagrama do processo de fabrico da Liconfe – Linhas Industriais, S.A.	14
Figura 2.10. Excerto da folha de cálculo em <i>Excel</i> atual que permite determinar a quantidade de quilos vendidos de cada artigo, no ano de 2019	20
Figura 2.11. Excerto da folha de cálculo em <i>Excel</i> atual que permite determinar a quantidade de matéria prima sem transformação necessária a ser adquirida [consultado a 27 de fevereiro de 2020]	21
Figura 3.1. <i>Framework</i> para a classificação de SKUs (adaptado: (van Kampen et al., 2012))	27
Figura 3.2. Modelo estocástico de revisão contínua (adaptado: (Carravilla, 1997)).....	49
Figura 3.3. Modelo estocástico de revisão periódica (adaptado: (Carravilla, 1997)).....	50
Figura 4.1. Excerto da folha de cálculo obtida em <i>Excel</i> – dados das vendas da unidade de Guimarães no ano de 2015	54
Figura 4.2. Excerto de uma das folhas de cálculo obtidas em <i>Excel</i> – quantidade de unidades vendidas no ano de 2019	56
Figura 4.3. Excerto de uma das folhas <i>pivot</i> obtida em <i>Excel</i> – quantidade de quilos vendidos no ano de 2019	56
Figura 4.4. Número de caixas vendidas de produto acabado, ao longo do ano de 2019, para a cor 965	64
Figura 4.5. Comportamento da série do artigo Alpha 120 nas diversas cores disponíveis em catálogo	71
Figura 4.6. Comportamento da série do artigo Alpha 120 na tonalidade de branco	73
Figura 4.7. Comportamento da série do artigo Alpha 120 na tonalidade de cru (inicial) ...	76
Figura 4.8. Comportamento da série do artigo Alpha 120 na tonalidade de cru (final)	76
Figura 4.9. Comportamento da série do artigo Alpha 120 na tonalidade de preto.....	81

Figura 4.10. Gráfico da evolução da quantidade de <i>stock</i> de matéria prima sem transformação do artigo Alpha 120, ao longo do ano de 2019	87
Figura 4.11. Valores obtidos para o <i>p-value</i> das amostras das vendas mensais do artigo Alpha 120, no ano de 2019	90
Figura 0.1. Características das 10 famílias de produtos da Liconfe – Linhas Industriais, S.A. (fonte: (Caridade, 2018))	101

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 2.1. Comportamento da cor 951 segundo a análise ABC da organização.....	7
Tabela 2.2. Dados relativos à chegada dos contentores, no ano de 2019.....	17
Tabela 4.1. Excerto da tabela com as quantidades adquiridas, em quilos, no ano de 2019, e respetivo investimento e análise ABC.....	58
Tabela 4.2. Operacionalização de SKUs para as análises ABC.....	60
Tabela 4.3. Excerto da tabela com as quantidades vendidas, em quilos, na unidade de Barcelos, no ano de 2019, e respetiva análise ABC.....	61
Tabela 4.4. Excerto da tabela com as quantidades vendidas, em quilos, na unidade de Guimarães, no ano de 2019, e respetiva análise ABC.....	61
Tabela 4.5. Quantidades vendidas em quilos na Liconfe – Linhas Industriais, S.A., no ano de 2019, e respetiva análise ABC.....	61
Tabela 4.6. Distribuição de SKUs mediante o volume anual de vendas.....	62
Tabela 4.7. Quantidades vendidas, em quilos, para as cores com classificação AAAA do artigo Alpha 120 e respetivo número de caixas vendidas, na unidade de Barcelos, no ano de 2019.....	63
Tabela 4.8. Operacionalização de SKUs para a análise XYZ.....	66
Tabela 4.9. Análise XYZ para as 28 cores com classificação AAAA do artigo Alpha 120 na unidade de Barcelos.....	66
Tabela 4.10. Quantidades vendidas, em quilos, de cada SKU do artigo Alpha 120 na Liconfe – Linhas Industriais, S.A., no ano de 2019.....	70
Tabela 4.11. Quantidade de quilos vendidos ao longo dos últimos 5 anos nas diversas cores disponíveis em catálogo.....	71
Tabela 4.12. Coeficientes de sazonalidade do artigo Alpha 120 nas diversas cores disponíveis em catálogo.....	72
Tabela 4.13. Quantidade de quilos vendidos ao longo dos últimos 5 anos na tonalidade de branco.....	73
Tabela 4.14. Coeficientes de sazonalidade do artigo Alpha 120 na tonalidade de branco..	74
Tabela 4.15. Quantidade de quilos vendidos ao longo dos últimos 5 anos na tonalidade de cru.....	75
Tabela 4.16. Coeficientes de sazonalidade do artigo Alpha 120 na tonalidade de cru.....	77
Tabela 4.17. Erro absoluto médio obtido na aplicação dos modelos de previsão da procura	78

Tabela 4.18. Quantidade de quilos vendidos ao longo dos últimos 5 anos na tonalidade de preto	80
Tabela 4.19. Erro absoluto médio obtido na aplicação dos modelos de previsão da procura do artigo Alpha 120 na tonalidade de preto	82
Tabela 4.20. Quadro resumo – modelos de previsão da procura	83
Tabela 4.21. Análise aos dados do <i>lead time</i> de resposta dos fornecedores do artigo Alpha 120, no ano de 2019	89
Tabela 4.22. Média, desvio padrão da amostra e CV da procura dos SKUs do artigo Alpha 120.....	91
Tabela 0.1. Conversão da designação dos artigos.....	102
Tabela 0.2. Quantidades adquiridas, em quilos, no ano de 2019 e respetivo investimento.....	103
Tabela 0.3. Quantidades vendidas, em quilos, na unidade de Barcelos, no ano de 2019 e respetiva análise ABC.....	104
Tabela 0.4. Quantidades vendidas, em quilos, na unidade de Guimarães, no ano de 2019 e respetiva análise ABC.....	105
Tabela 0.5. Quantidades vendidas, em quilos, na Liconfe – Linhas Industriais, S.A., no ano de 2019 e respetiva análise ABC.....	106
Tabela 0.6. Fórmulas para aplicação do modelo aditivo e multiplicativo da decomposição clássica.....	108
Tabela 0.7. Fórmulas para aplicação do modelo aditivo e multiplicativo de Holt-Winters.....	108

SIMBOLOGIA E SIGLAS

Simbologia

P_t – Previsão da procura no período t

$P_{t,Y}$ – Previsão da procura no período t no ano Y

Z_t – Valor da procura observado no período t

$Z_{t,Y-1}$ – Valor da procura observado no período t no ano Y - 1

Z_{t-1} – Valor da procura observado no período t - 1

Z_{t-N} – Valor da procura observado no período t - N

S_t – Valor da sazonalidade obtido no período t

S_{t-s} – Valor da sazonalidade obtido no período t - s

n_t – Valor do nível obtido no período t

n_{t-1} – Valor do nível obtido no período t - 1

r_t – Valor do fator sazonal obtido no período t

M_t – Valor da média móvel centrada obtido no período t

T_t – Valor da tendência obtido no período t

T_{t-1} – Valor da tendência obtido no período t - 1

T_t – Valor da tendência obtido no período t

ε_t – Erro de previsão obtido no período t

Siglas

SKU – *Stock Keeping Units*

PME – Pequenas e médias empresas

CC – Cone de cartão

CT – Cone tinto

AHP – Processo de Hierarquia Analítica

CV – Coeficiente de variabilidade

WIP – *Work in Process*

EAM – Erro absoluto médio

QEE – Quantidade Económica de Encomenda

PE – Ponto de encomenda

SS – *Stock* de segurança

DDMRP – *Demand Driven Material Requirements Planning*

1. INTRODUÇÃO

No presente documento relata-se o trabalho desenvolvido, no âmbito da unidade curricular estágio/dissertação do Mestrado em Engenharia e Gestão Industrial da Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade de Coimbra, na organização Liconfe – Linhas Industriais, S.A., situada em Barcelos.

1.1. Enquadramento

Hoje em dia, as organizações não podem negar a realidade da necessidade crescente que têm em gerir um elevado número de *Stock Keeping Units* (SKUs) e que a evolução dos produtos e a mudança da preferência dos consumidores é cada vez mais rápida.

Geralmente é visto como vantajoso distinguir um número limitado de classes de SKUs com base nas suas características, permitindo que as organizações tomem decisões sobre estratégia de produção, gestão de produção, gestão de *stocks* e atendimento ao cliente para classes de SKUs inteiras e não para cada SKU individualmente (van Kampen, Akkerman, & van Donk, 2012). Existem vários modelos de classificação de SKUs que irão ser apresentados nesta dissertação.

Os clientes apreciam que as organizações tenham disponível o que eles precisam, quando precisam. Facilmente os clientes procuram os produtos que desejam noutros fornecedores e nessas situações pode não estar associada apenas a perda de uma venda, mas também a de um bom cliente. Assim, para que as organizações tenham sucesso, as mesmas precisam de garantir que os níveis de serviço para os clientes estejam dentro dos limites, para os quais uma gestão eficaz de *stocks* é crucial (P & Simha, 2016).

A gestão de *stocks* tem reflexos imediatos nos resultados das organizações. É a realização de uma boa gestão de *stocks* que permite manter os clientes satisfeitos no que toca à disponibilidade dos produtos que procuram, não só ao nível de quantidade como ao nível da qualidade. Para além disso, permite que as organizações saibam aquilo que devem encomendar e quando o devem encomendar. Ou seja, contribui para que as organizações realizem a compra de produtos/matéria prima de uma forma mais responsável, aumentando os lucros, a produtividade e a qualidade dos produtos que comercializam.

Um bom planeamento de compras é fundamental pois, para além do que foi referido anteriormente, permite que as organizações consigam reduzir custos tais como, custos de armazenamento e de rutura através da existência de um equilíbrio entre possuir o *stock* necessário e não *stock* em falta ou em excesso. Para além disso, permite através de benefícios de descontos de quantidade, reduzir o custo unitário dos produtos.

No entanto, para que se realize uma boa gestão de *stocks* e uma boa gestão de compras é essencial que a organização realize uma boa previsão da procura de todos os SKUs. Várias organizações sofrem as implicações de previsões de procura ruins e políticas inadequadas de *stock*, fazendo com que grande parte das mesmas possuam um “empate” de capital na acumulação de matérias primas, produtos semiacabados e/ou acabados.

A previsão da procura é uma ferramenta fundamental para a realização de um planeamento eficaz e eficiente da produção, gestão de *stocks* e gestão de compras pois, permite, de uma forma mais precisa, evidenciar a procura futura dos clientes e as estimativas para renovação de *stock*. Além disso, permite uma utilização mais inteligente do espaço físico dos armazéns das organizações, uma redução dos custos operacionais, um planeamento do orçamento da produção e da aquisição de matéria prima mais preciso, evita superprodução/subprodução, proporciona a existência de uma melhor comunicação entre todas as áreas da organização, obtendo assim, com tudo isso, competitividade no mercado.

As organizações ao realizar uma boa previsão da procura conseguem obter um melhor atendimento ao cliente, um aumento da qualidade do serviço e dos produtos, uma redução de custos e uma menor quantidade de *stocks*, enquanto que, as previsões imprecisas podem resultar em desequilíbrios entre a oferta e a procura (Wisner, Tan, & Leong, 2015).

Atualmente, a Liconfe – Linhas Industriais, S.A recorre, para efetuar as compras de matéria prima sem transformação, a um modelo muito simples de previsão da procura, mais precisamente um modelo Naïve. Acredita-se que através da implementação de um modelo de previsão da procura mais sofisticado e através da implementação de uma nova abordagem de gestão de *stocks* se consiga alcançar melhorias significativas para a organização tais como, a redução de custos, a redução da existência de ruturas de *stocks* e, conseqüentemente, a obtenção de uma melhor prestação no nível de serviço aos clientes.

Relativamente à classificação de SKUs, a Liconfe – Linhas Industriais, S.A. apenas recorre à análise ABC. Face às características dos seus SKUs e do contexto no qual

a mesma se insere, acredita-se que a utilização da análise ABC juntamente com a análise XYZ seja o mais indicado.

1.2. Objetivos

O objetivo desta dissertação consiste na realização de uma avaliação e obtenção de melhorias de todo o processo de compras da Liconfe – Linhas Industriais, S.A. Tudo isto envolve tarefas como o estudo de modelos de previsão da procura, a definição do modelo de previsão da procura mais indicado para os diferentes SKUs importados pela organização e, por fim, a definição de metodologias para o processamento das encomendas, ou seja, definir quanto, quando e quantidades a encomendar para cada SKU face à previsão da procura obtida.

Inicialmente tinha-se como objetivo, para além dos referidos anteriormente, realizar um estudo ao espaço de armazenagem de matéria prima sem transformação. Face à pandemia do covid-19, a realização deste não foi possível, visto que, a grande parte da realização desta dissertação ocorreu em teletrabalho. No entanto, de forma a compensar, realizou-se um breve estudo à atual classificação de SKUs da organização, mostrando a importância de uma alteração na realização da mesma.

1.3. Estrutura

A presente dissertação está organizada em 5 capítulos.

O primeiro capítulo contém uma contextualização do problema que irá ser abordado ao longo desta dissertação, os objetivos que se pretende alcançar e a estrutura adotada na mesma. O segundo capítulo possui a descrição da organização em questão, dos seus produtos e processo de fabrico e, por fim, apresenta-se uma descrição da situação atual do processo de compras. O terceiro capítulo possui a revisão da literatura. Este fornece todos os conceitos e ferramentas necessárias para o desenvolvimento do trabalho apresentado no capítulo seguinte. O quarto capítulo apresenta o trabalho desenvolvido para se alcançar os objetivos propostos e, por fim, o quinto capítulo apresenta as conclusões retiradas ao longo do trabalho desenvolvido e os resultados obtidos, bem como a sugestão da realização de trabalhos futuros.

Por questões de confidencialidade, todos os valores apresentados nesta dissertação foram corrigidos por um fator.

2. CASO DE ESTUDO

Neste capítulo, primeiramente irá ser apresentada uma breve descrição da organização onde decorreu o estágio curricular, possibilitando a elaboração desta dissertação, a Liconfe – Linhas Industriais, S.A. De seguida, serão apresentados os produtos que a mesma comercializa, o seu processo de fabrico e, por fim, uma descrição da situação atual relativa ao processo de compras, proporcionando uma melhor compreensão do problema abordado.

2.1. Apresentação da organização

A Liconfe – Linhas Industriais, S.A. integra o grupo das pequenas e médias empresas (PME) e dedica-se à fabricação de linhas de costura para a indústria têxtil, desde 1987, em Portugal. A sua sede situa-se em Vila Frescaíña São Pedro no concelho de Barcelos, onde, para além de ocorrer a venda de produto acabado, também ocorre toda a sua produção. Para além desta, existe uma segunda unidade de vendas em Moreira de Cónegos no concelho de Guimarães.

Esta organização assume-se como sendo uma organização produtora de linhas de costura de qualidade e, devido ao facto de possuir um catálogo com uma vasta diversidade de cores no mercado, consegue oferecer uma boa resposta a diferentes solicitações do sector têxtil. A sua produção depende essencialmente de produto importado e a sua principal atividade de fabrico consiste na rebobinagem de linha, de diferentes tipos, espessuras e cores, em diferentes metragens.

2.2. Produtos

A Liconfe – Linhas Industriais, S.A. possui uma vasta gama de produtos, mais precisamente linhas de costura para vestuário, calçado, colchões, entre outros.

Os produtos podem diferenciar-se quanto à sua natureza, composição, tonalidade e espessura. Atualmente a Liconfe – Linhas Industriais, S.A. possui 10 famílias de produtos diferentes, com diversas espessuras e com a possibilidade de se obter o produto acabado em

diversas metragens, sendo elas *standards* e não *standards*. Todas as suas características podem ser consultadas no anexo A.

Como nem todos os produtos possuem a mesma importância para as organizações, é fundamental classificá-los tendo em conta a sua importância. Para além disso, é essencial que existam sempre quantidades disponíveis em *stock* para os produtos que possuam uma maior percentagem de vendas.

Na Liconfe – Linhas Industriais, S.A., a principal família de produtos e aquela que representa a maior percentagem de vendas é a família Alpha, mais precisamente o artigo Alpha 120 logo, existe uma necessidade de possuir um maior controlo de *stock* sobre o mesmo. Já os artigos das restantes famílias são produzidos em grande parte por encomenda.

Alguns produtos que a Liconfe – Linhas Industriais, S.A. vende não passam pelo processo de rebobinagem, ou seja, destinam-se apenas à sua revenda, sendo estes os artigos da família Omega e Beta.

Relativamente aos artigos da família Hepta, estes ainda há pouco tempo se encontravam em desenvolvimento. Neste momento já se comercializam, no entanto, não se definem compras nem *stocks* mínimos para os mesmos e, apenas se produzem por encomenda.

No que toca à tonalidade dos artigos, para além das 4 cores básicas – branco, preto, cru e meio branco - a Liconfe – Linhas Industriais, S.A. proporciona aos seus clientes uma vasta gama de cores que podem ser consultadas no catálogo da mesma, sendo que cada cor é representada por um número. O catálogo de cores da Liconfe – Linhas Industriais, S.A. é apresentado na Figura 2.1, sendo possível compreender a vasta gama de cores oferecida aos clientes.



Figura 2.1. Catálogo de cores da Liconfe – Linhas Industriais, S.A.

De modo a facilitar todo o reposicionamento de *stocks* do artigo Alpha 120, todas as cores são classificadas de acordo com a regra de Pareto. Esta classificação baseia-se em 4 planos temporais diferentes e cada cor possui 3 classificações.

A primeira classificação representa o comportamento da cor na unidade de Barcelos, a segunda classificação representa o comportamento da cor na unidade de Guimarães e a última representa o comportamento da cor no global.

É importante referir que o comportamento da cor está relacionado com a análise ABC, sendo que a sua classificação é obtida em função das unidades vendidas em quilos, onde a classe A, B e C representam 20%, 30% e 50% das cores, respetivamente.

A título de exemplo, pode-se observar que a cor 951 é uma cor com uma alta rotatividade pois, tal como se pode observar pela Tabela 2.1, a sua classificação global possui 4 A's.

Tabela 2.1. Comportamento da cor 951 segundo a análise ABC da organização

Cor	Unidade de Barcelos	Unidade de Guimarães	Global
951	AAAA	CAAB	AAAA

A informação que se pode retirar através dos 4 planos temporais é a seguinte:

- 1º A – Comportamento da cor nos últimos seis meses;
- 2º A – Comportamento da cor nos últimos doze meses;
- 3º A – Comportamento da cor nos correspondentes seis meses do ano anterior;
- 4º A – Comportamento da cor desde a sua existência.

2.3. Processo de fabrico

O processo de fabrico da Liconfe – Linhas Industriais, S.A. inicia-se nos fornecedores de matéria prima sem transformação. A Liconfe – Linhas Industriais, S.A. importa fio na tonalidade de branco, preto e cru nas diversas famílias e espessuras à exceção dos artigos da família Delta onde apenas se importa fio na tonalidade de meio branco.

As bobines de fio branco, preto e meio branco chegam dos fornecedores com 2 quilos, em cone de cartão (CC), ou com 1 quilo em cone tinto (CT), dependendo do fornecedor e, seguem para o armazém de matéria prima sem transformação, situado na unidade de Guimarães, designado por B2.

Quanto às bobines de fio cru estas podem seguir dois caminhos diferentes. Caso cheguem em bobines de 2 quilos em CC seguem diretamente para o armazém B2 e, caso cheguem em bobines de 1 quilo em CT (cone perfurado) tanto podem seguir o caminho referido anteriormente como seguir diretamente para os armazéns das tinturarias 1 e 2, igualmente situados em Guimarães.

Nos armazéns das tinturarias 1 e 2, apenas se armazena bobines de fio cru pois, este é o fio base para o processo de tingimento. A capacidade que estas têm disponível para armazenar a matéria prima sem transformação da Liconfe – Linhas Industriais, S.A. é variável ao longo do tempo, sendo necessário aquando a chegada de um contentor confirmar com as mesmas se efetivamente existe espaço ou não para receber a matéria prima sem transformação nas suas instalações. Caso não exista espaço, a matéria prima sem transformação é armazenada no armazém B2.

Na tinturaria 3, neste momento, não se armazena matéria prima sem transformação, no entanto, no futuro tenciona-se que seja possível o armazenamento de matéria prima sem transformação em todas as tinturarias.

Nas instalações das tinturarias, o fio após ser tingido passa por um processo de lubrificação adicional com o objetivo de aumentar a qualidade do mesmo. De seguida, o fio é rebobinado para bobines de 2 quilos em CC e transferidos para a unidade de Barcelos em sacos de 18 quilos (9 bobines).

Quando o fio chega à unidade de Barcelos, este é recebido pelo responsável do armazém que tem como função verificar a qualidade da tonalidade do mesmo, bem como verificar se as quantidades que se está a receber estão ou não corretas. Posto isto, o fio pode seguir dois caminhos diferentes.

Caso a cor que se recebeu tenha encomendas pendentes e/ou apresente necessidade de *stock* de produto acabado, realiza-se a tarefa de *picking* sendo que o fio passa diretamente para os supermercados – locais onde se coloca o fio em curso para rebobinagem, tal como se pode observar na Figura 2.2.



Figura 2.2. Exemplo de um dos supermercados da Liconfe – Linhas Industriais, S.A.

Caso contrário, o fio é armazenado no armazém B0, armazém esse que se encontra dividido por prateleiras, tal como se pode observar na Figura 2.3. Este armazém está disposto por ordem decrescente do número da cor e tem uma capacidade para 1 549 sacos de 9 bobines com 2 quilos cada.



Figura 2.3. Armazém B0 – produto semiacabado

Caso as requisições de tingimento efetuadas às tinturarias apresentem um carácter urgente, as bobines não passam pelo processo de lubrificação e são transportadas para a unidade de Barcelos em caixas de 36 quilos com bobines de 1 quilo em CT. Esta situação deve ser evitada ao máximo pois, o facto de se excluir o processo de lubrificação, pode levar a consequências negativas na qualidade do artigo e na facilidade do processo de rebobinagem na unidade de produção em Barcelos.

Todos os sacos de bobines que chegam das tinturarias são acompanhados por uma ficha de tingimento de modo a virem devidamente identificados. Na ficha de tingimento, tal como se pode verificar na Figura 2.4, estão presentes informações como a data em que o fio sofreu o processo de tingimento, a sua espessura, cor, o lote e a partida correspondente.

O lote corresponde ao embarque do contentor de matéria prima sem transformação no qual o fio foi transportado e a partida corresponde às características do processo de tingimento a que o fio foi submetido.

A ficha de tingimento acompanha o fio desde a sua saída das instalações das tinturarias até ao embalamento do mesmo.

Ficha de Tingimento	
DATA:	21/2/2020
FIO:	Op:
Ne:	42/2
FS:	
LOTE:	607
Etq:	
PARTIDA:	707
COR:	1019
PESO:	
Aprovação da cor	
Conforme	<input type="checkbox"/>
Não conforme	<input type="checkbox"/>

liconfe - linhas industriais, SA | Telef: 253 811379 | Fax: 253 818414 | www.liconfe.com | e.mail: liconfe@liconfe.com

Figura 2.4. Ficha de tingimento

Consoante as encomendas e especificações dos clientes, as bobines passam pelo processo de rebobinagem de modo a que o fio fique em cones mais pequenos, com as metragens requeridas. Durante a rebobinagem do fio, este passa por um processo de lubrificação com silicone.

Para realizar o processo de rebobinagem do fio, a Liconfe – Linhas Industriais, S.A. opera com 19 máquinas com um total de 254 fusos onde cada fuso trabalha

individualmente. Na Figura 2.5 pode-se visualizar uma das 19 máquinas que a organização possui, realizando a rebobinagem do fio com diferentes tonalidades.



Figura 2.5. Processo de rebobinagem do fio

À medida que se realiza a rebobinagem do fio, os cones caem para caixotes que se encontram atrás dos fusos.

Quando os caixotes se encontram cheios ou quando a rebobinagem de um determinado fio termina, os mesmos são enviados para a zona de etiquetagem e de embalamento.

No processo de etiquetagem, tal como se pode observar na Figura 2.6, os cones são colocados, um a um, numa máquina que os transporta até uma impressora que imprime e fixa uma etiqueta no seu topo que contem as informações que se encontram na ficha de tingimento, acrescentando apenas a metragem a que o fio foi rebobinado.

O operador que executa a tarefa referida anteriormente é também responsável por avaliar a qualidade da rebobinagem do fio e informar os seus superiores caso haja alguma anomalia.



Figura 2.6. Processo de etiquetagem dos cones

Após o processo de etiquetagem estar finalizado, os cones são embalados com uma película de plástico e de seguida, colocados em caixas, tal como se pode observar na Figura 2.7.

O tipo de caixa, bem como a quantidade de cones por caixa está relacionado com o tipo e espessura do fio e a metragem de rebobinagem.



Figura 2.7. Processo de embalamento do fio

De seguida, cada caixa é devidamente etiquetada e colocada em paletes.

Consoante o planeamento da produção definido, as paletes podem ser reencaminhadas para a unidade de Barcelos ou para a unidade de Guimarães, sendo que a organização e a arrumação das caixas de produto acabado são da responsabilidade dos comerciais.

Na unidade de Barcelos e na unidade de Guimarães, o armazém de produto acabado é denominado por armazém A1 e A2, respetivamente e possuem ambos a mesma organização.

Na Figura 2.8 pode-se visualizar parte do armazém A1, armazém esse que se encontra dividido de acordo com o tipo e espessura do fio. Está ordenado de forma crescente pelo número da cor do artigo, tendo cada cor do artigo Alpha 120 no mínimo espaço para 12 caixas e no máximo espaço para 36 caixas, dependendo da sua rotatividade.



Figura 2.8. Armazém A1 – produto acabado

O processo descrito ao longo desta secção e os respetivos fluxos encontram-se representados esquematicamente na Figura 2.9.

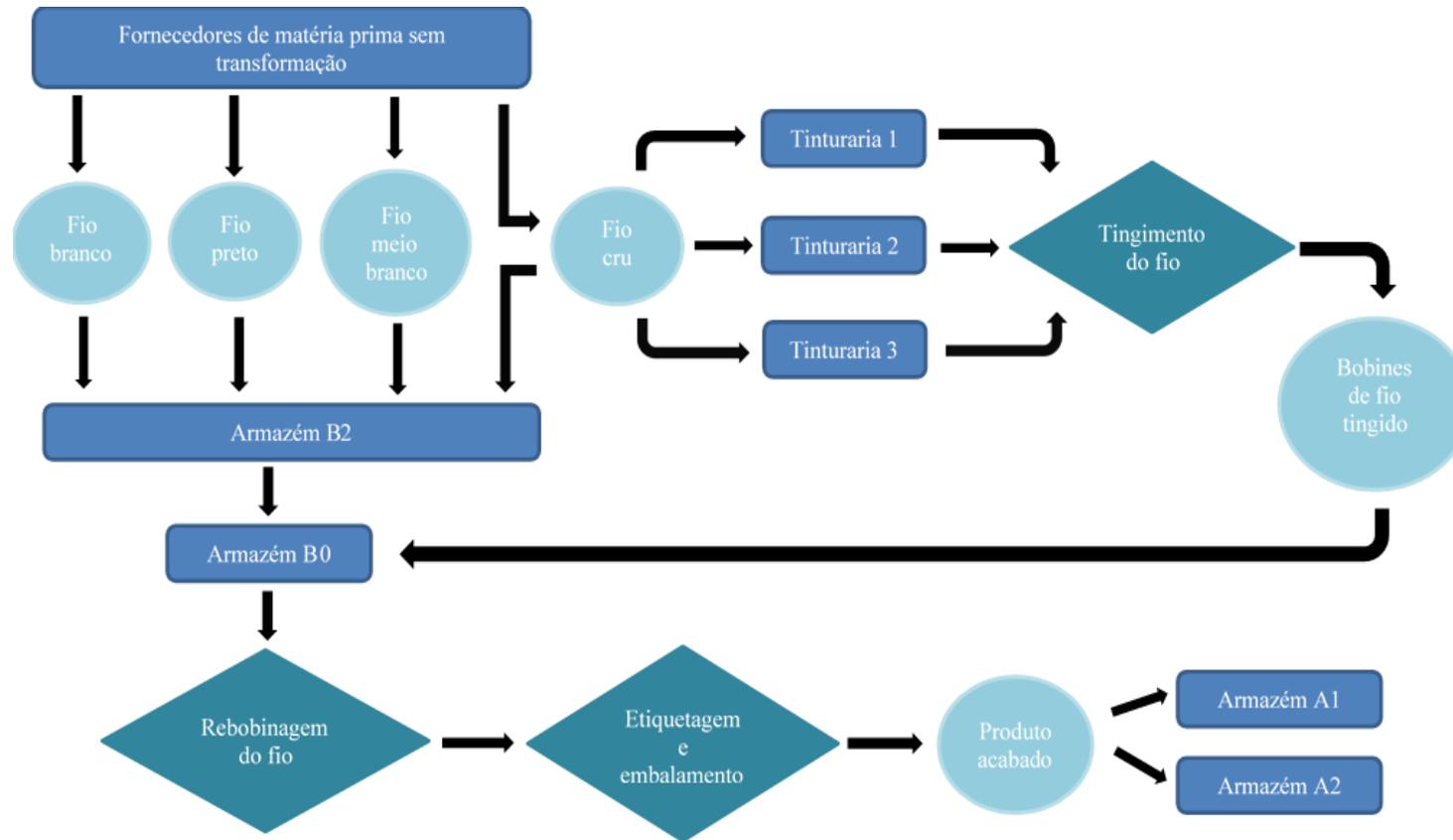


Figura 2.9. Diagrama do processo de fabrico da Liconfe – Linhas Industriais, S.A.

2.4. Processo de compras

Antes de passar à realização deste subcapítulo, é importante referir que os artigos da família Omega e Beta, são artigos para revenda, não tendo assim a necessidade de passar pelo processo de fabrico logo, serão ignorados os valores destes artigos para o estudo das compras de matéria prima sem transformação.

2.4.1. Reposição de matéria prima sem transformação

A matéria prima sem transformação refere-se a todos os tipos de fio que a Liconfe – Linhas Industriais, S.A. comercializa e que ainda não sofreu nenhuma alteração física.

O processo de compras de matéria prima sem transformação é estabelecido através de contratos com os fornecedores, onde são definidas as quantidades a receber de cada família e de cada espessura, bem como as datas de partida de cada contentor.

Todo o planeamento de compras tem de ter em conta um *lead time* de 4,5 meses: em média, 1,5 meses entre o momento em que a encomenda é colocada e o início da sua produção; cerca de 1,5 meses para a sua produção e ainda 1,5 meses de transporte. Ou seja, é necessário que a Liconfe – Linhas Industriais, S.A. analise e defina as compras a realizar, em média, 4,5 meses antes da sua receção.

Os contentores dos fornecedores têm capacidade de 40 pés ou 20 pés, o que equivale a 18 000 quilos e 8 000 quilos, respetivamente. De forma a economizar custos, os contentores são todos otimizados no que toca ao espaço, preenchendo o mesmo com fio de diversas famílias, tonalidades e espessuras, caso seja necessário. No entanto, num mesmo contentor só se podem misturar artigos de várias famílias caso a origem da matéria prima sem transformação seja a mesma. Ou seja, como os fornecedores de matéria prima sem transformação da família Kappa, Sigma e Zeta são da mesma origem, é comum isso acontecer.

Neste momento, a Liconfe – Linhas Industriais, S.A. possui 3 locais de armazenagem para a matéria prima sem transformação, sendo eles o armazém da tinturaria 1, o armazém da tinturaria 2 e o armazém B2 na unidade de Guimarães. Nos armazéns das tinturarias apenas se armazena fio do artigo Alpha 120 na tonalidade de cru pois, tal como já foi referido, este é o artigo com maior procura. Sendo assim, certos contentores deste

artigo, quando chegam aos portos, são enviados diretamente para as instalações das tinturarias, não tendo a necessidade de passar pelas instalações da Liconfe – Linhas Industriais, S.A. Já no armazém B2 armazena-se fio na tonalidade de branco, preto, cru e meio branco de todas as famílias existentes.

Todas as bobines que chegam dos fornecedores em CC não podem passar pelo processo de tingimento. Isto deve-se a várias razões. Uma delas é o facto do CC não ser perfurado, o que faz com que o corante não “passe” pelo cone, sendo assim, apenas realizado o tingimento pelo exterior da bobine. Outra razão é devido ao facto de o diâmetro das bobines em CC ser maior, não permitindo que o corante chegue até ao interior da bobine de forma uniforme, surgindo assim manchas e dégradés na cor. Sendo assim, todas as bobines em CC seguem diretamente para as instalações da Liconfe – Linhas Industriais, S.A., para de seguida sofrerem o processo de rebobinagem, conforme os pedidos dos clientes e apenas bobines em CT podem passar pelo processo de tingimento ou seguirem diretamente para o processo de rebobinagem nas instalações da organização. Posto isto, facilmente se pode concluir que a característica relativa ao material do cone é também necessário que seja definida aquando a realização dos contratos com os fornecedores de matéria prima sem transformação.

Para o artigo Alpha 120 na tonalidade de cru, uma vez que, este é o artigo que corresponde á maior parte das vendas da Liconfe – Linhas Industriais, S.A., já se encontram definidas, em média, para o ano de 2020, chegadas de 2 contentores de 40 pés por mês.

Este artigo, na tonalidade de cru, é a base para as restantes cores, no entanto, a Liconfe – Linhas Industriais, S.A. também possui, em média, 8 000 quilos de encomendas por mês por parte dos clientes deste artigo. Sendo assim, dos 2 contentores que chegam por mês, 1,5 contentores é em CT e 0,5 contentor é em CC, que corresponde aos 8 000 quilos referidos anteriormente.

As compras realizadas para os artigos das restantes famílias que possuem alguma incerteza no seu comportamento das vendas, na tonalidade de cru, são sempre realizadas em CT porque, tal como referido anteriormente, tanto dá para passar pelo processo de rebobinagem como pelo processo de tingimento.

Relativamente ao fio na tonalidade de branco, preto e meio branco, estes vêm sempre em CC pois, não há a necessidade de passarem pelo processo de tingimento.

2.4.1.1. Análise ao *lead time* de chegada dos contentores de matéria prima sem transformação

De modo a confirmar os valores do *lead time* referidos anteriormente, e sabendo que a Liconfe – Linhas Industriais, S.A. conta com 13 fornecedores para realizar as suas compras de matéria prima sem transformação, realizou-se um estudo ao *lead time* de chegada dos contentores no ano de 2019, onde os dados obtidos se encontram na Tabela 2.2.

De forma a se obter uma ideia da dispersão dos dados, determinou-se, para cada um dos fornecedores, para além do seu valor médio, o seu desvio padrão e o valor mínimo e máximo observado.

Tabela 2.2. Dados relativos à chegada dos contentores, no ano de 2019

Fornecedor	<i>Lead time</i> de transporte [meses]				<i>Lead time</i> total [meses]			
	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
1	1,04	0,79	0,13	1,50	3,69	0,19	3,47	3,80
2	1,20	0,00	1,20	1,20	3,20	0,00	3,20	3,20
3	1,58	0,22	1,30	1,80	3,78	1,21	1,93	4,60
4	1,45	0,68	0,67	2,33	4,25	1,22	3,10	5,90
5	1,80	0,00	1,80	1,80	6,03	0,00	6,03	6,03
6	1,45	0,49	0,57	1,87	3,44	0,31	3,00	3,73
7	1,82	0,23	1,57	2,27	4,88	1,24	3,77	7,70
8	1,65	0,32	1,07	2,13	7,08	2,51	4,17	10,73
9	1,73	0,00	1,73	1,73	3,77	0,00	3,77	3,77
10	1,27	0,12	1,23	1,60	3,91	0,03	3,90	4,00
11	1,49	0,13	1,37	1,67	3,85	1,49	2,63	5,83
12	1,39	0,66	0,57	2,30	4,36	0,93	3,03	5,70
13	1,78	0,37	1,53	2,53	4,23	0,92	2,87	5,63
Média	1,51	0,31	1,13	1,90	4,34	0,77	3,45	5,43

Através dos dados presentes na tabela anterior, observa-se que existem alguns fornecedores que ultrapassam os 1,5 meses no *lead time* médio de transporte dos seus contentores e através dos dados do desvio padrão obtidos, pode-se observar que a grande parte dos fornecedores apresentam valores elevados, ou seja, os dados encontram-se

espalhados por uma ampla gama de valores, não sendo, portanto, homogêneos. Para além disso, grande parte dos fornecedores apresentam um valor máximo observado superior a 1,5 meses o que, caso esse tempo não seja compensado no *lead time* de produção, os fornecedores não irão conseguir cumprir os 4,5 meses aceitáveis para o *lead time* total de entrega dos contentores.

O valor nulo observado no desvio padrão para os fornecedores 2, 5 e 9 deve-se ao facto de ao longo do ano de 2019, apenas se ter realizado uma encomenda a esses mesmos fornecedores, sendo que o fornecedor 5 da única entrega realizada, apresentou um *lead time* total muito elevado face ao esperado.

Relativamente ao *lead time* total, tal como no *lead time* de transporte, alguns dos fornecedores apresentam elevados valores no desvio padrão. Apesar de grande parte dos fornecedores existentes, conseguirem atender à procura da Liconfe – Linhas Industriais, S.A. com um *lead time* médio inferior a 4,5 meses, observa-se que, apesar do seu valor médio indicar que efetivamente o fornecedor cumpre o *lead time* esperado, existem situações em que o mesmo fica aquém das expectativas, provocando assim, possíveis problemas para a organização como a rutura de *stock* e conseqüentemente uma paragem da produção. Exemplos disso, são os fornecedores 11 e 12 que apresentam um *lead time* médio inferior a 4,5 meses, mas um valor máximo de 5,83 e 5,7 meses, respetivamente.

Por fim, observa-se que o fornecedor 8 é aquele que apresenta um *lead time* médio e desvio padrão mais preocupante, sendo que se deve evitar recorrer ao mesmo.

2.4.1.2. Folhas de cálculo auxiliares para a realização das compras de matéria prima sem transformação

As compras realizadas aos fornecedores de matéria prima sem transformação são realizadas em quilos. Tendo em conta que o produto acabado é vendido ao cliente em unidades é necessário realizar a conversão da quantidade de unidades vendidas para quantidade de quilos vendidos de cada artigo. Sendo assim, para a realização das compras, a Liconfe – Linhas Industriais, S.A. possui duas folhas de cálculo auxiliares em *Excel*, uma para determinar a quantidade de quilos vendidos de cada artigo no ano anterior e outra para determinar a quantidade de matéria prima sem transformação necessária a ser encomendada para o corrente ano.

2.4.1.2.1. Folha de cálculo atual para determinar a quantidade de quilos vendidos de cada artigo

A Liconfe – Linhas Industriais, S.A. para analisar a quantidade de quilos vendidos de cada artigo, primeiramente realiza uma consulta no seu *software*, de modo a obter os dados das vendas em unidades, importando de seguida esses mesmos dados para uma folha de cálculo em *Excel*.

Atualmente para determinar os quilos vendidos de cada artigo faz-se uma simples multiplicação da quantidade de unidades vendidas pelo respetivo peso por cone.

O peso por cone é obtido através da fórmula apresentada em (2.1), tendo em conta o NE de cada artigo e a metragem de cada cone vendido. O NE é um valor tabelado e representa a unidade de medida de espessura do fio.

$$\text{Peso por cone [kg]} = \frac{0,59 \times \text{metragem do cone}}{\frac{NE}{1\ 000}} \quad (2.1)$$

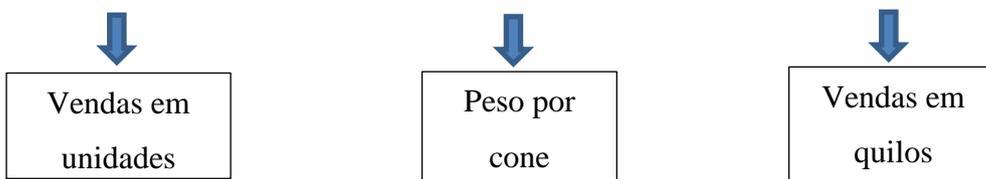
No procedimento, assume-se que as unidades vendidas possuem todas uma metragem de 5 000 metros, o que não é correto pois, existem diversas metragens possíveis que o cone pode ter. Para além disso, existem artigos que são vendidos em quilos não sendo necessário realizar nenhum cálculo auxiliar. Tudo isto faz com que os valores obtidos não sejam os valores reais, mas sim uma aproximação dos mesmos.

Na Figura 2.10 é possível observar a atual folha de cálculo em *Excel* que permite determinar a quantidade de quilos vendidos de cada artigo.

Figura 2.10. Excerto da folha de cálculo em Excel atual que permite determinar a quantidade de quilos vendidos de cada artigo, no ano de 2019

2019	2	3	4	5	6	7	8
	jan	fev	mar	abr	mai	jun	jul
A120	946002	811053	814341	812037	1011078	805602	1213818
B	111423	125868	113553	86642	154230	89871	132198
C	130752	134772	160509	164925	164733	168213	237576
COR	543837	428079	425073	455300	500019	427110	590328
P	133272	108825	99897	88011	172896	105600	232677
PT	26718	13509	15309	17160	19140	14808	21039
A180	16173	16578	16116	12213	62388	55119	25464
A20	6471	4839	1983	3201	8484	3141	4455
A80	21525	24426	22230	29040	22431	27465	31155
A80 MT	0	0	0	0	0	0	0
D20	5667	3024	7950	1494	4284	288	1038
D30	5976	19362	21051	26736	20748	11034	15906
D35	3960	19029	19914	7344	4455	6771	13368
D40	5616	2181	4746	6900	7563	810	5838
D50	10482	15921	9646	14781	19881	7482	16819
D60	17115	27162	33336	32472	10023	8142	6948
D12	0	0	0	120	2163	1548	3823,59

2019	jan	fev	mar	abr	mai	jun	jul
A120	97141	81051	82567	87452	93730	83941	116734
B	16045	18125	16352	12476	22218	12941	19037
C	18828	19407	22632	23254	23227	23718	33498
COR	78313	61643	59935	64197	70503	60223	83236
P	19191	15671	14085	12410	24378	14890	32807
PT	3847	1945	2159	2420	2699	2088	2966
A18	0	0	0	0	0	0	0
A180	1585	1625	1579	1197	6114	5402	2495
A20	2867	2144	878	1418	3758	1391	1974
A80	4886	5545	5046	6532	5092	6235	7072
A80 MT	0	0	0	0	0	0	0
A200	0	0	0	0	0	0	0
D20	1927	1028	2703	508	1457	98	353
D30	1100	3563	3873	4919	3818	2030	2927
D35	1093	5252	5496	2027	1230	1869	3690
D40	1241	482	1049	1525	1671	179	1290
D50	1857	2821	1745	2619	3523	1326	3335
D60	2516	3993	4900	4773	1473	1197	1021
D80	0	0	0	0	0	0	0
D12	0	0	0	40	718	514	1269



2.4.1.2.2. Folha de cálculo atual para determinar a quantidade de matéria prima sem transformação necessária a ser adquirida

As compras são realizadas através de uma análise relativa à quantidade de *stock* existente de matéria prima sem transformação no início de cada mês, ao consumo que se verificou no mês homólogo do ano anterior e à quantidade de matéria prima sem transformação que é suposto chegar dos fornecedores, no referido mês.

O valor do saldo mensal é calculado através da fórmula apresentada em (2.2) e é utilizado para realizar as previsões dos meses futuros. Isto é, tendo em conta que só se consegue obter o valor real do *stock* de matéria prima sem transformação no início do próprio mês, de forma a que se consiga prever a quantidade necessária a encomendar nos restantes meses, é necessário que se assuma um valor para este parâmetro.

$$\begin{aligned}
 & \text{Saldo mensal [kg]} \\
 & = \text{Stock atual} \\
 & + \sum \text{quantidade de artigo que vai chegar no referido mês [kg]} \\
 & - \text{consumos do mês homólogo [kg]}
 \end{aligned} \tag{2.2}$$

Para se determinar a quantidade real de *stock* existente de matéria prima sem transformação no início de cada mês, realiza-se uma consulta no *software* da organização para obter esses valores e, de seguida, introduz-se esses mesmos valores de forma manual na folha de cálculo em *Excel*.

Por fim, o consumo que se espera obter num determinado mês, como já foi referido, corresponde ao consumo do mês homólogo do ano anterior e, é obtido através dos cálculos realizados na folha de cálculo apresentada anteriormente.

		FEVEREIRO		MARÇO	
		3		4	
polyester 42/2 cru		Fornecedor 7 - dt	18000	Fornecedor 7 - dt	18000
		Fornecedor 7 - dt+pt	17978	Fornecedor 7 - dt+pt	17978
		Fornecedor 8	17100		
		Fornecedor 8	17100		
Stock		43400			
Consumo mês homólogo CORES	COR	20548		19978	
Consumo mês homólogo CRU	C	7678		8753	
Saldo		85352		92599	

Figura 2.11. Excerto da folha de cálculo em *Excel* atual que permite determinar a quantidade de matéria prima sem transformação necessária a ser adquirida [consultado a 27 de fevereiro de 2020]

A título de exemplo e, de acordo com o excerto da folha de cálculo em *Excel*, apresentado na Figura 2.11, pode-se concluir que ao longo do mês de fevereiro são esperados 4 contentores de 40 pés do artigo Alpha 120 na tonalidade de cru e, desses 4 contentores, 1 deles é constituído por matéria prima sem transformação em CT e em CC (dt + pt). Para além disso, pode-se concluir que no início do referido mês existem 43 400 quilos de matéria prima sem transformação em *stock* desse mesmo artigo e que a previsão realizada para o consumo deste artigo na tonalidade de cru e nas diversas cores disponíveis é de 7 678 quilos e 20 548 quilos, respetivamente.

Para se realizarem os cálculos para o mês de março, assume-se que a quantidade de *stock* existente de matéria prima sem transformação é igual ao saldo obtido no final do mês de fevereiro, sendo que, no início de todos os meses, é necessário realizar uma consulta no *software*, de modo a preencher a quantidade real de matéria prima sem transformação em *stock*, diminuindo assim o erro ao longo do tempo.

Um dos objetivos da Liconfe – Linhas Industriais, S.A. é que no final do ano, em média, se possua 50 000 quilos em *stock* do artigo Alpha 120 na tonalidade de cru nas instalações das 3 tinturarias.

3. REVISÃO DA LITERATURA

Neste capítulo, encontra-se a componente teórica relacionada com o tópico desta dissertação que servirá de suporte e fundamento para o trabalho realizado.

Primeiramente aborda-se o tema da classificação de SKUs onde é discutida a sua importância para as organizações. Existem diversos modelos que podem ser utilizados na classificação de SKUs e que trazem mais benefícios para as organizações do que a simplista análise ABC tão predominante no mundo industrial. De seguida, apresenta-se a importância dos modelos de previsão da procura, bem como os modelos de previsão mais conhecidos e implementados nas organizações. Para finalizar, apresenta-se uma visão mais geral do tema de gestão de *stocks*, seguida de uma apresentação e comparação dos modelos de gestão de *stocks* existentes.

3.1. Classificação de SKUs e a sua importância

Hoje em dia, devido à grande diversidade de produtos que as organizações oferecem aos seus clientes, os responsáveis pela gestão das operações têm a necessidade de lidar com muitos produtos diferentes, produtos esses denominados a nível industrial por SKUs, ou seja, produtos distintos mantidos em *stock*.

A quantidade de SKUs existente nos sistemas de inventário pode ser tão elevada que fica difícil para as organizações controlar os mesmos individualmente (Millstein, Yang, & Li, 2014). Mesmo numa organização, com um tamanho moderado, pode existir milhares de SKUs e para se realizar um controlo eficiente de todos esses produtos, a abordagem tradicional é classificar os mesmos em diferentes classes (Ng, 2007).

A classificação de SKUs tem como objetivo determinar duas coisas fundamentais para as organizações, o número de classes que devem existir e a definição dos limites das mesmas (van Kampen et al., 2012). Normalmente, o número de classes e os limites entre elas são essencialmente decisões da responsabilidade da gestão (van Kampen et al., 2012), no entanto, é necessário ter especial atenção às decisões tomadas pois, um valor extremo inválido levará a uma classificação incorreta dos produtos (Ng, 2007).

A identificação das classes de SKUs juntamente com os limites atribuídos a cada classe, denomina-se por operacionalização de SKUs (van Kampen et al., 2012).

O agrupamento de SKUs fornece aos responsáveis pela gestão meios mais eficazes para especificar, monitorizar e controlar o desempenho do inventário (Millstein et al., 2014). Para além disso, o seu agrupamento permite que a quantidade adequada de atenção por parte da gestão, os modelos corretos de previsão da procura e o controlo de *stocks* sejam utilizados e implementados nos produtos certos (Boylan, Syntetos, & Karakostas, 2008).

Sendo assim, distinguir os SKUs é visto como vantajoso pois, permite que políticas de controlo de inventário diferentes possam ser aplicadas a diferentes grupos (Ng, 2007) e que as organizações tomem decisões adequadas sobre o planeamento da produção, a gestão de *stocks* e níveis de serviço para as diferentes classes de SKUs, e não para cada SKU individualmente (van Kampen et al., 2012).

Não há indicações claras na literatura para determinar o nível de serviço de cada grupo de SKUs (Teunter, Babai, & Syntetos, 2010) logo, a atribuição deste a cada classe é da responsabilidade da gestão.

Para o controlo de *stocks*, os níveis de serviço constituem indiscutivelmente as medidas de desempenho mais importantes (Teunter et al., 2010), tendo estes um impacto direto nas receitas e nos lucros da organização (Millstein et al., 2014). Para além disso, todas as decisões referidas anteriormente têm implicações significativas na satisfação do cliente (Boylan et al., 2008).

Um dos assuntos mais discutidos na literatura é qual será o número ideal de classes que uma classificação deve possuir. O número de classes, bem como os seus limites podem diferir de organização para organização, apesar dos objetivos e características serem semelhantes pois, a importância atribuída a cada característica e as preferências de categorização podem mudar de setor para setor (Soylu & Akyol, 2014). Para além disso, quanto maior for o número de classes mais complexo será a sua classificação.

O estudo de van Kampen et al., (2012) teve como foco fornecer orientações sobre como é que os SKUs podem ser classificados. Os autores definem que os objetivos para a sua classificação são a gestão de *stocks*, previsão da procura e estratégia de produção (auxiliando na tomada de decisão de produzir um produto para *stock* ou apenas por encomenda).

A classificação do inventário desempenha um papel importante na identificação e otimização subsequente do nível de *stock* dos produtos numa organização, identificando os produtos críticos para o seu bom funcionamento. O excesso de *stock* pode levar ao aumento do custo de manutenção, ao bloqueio do capital e a um aumento do custo administrativo. Por outro lado, perdas financeiras devido a *stocks* insuficientes, resultam em perdas nos lucros, perdas de clientes, interrupções na produção, custos extras associados a um reabastecimento urgente (caso seja necessário), entre outros (P & Simha, 2016).

Como já referido, um dos objetivos da classificação de SKUs está relacionado aos modelos de previsão da procura. A classificação de SKUs facilita a seleção do método de previsão mais apropriado para as diferentes classes. Um aspeto importante é o padrão de procura ao longo do tempo (van Kampen et al., 2012). Todos os modelos de previsão são adequados apenas para tipos específicos de padrões de procura, ou seja, se o método errado for escolhido, a qualidade da previsão será baixa pois, produzirá erros de previsão mais elevados (Engelmeyer, 2016).

Além da decisão de como operacionalizar as classes de SKUs, são tomadas as decisões sobre que características incluir e que técnica utilizar (van Kampen et al., 2012).

A literatura existente fornece categorias diferentes para caracterizar SKUs em diferentes situações sendo que, as características utilizadas podem diferir muito entre si. Alguns exemplos de características utilizadas em diferentes abordagens são o volume anual de vendas, a previsibilidade da procura do produto, o seu custo unitário, a sua criticidade, o *lead time* de chegada e entrega do produto, a duração do seu ciclo de vida, o seu volume, a variedade de produtos existentes, a variabilidade, a sua durabilidade, o custo de aquisição, a semelhança entre produtos, os requisitos de armazenamento (van Kampen et al., 2012), (Soylu & Akyol, 2014), entre outros.

Características do produto, como o custo unitário, tendem a ser utilizadas em estudos de gestão de *stocks* enquanto que características como o *lead time* em estudos de previsão da procura (van Kampen et al., 2012).

Quando uma classificação tem em conta muitas características, a importância que cada uma possui para a organização difere logo, dependendo do tipo de SKUs é importante que um peso adequado seja atribuído a cada característica (Soylu & Akyol, 2014).

De modo a enquadrar a maioria das características utilizadas para uma classificação de SKUs a partir de uma perspetiva da gestão da produção e operações, os autores van Kampen et al., (2012), identificam quatro características principais, sendo elas o volume, produto, cliente e prazo.

O agrupamento dos SKUs é fundamental pois, á medida que o tamanho do *stock* aumenta, realizar o controlo dos produtos requer tempo e gastos adicionais. No entanto, apenas uma parte dos SKUs existentes requerem uma atenção especial por parte da gestão e um controlo mais rígido. Ou seja, classificar os SKUs permite que seja atribuída a quantidade adequada de atenção por parte da gestão e, apenas os SKUs com uma alta prioridade sejam inspecionados com mais frequência, de modo a evitar ruturas de *stock* (Soylu & Akyol, 2014).

Apesar de a classificação de SKUs ser aplicada numa ampla gama de organizações, muitas vezes, a classificação não é um objetivo em si, mas sim uma abordagem adotada para atingir outro objetivo, como por exemplo, a minimização do valor do inventário (van Kampen et al., 2012).

Para além dos objetivos referidos que estão associados à classificação de SKUs e das características dos mesmos, o contexto em que a organização se insere também influencia a classificação de SKUs. Existe uma grande variedade de organizações nas quais a classificação de SKUs é utilizada e, dos estudos consultados para a realização deste trabalho, pode-se concluir que o setor ou o contexto específico do estudo influencia as escolhas realizadas na classificação de SKUs. Os autores van Kampen et al., (2012) referem que esses fatores contextuais podem estar relacionados com o produto, o seu ciclo de vida ou com o processo da produção.

De acordo com o que foi referido anteriormente e tal como se pode observar através da *framework* para a classificação de SKUs, apresentada na Figura 3.1, pode-se concluir que o objetivo da classificação, as características, a técnica e o contexto estão inter-relacionados. Juntos, determinam a classificação de SKUs específica e não devem ser considerados isoladamente (van Kampen et al., 2012).

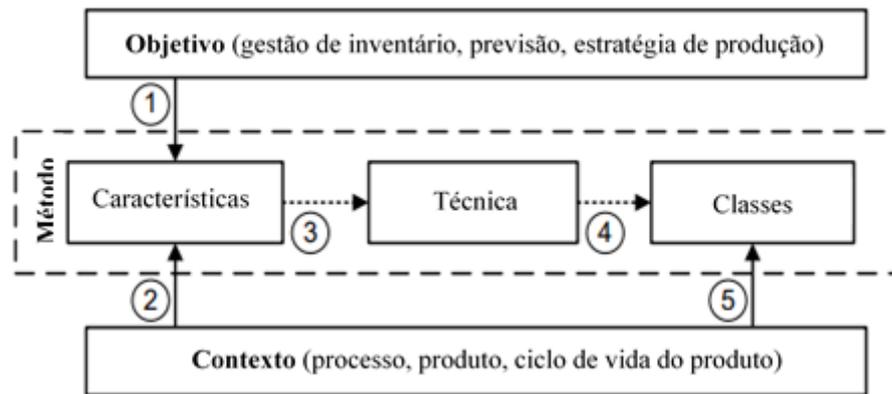


Figura 3.1. Framework para a classificação de SKUs (adaptado: (van Kampen et al., 2012))

No que toca à escolha da técnica a utilizar em cada classe de SKUs definida, a escassez de dados disponíveis e a prioridade das organizações em sistemas fáceis de utilizar e de implementar, implicam que abordagens matemáticas complexas raramente possam ser consideradas adequadas na prática. Como tal, regras práticas são frequentemente utilizadas e são implementadas classificações que utilizam uma ou duas características (Bacchetti, Plebani, Saccani, & Syntetos, 2013). Ou seja, ao selecionar uma técnica para uma situação específica, é necessário avaliar os benefícios adicionais de técnicas que requerem uma quantidade significativa de modelação ou recolha de dados em relação a outras técnicas mais simples (van Kampen et al., 2012).

Obviamente, uma grande vantagem do uso de uma única característica é a sua simplicidade. No entanto, a abordagem com apenas uma única característica, não é tão eficiente e abrangente quanto a classificação de um inventário baseada em várias características, que considera vários fatores que a podem afetar (P & Simha, 2016). Posto isto, vários autores consideraram o uso de várias características e consequentemente, classificações multicritério foram desenvolvidas (Teunter et al., 2010).

Algumas das técnicas mais utilizadas no contexto industrial serão apresentadas no subcapítulo seguinte, mas primeiro é importante referir que a realização da divisão da gestão de *stocks* de peças de substituição da gestão de *stocks* de produtos comuns e ter em conta em que fase é que o produto se encontra no seu ciclo de vida é fundamental pois, só assim é que se evita que as organizações sofram de implicações de más previsões da procura e políticas inadequadas de inventário (Bacchetti et al., 2013).

A inclusão de SKUs que foram lançados recentemente para o mercado ou que estão prestes a deixarem de ser fabricados pela organização torna a classificação desenvolvida rapidamente obsoleta. O método para identificar e excluir rapidamente esses SKUs é ter presente um indicador da posição do produto no seu ciclo de vida. Estamos numa época em que o consumidor tem expectativas cada vez maiores de personalização e renovação de produtos, o que gera um aumento na rotatividade dos mesmos. Sendo assim, pode-se concluir que, possuir um indicador do ciclo de vida dos produtos é algo fundamental para as organizações, mas também um verdadeiro desafio da gestão (Seifert & Markoff, 2018).

É importante também ter em conta que para alguns SKUs, a análise dos padrões de procura pode não ser realizada quando há histórico insuficiente. Isso pode ser devido a razões como a introdução recente de um produto, a inexistência ou um número muito pequeno de pedidos recebidos e, por isso, é mais indicado a utilização de uma abordagem de previsão que não se baseia em modelos de séries temporais, mas sim em técnicas causais (Bacchetti et al., 2013).

Para além das importantes divisões de SKUs a ser realizadas, referidas anteriormente, é importante também mencionar que hoje em dia, muitas organizações são multinacionais e que os mesmos produtos podem ter comportamentos diferentes em diferentes mercados e, por isso, é fundamental decidir que população de SKUs usar para a classificação (Seifert & Markoff, 2018).

Por último, a grande parte dos artigos existentes na literatura abordam classificações de SKUs num momento específico no tempo. No entanto, um estudo recente realizado por Van Kampen & Van Donk, (2014) afirma que realizar uma reclassificação periódica da classificação de SKUs pode aumentar a força competitiva da organização e/ou reduzir os riscos associados à obsolescência da classificação atual. Ou seja, as características nas quais uma classificação se baseia, como por exemplo, as mudanças no ciclo de vida dos produtos, os padrões sazonais da procura, o volume da procura e outros fatores do contexto, provavelmente variam ao longo do tempo logo, parece lógico existir a necessidade de adaptar a classificação existente até ao momento (Van Kampen & Van Donk, 2014). Para além disso, com o passar do tempo, novos produtos podem ser adicionados ao inventário e alguns deles até serem retirados.

No entanto, toda a adaptação de uma classificação implica uma carga de trabalho para adaptar e implementar a nova classificação e comunicar ou negociar sobre as possíveis alterações. Portanto, a decisão de reclassificar os SKUs deve ser equilibrada entre a vantagem competitiva, o risco reduzido de estratégias obsoletas e o esforço para adaptar e comunicar a reclassificação (Van Kampen & Van Donk, 2014).

3.2. Modelos de classificação de SKUs

Existem muitos artigos na literatura que abordam a classificação de SKUs aplicando técnicas de classificação, no entanto, os artigos não referem o motivo da escolha de um método em detrimento de outro (van Kampen et al., 2012) e a quantidade de técnicas existentes para a classificação de SKUs é elevada. Assim, este subcapítulo tem como objetivo apresentar algumas das técnicas de classificação de SKUs mais conhecidas e utilizadas a nível industrial.

Análise ABC

Uma técnica bem conhecida da classificação de SKUs é o método da análise ABC, amplamente utilizado na indústria (Millstein et al., 2014). A análise ABC é frequentemente denominada também por regra 80-20 (Seifert & Markoff, 2018), conceito esse introduzido por Vilfredo Pareto que refere que cerca de 80% do volume das vendas das organizações corresponde a cerca de 20% dos produtos comercializados pelas mesmas.

No que toca aos limites das classes A, B e C deste método, normalmente, eles são determinados pela acumulação da parcela do valor da procura anual de cada SKU e definidos como 80%, 95% e 100%, respetivamente. Isso significa que os SKUs mais lucrativos, todos com uma participação na receita da organização de 80% são classificados na classe A, os próximos 15% na classe B e os últimos 5% na classe C (Engelmeyer, 2016), representando cada uma das classes 20%, 30% e 50% dos produtos, respetivamente (Millstein et al., 2014). Sendo assim, e devido ao facto de nem todos os produtos necessitarem de receber a mesma atenção por parte dos gestores da organização, uma política de gestão de *stocks* adequada é concentrar-se mais nos SKUs da classe A do que nos SKUs das classes B e C sendo que, os SKUs da classe C também recebem uma política de controlo

mais relaxada do que os SKUs da classe B (Soylu & Akyol, 2014), obtendo-se assim reduções relativamente grandes nos custos de *stock* (van Kampen et al., 2012).

Esta técnica é de fácil compreensão e aplicação. No entanto, é baseada apenas numa única característica (o valor da procura anual, calculado a partir da multiplicação do preço unitário do produto pelo seu volume da procura (Ramanathan, 2006)) e, tal como referido no subcapítulo anterior, existem muitos casos em que outras características também são importantes para decidir a importância de um SKU para a organização (Ng, 2007). Para além disso, a análise ABC é bem-sucedida apenas quando os SKUs são homogêneos e a principal diferença entre eles está no valor da procura anual. Na prática, uma organização de tamanho moderado precisa de controlar milhares de SKUs (Ramanathan, 2006) que diferem entre si em várias características. Sendo assim, pode-se concluir que a análise ABC em muitos casos, não é a técnica de classificação de SKUs mais apropriada e avaliar o problema de classificação tendo em conta várias características, estendendo a análise ABC para uma análise multicritério, pode melhorar os investimentos em inventário (Soylu & Akyol, 2014) e a performance da política de gestão de *stocks* de uma organização.

Segundo Teunter et al., (2010) a análise ABC pode ser facilmente ampliada para mais classes de SKUs, no entanto, segundo as pesquisas realizadas, o número de classes não deve exceder as 6.

Análise de criticidade – VED

A análise ABC não é a única técnica de classificação de SKUs a utilizar apenas uma característica. Existe também a análise VED que classifica os SKUs apenas de acordo com a sua criticidade. Esta técnica é uma técnica qualitativa muito conhecida e utilizada nas organizações, classificando os diferentes SKUs em 3 classes, sendo elas a classe V – SKUs Vitais, classe E – SKUs Essenciais e classe D – SKUs Desejáveis.

A análise VED, apesar da sua aparente simplicidade, pode ser uma técnica difícil de implementar pois, a sua realização depende de julgamentos subjetivos por parte dos responsáveis da gestão de *stocks* e manutenção dos equipamentos (Cavaliere, Garetti, MacChi, & Pinto, 2008), podendo as opiniões variar de gestor para gestor. Com o objetivo de resolver o problema da subjetividade inerente a esta técnica, vários autores apresentam como solução a utilização da técnica do Processo de Hierarquia Analítica (AHP) ou a classificação BRIC.

De acordo com as pesquisas realizadas para a elaboração deste trabalho, conclui-se que esta técnica é maioritariamente utilizada para classificar e distinguir peças de substituição e, apesar da técnica da análise VED poder ser utilizada individualmente, um dos objetivos das técnicas de julgamento é extrair os conhecimentos e opiniões dos gestores e, posteriormente, usar essa informação em modelos matemáticos (van Kampen et al., 2012).

Análise FNS

Outra abordagem bem conhecida para a classificação de SKUs é a técnica da análise FNS (*Fast Moving, Normal Moving, Slow Moving*). Esta técnica apenas utiliza uma característica para classificar os SKUs, mais precisamente a taxa de procura. Ou seja, o volume de procura num determinado período de tempo é utilizado para determinar a classe de SKUs (van Kampen et al., 2012).

Para realizar a atribuição dos SKUs, primeiramente é necessário definir um valor para a taxa de procura num determinado período no tempo (por exemplo, taxa de procura anual) e, de seguida, aqueles SKUs que apresentarem uma taxa de procura superior ou muito inferior ao valor definido, são classificados como *Fast Moving* ou *Slow Moving*, respetivamente. Quanto aos restantes SKUs, esses são classificados como *Normal Moving*.

A análise FNS apenas determina a frequência da procura de um determinado SKU e não permite a identificação de picos da procura (Heinecke, Syntetos, & Wang, 2013), contrariamente à análise XYZ, que irá ser apresentada de seguida.

Análise XYZ – Variabilidade da procura

A análise XYZ baseia-se numa única característica para realizar a classificação de SKUs, mais precisamente na variabilidade da procura. Esta técnica utiliza a dispersão das quantidades de pedidos existentes de cada SKU como uma medida para a classificação (Schönsleben, 2004). Ou seja, através da variabilidade da procura consegue-se determinar padrões de procura dos SKUs, identificando os produtos que são mais variáveis e, portanto, mais difíceis de prever (Seifert & Markoff, 2018), auxiliando assim, os gestores das organizações na definição de políticas de gestão de *stocks* (Aris A. Syntetos & Boylan, 2005).

A variabilidade existente entre SKUs é determinada através do coeficiente de variabilidade (CV), sendo ele a razão entre o desvio padrão da procura do SKU e a sua

procura média. De acordo com os padrões da procura que cada SKU apresenta, os mesmos são distribuídos em 3 classes X, Y e Z sendo que, a classe X representa os SKUs que possuem uma procura regular ou até contínua e a classe Z os SKUs que possuem uma procura completamente irregular ou única (Schönsleben, 2004).

A classificação XYZ pode ser uma ferramenta poderosa para uma segmentação secundária dos SKUs, mas apenas como um complemento à classificação ABC (Seifert & Markoff, 2018). Ao considerar um par de características, os pesquisadores usam tabelas, matrizes ou técnicas gráficas para ilustrar a sua classificação (van Kampen et al., 2012).

Inteligência artificial

À medida que os clientes procuram uma ampla gama de produtos, a necessidade de aumentar a variedade de SKUs também aumenta. Assim, a maioria dos modelos de classificação que apenas têm em conta uma característica para realizar a classificação de SKUs, podem não fornecer uma boa classificação para as organizações (P & Simha, 2016).

O uso de técnicas de inteligência artificial para a classificação de SKUs foi proposto, ao longo dos últimos anos, por vários autores. Até agora, os modelos mais populares de classificação que recorrem à inteligência artificial são o algoritmo genético, as redes neurais e a lógica difusa (P & Simha, 2016).

Os modelos de classificação de múltiplas características são utilizados para classificar os produtos das organizações considerando mais do que uma característica que pode afetar a classificação de SKUs. Modelos matemáticos avançados podem lidar mais facilmente com um grande número de características de SKUs (van Kampen et al., 2012), o que resulta num controlo de gestão abrangente dos produtos de *stock*, levando à redução dos custos de manutenção de *stock* e ao aumento da produtividade da organização (P & Simha, 2016).

A título de exemplo, os autores Millstein et al., (2014) desenvolveram um modelo de programação linear para uma organização que efetua a distribuição de produtos pneumáticos. Em conversa com os gestores de inventário da organização, eles apontam alguns problemas que têm que lidar devido à classificação de SKUs implementada até então. Primeiro, os gestores referem que as vendas anuais dos SKUs da classe A variam de 186\$ a 38 462\$ e a todos os SKUs desta classe é atribuído o mesmo nível de serviço. Segundo, a diferença entre as vendas anuais do SKU inferior da classe A com o SKU superior da classe

B (0,34\$) e a diferença entre as vendas anuais do SKU inferior da classe B com o SKU superior da classe C (0,01\$) não são significativas o suficiente para justificar a diferença dos níveis de serviço atribuídos, sendo este problema referido um dos inconvenientes da análise ABC. Por último, embora os gestores da organização acreditem que não deva existir *stock* para determinados SKUs, através da classificação utilizada e devido ao elevado número de SKUs existentes, fica difícil determinar quais são.

Posto isto, o modelo desenvolvido pelos autores teve como objetivo otimizar simultaneamente a quantidade de classes de SKUs, a atribuição ideal de cada SKU a uma classe, o nível de serviço para cada classe, a distribuição ideal do orçamento de inventário disponível para cada uma das classes e, por último, determinar os SKUs que não devem ser mantidos em *stock*. Todas as decisões tomadas para a elaboração deste modelo têm como foco maximizar o lucro total da organização.

De facto, os modelos de classificação multicritério são "mais ricos" do que uma abordagem ABC simples e levam a soluções mais sofisticadas (Bacchetti et al., 2013). No entanto, em contrapartida, têm como desvantagem o facto de serem muito complexos para serem aplicados e difíceis de serem percebidos pelos responsáveis da gestão de *stocks* das organizações (Ng, 2007). Essa complexidade envolvida e a simplicidade do uso de técnicas clássicas como a análise ABC levam a que as organizações continuem a confiar e a optar pelas técnicas clássicas de classificação de SKUs (P & Simha, 2016).

3.3. Previsão da procura e a sua importância

Devido ao ambiente competitivo e em constante mudança em que as organizações hoje se encontram, existe uma necessidade de evoluir para uma cadeia de abastecimento mais focada em previsões mais eficazes, de forma a que seja possível responder de uma forma rápida às mudanças na procura (Wisner et al., 2015).

A gestão da procura acaba por ser um desafio para as organizações devido à dificuldade em prever com uma certa precisão a procura futura dos seus clientes. Para que a integração da cadeia de abastecimento seja bem-sucedida, e para que seja possível produzir e entregar, no momento certo e ao melhor preço possível as quantidades certas requeridas pelos clientes, as organizações devem realizar uma boa previsão da procura (Wisner et al., 2015).

Para realizar uma boa previsão é necessário ter em conta todas as informações disponíveis pela organização, incluindo os dados históricos da procura e o conhecimento de quaisquer eventos futuros que possam ter influência nas previsões (Hyndman & Athanasopoulos, 2018). As organizações ao realizar uma boa previsão da procura conseguem obter um melhor atendimento ao cliente, um aumento da qualidade do serviço e dos produtos, uma redução de custos e uma menor quantidade de *stocks*, enquanto que, as previsões imprecisas podem resultar em desequilíbrios entre a oferta e a procura (Wisner et al., 2015), ou seja, pode levar à falta/excesso de *stocks* e à perda de vendas, resultando em custos elevados para as organizações, bem como numa diminuição no nível de serviço.

Para todas as organizações o futuro é desconhecido e incerto logo, já é expectável que se obtenha um erro entre a previsão realizada e a verdadeira procura dos clientes (Wisner et al., 2015), sendo que as previsões da procura tanto dos serviços como dos produtos têm como objetivo reduzir esse mesmo erro, ou seja, reduzir a incerteza.

Daqui pode-se então concluir que independentemente das circunstâncias ou dos horizontes de tempo nos quais se está a trabalhar, a previsão é uma ajuda importante para a realização de um planeamento eficaz e eficiente e, tem um papel fundamental nas organizações. Para além disso, o crescimento e a capacidade de competitividade das organizações dependem de uma correta análise relativa ao comportamento dos seus clientes no futuro e às mudanças no respetivo ambiente em que as organizações se encontram.

De forma a que as organizações consigam realizar e obter uma boa previsão do padrão de consumo futuro dos seus clientes, minimizando o erro entre a previsão realizada e a procura real e, de forma a que os modelos de previsão tragam efetivamente vantagens para as mesmas, é necessário que a escolha do modelo de previsão recaia sobre o mais adequado.

3.4. Modelos de previsão da procura

Os modelos de previsão da procura, como referido anteriormente, ajudam a analisar e a prever o que pode vir a acontecer no futuro. A necessidade de prever está intimamente associada à necessidade de planear e, conseqüentemente, à necessidade de trabalhar hoje sobre atividades que só ocorrerão no futuro (Slack, N; Brandon-Jones, A; Johnston, 2013). A escolha e a utilização dos modelos de previsão irá depender dos dados e

das informações que as organizações possuem. De acordo com as pesquisas realizadas, existem dois grupos de modelos clássicos de previsão da procura, sendo eles os modelos qualitativos e os modelos quantitativos.

3.4.1. Modelos de previsão da procura qualitativos

Os modelos de previsão da procura qualitativos devem ser utilizados quando os dados disponíveis por parte da organização não existem, são limitados ou quando os dados disponíveis não são relevantes para as previsões que se deseja realizar (Hyndman & Athanasopoulos, 2018). Os modelos qualitativos não são fundamentados em dados históricos, mas sim baseados em opiniões, intuições, pesquisas ou técnicas comparativas com o objetivo de produzir estimativas quantitativas relativas ao futuro (Ballou, 2004).

A realização de previsões através destes modelos pode levar a uma ampla variação de custos e a qualidade das previsões vai depender muito da experiência dos responsáveis pela realização da previsão da procura, bem como da experiência dos especialistas, da quantidade e qualidade das informações, do tempo e do dinheiro disponível por parte da organização (Wisner et al., 2015).

Devido ao facto de a natureza destes modelos não ser científica, torna-se difícil realizar a sua padronização ou até mesmo a validação da sua exatidão. No entanto, estes são os modelos que as organizações possuem quando se quer prever o sucesso de novos produtos, mudanças de políticas, o impacto de uma nova tecnologia e quando surgem atividades de promoção que fazem com que a procura num futuro próximo aumente. Para além disso, estes devem ser utilizados preferencialmente em previsões de médio e longo prazo (Ballou, 2004).

Alguns dos modelos de previsão da procura qualitativos mais utilizados a nível industrial são a opinião de peritos, os estudos de mercado e o método de Delphi.

3.4.2. Modelos de previsão da procura quantitativos

Os modelos de previsão da procura quantitativos podem ser utilizados quando os dados históricos se encontram disponíveis e quando é expectável que alguns padrões passados se mantenham no futuro (Hyndman & Athanasopoulos, 2018).

De acordo com as pesquisas realizadas, estes modelos dividem-se em modelos causais e em séries temporais.

Os modelos causais assumem que a procura que se verificou no passado irá manter-se no futuro. Este modelo consiste na utilização de regressões lineares de modo a identificar uma relação de causa-efeito entre uma variável dependente (efeito) e uma ou várias variáveis independentes (causa(s)) (Slack, N; Brandon-Jones, A; Johnston, 2013). É um método intuitivo e muito simples de aplicar nas organizações, no entanto, tem como limitação o facto de apenas ser um método eficaz de previsão da procura quando é aplicado a fenómenos estáveis. Para além disso, uma das dificuldades mais comum de aplicar os métodos causais é identificar as variáveis independentes que afetam as variáveis de previsão (Chen, Bloomfield, & Fu, 2003) sendo que, os resultados finais dependem da qualidade dessas mesmas variáveis. Apesar destes modelos poderem ser utilizados para qualquer horizonte de tempo, são mais indicados para previsões da procura de curto e médio prazo.

As séries temporais, também denominadas por séries cronológicas, são baseadas na ideia de que o futuro é uma extensão do passado (Wisner et al., 2015) e consiste num conjunto ordenado de observações de uma dada variável, obtidas a intervalos regulares de tempo (semanas, meses, anos, entre outros). Uma das desvantagens das séries temporais é facto de apenas analisarem o comportamento passado para prever o futuro, ignorando variáveis causais importantes que são tidas em conta na aplicação de outros modelos (Hyndman & Athanasopoulos, 2018).

O uso de modelos de previsão da procura como os modelos quantitativos de séries temporais oferecem muitas vantagens como por exemplo, a base para o planeamento da produção, um apoio no controlo de *stock* e otimização de processos industriais e, para além disso, oferecem resultados de previsão mais precisos do que abordagens quantitativas causais (Chen et al., 2003).

Dentro das séries temporais existe uma vasta gama de modelos e cada modelo possui as suas próprias características, precisões e custos associados que devem ser considerados no momento da sua escolha (Hyndman & Athanasopoulos, 2018). De seguida irão ser apresentados os modelos de previsão da procura mais utilizados a nível industrial, sendo que o modelo implementado pela organização depende do seu orçamento, dados, recursos e tempo disponível.

Modelo NAÏVE

O modelo NAÏVE é o modelo de previsão da procura mais simples que uma organização pode utilizar. Este modelo simplesmente afirma que o valor previsto para um determinado período (t) é igual ao valor observado para o último período (t-1) (Makridakis, Wheelwright, & Hyndman, 1998).

A vantagem da utilização deste modelo é que ele é muito fácil de utilizar e tem a capacidade de obter previsões através de observações anteriores muito recentes, o que é bom para situações em que séries históricas mais longas não estão disponíveis.

Este modelo pode ser utilizado para os gestores quantificarem as melhorias que outros modelos mais sofisticados podem oferecer à organização e decidir se vale ou não a pena a implementação de modelos mais sofisticados quando existem restrições de tempo e orçamento (Chen et al., 2003).

Modelo das médias móveis

No modelo das médias móveis, a previsão realizada para um determinado período no tempo, consiste no cálculo da média aritmética ou ponderada de um determinado número de observações consecutivas da série (Ballou, 2004), sendo que o número de observações utilizado será aquele que produzirá um menor erro.

Este modelo é indicado para a realização de previsões da procura para curtos horizontes de tempo (Ballou, 2004) e o seu nome deriva do facto do modelo consistir em recálculos periódicos. Ou seja, à medida que um novo valor observado fica disponível, o próximo cálculo realizado utilizará essa nova observação no lugar da observação mais antiga (Makridakis et al., 1998), fazendo com que cada média se mova no tempo.

Modelo de suavização exponencial simples

Este modelo é um modelo simples, muito parecido ao modelo apresentado anteriormente, mas neste caso, são atribuídos pesos maiores aos dados mais recentes (Makridakis et al., 1998). Este modelo é adequado para a previsão de dados que não apresentam uma tendência clara ou padrão sazonal (Hyndman & Athanasopoulos, 2018) e é conhecido por ser um modelo muito robusto para produtos que apresentam uma alta rotatividade (A. A. Syntetos, Boylan, & Croston, 2005).

Uma das principais vantagens da utilização do modelo de suavização exponencial simples para previsões de curto prazo é a sua capacidade de se adaptar aos padrões em constante mudança nas séries temporais (Ballou, 2004).

Modelo da decomposição clássica

No modelo da decomposição clássica (DC) o valor das previsões é determinado em função dos componentes da série de dados, sendo eles a tendência, o ciclo, a sazonalidade e o erro. Estes modelos tem uma desvantagem que é o facto de atribuir igual peso a todas as observações passadas (Makridakis et al., 1998), não tendo, portanto, em conta que à medida que o tempo passa os dados vão perdendo “valor”.

Na prática, o modelo é na maioria das vezes reduzido apenas a componentes de tendência e sazonalidade (Ballou, 2004).

Este modelo usa os valores médios resultantes para prever valores futuros (Chen et al., 2003) e consiste em decompor a série permitindo assim identificar o comportamento da mesma, ou seja, a existência de sazonalidade, tendência e padrões da procura (constante, irregular, intermitente, entre outros). Normalmente este modelo produz resultados mais precisos quando uma série de dados exhibe sazonalidade (Chen et al., 2003).

Modelo de Holt e Holt-Winters

De forma a combater o facto de o modelo apresentado anteriormente não ser indicado para realizar previsões onde os valores apresentam tendência, foi criado o modelo de Holt e, de forma a lidar com valores que para além de apresentarem tendência também apresentam sazonalidade foi criado o modelo de Holt-Winters (HW) (Makridakis et al., 1998).

Modelo de Croston

O modelo de Croston é um modelo de previsão da procura muito utilizado em indústrias que têm a necessidade de lidar com a gestão de *stocks* de peças de substituição. Isto porque, este modelo é indicado para prever a procura de produtos que apresentam uma procura intermitente, ou seja, produtos que apresentam uma procura esporádica, onde em alguns períodos a taxa de procura é nula e, para além disso, a procura quando ocorre pode ser variável (Aris A. Syntetos & Boylan, 2005). Sendo assim, conclui-se que este modelo,

para a realização da previsão da procura futura, tem em conta o tamanho da procura quando a procura ocorre e o intervalo entre as procuras.

A procura intermitente cria problemas significativos nas previsões e controlo de *stock*, não sendo apenas a variabilidade do tamanho da procura, mas também a variabilidade do padrão da procura (A. A. Syntetos & Boylan, 2001) que torna a procura difícil de prever, onde os erros de previsão podem ser muito dispendiosos quer em termos de *stock* obsoleto como em procura não atendida (Aris A. Syntetos & Boylan, 2005).

Modelo de Syntetos e Boylan (SBA)

O modelo de Croston tem sido considerado de grande valor para realizar a previsão da procura de produtos que apresentam uma procura intermitente. No entanto, A. A. Syntetos & Boylan, (2001) encontraram um erro numa proposição matemática no modelo de Croston, que leva a que este obtenha um desempenho menor quando comparado com outras técnicas mais simples. Posto isto, os autores realizaram uma alteração no mesmo, dando assim origem ao modelo SBA onde foi verificado uma melhor precisão de previsão.

O modelo de SBA é muito semelhante ao modelo de Croston pois, apenas foi introduzido um corretor, de modo a corrigir o enviesamento na previsão da procura detetado e comprovado pelos autores referidos anteriormente.

Modelo ARIMA

O modelo ARIMA é indicado para previsões de curto e médio prazo. É um processo iterativo complexo, computadorizado, que produz um modelo autorregressivo e integrado de média móvel, ou seja, é um modelo mais sofisticado do que os modelos apresentados anteriormente (Chen et al., 2003). Este modelo tem a capacidade de se ajustar aos componentes de sazonalidade e de tendência e de realizar a estimativa dos parâmetros adequados de peso para as observações (Ballou, 2004). No entanto, uma das principais limitações do modelo ARIMA é a necessidade de históricos de dados mais longos para obter previsões confiáveis, contrariamente a outros modelos de previsão da procura (Chen et al., 2003).

3.4.3. Modelos de previsão da procura associados à inteligência artificial

A quantidade de dados com que as organizações têm que lidar é cada vez maior. Hoje, devido ao elevado avanço tecnológico que se tem verificado nos últimos anos, as organizações possuem diversas técnicas e ferramentas para tratar e analisar esses mesmos dados. Toda esta evolução trouxe também mudanças para os modelos de previsão, sendo que hoje em dia muito se fala sobre modelos de previsão associados à inteligência artificial como é o caso do *machine learning*, que tem vindo a ser utilizado como alternativas aos modelos clássicos de previsão da procura.

As organizações enfrentam hoje diversos desafios como a necessidade de adoção de tecnologias mais avançadas de manufatura e a necessidade de uma fabricação de produtos com maior valor agregado. Tudo isto leva a que o domínio da manufatura se torne cada vez mais complexo e dinâmico e, de forma a superar alguns desses desafios recorre-se ao uso das técnicas de *machine learning* (Wuest, Weimer, Irgens, & Thoben, 2016).

O *machine learning* é um conjunto de modelos capazes de detetar padrões nos dados e utilizá-los para fazer previsões ou para tomar decisões num ambiente de incerteza. As técnicas de *machine learning* partem de um conjunto de dados observados, sobre os quais se pretende obter regras de classificação ou padrões de comportamento. Estes modelos têm a capacidade de aprender com os dados e, para além disso, são capazes de tomar decisões com a mínima intervenção humana.

Algumas das vantagens do *machine learning* é o facto de permitir às organizações reduzir tempo, melhorar a utilização dos recursos existentes e fornecer ferramentas de modo a melhorar a capacidade de melhoria contínua da qualidade nos processos de maior dimensão e de maior complexidade. Para além disso, possui uma elevada capacidade de lidar com problemas que requerem a manipulação de um grande conjunto de dados e permite identificar relacionamentos implícitos dos dados que anteriormente eram desconhecidos (Wuest et al., 2016).

Uma vez que os sistemas de manufatura são cada vez mais dinâmicos, incertos e complexos, os algoritmos de *machine learning* oferecem a oportunidade de aprender com o sistema dinâmico e adaptar-se ao ambiente em mudança (Wuest et al., 2016). No entanto, estes modelos não trazem apenas vantagens para as organizações, sendo que alguns dos desafios que as mesmas enfrentam é a aquisição de dados. Os algoritmos de *machine*

learning aprendem com os dados logo, a qualidade e a relevância dos mesmos têm uma forte influência no seu desempenho. Outro desafio é saber que técnica e algoritmo se deve escolher, uma vez que, devido ao aumento da atenção dos profissionais no campo de *machine learning*, que se tem verificado nos últimos anos, existe um grande número de algoritmos diferentes à disposição das organizações (Wuest et al., 2016).

Um dos algoritmos de *machine learning* muito conhecido e falado é o algoritmo de redes neurais artificiais. As redes neurais são estruturas computacionais inspiradas nos aspetos funcionais das redes neurais biológicas. As redes neurais exploram muitas hipóteses concorrentes em simultâneo, usando uma rede paralela composta por elementos computacionais não lineares interconectados por *links* com pesos variáveis. É esse conjunto interconectado de pesos que contém o conhecimento gerado pela rede neural.

Em geral, os modelos de redes neurais são especificados pela topologia de rede, pelas características dos seus nós e regras de aprendizagem (Adya & Collopy, 1998).

3.4.4. Discussão entre os modelos clássicos e os modelos de previsão da procura associados à inteligência artificial

Vários autores afirmam que os modelos de previsão da procura associados à inteligência artificial são uma alternativa aos modelos de previsão clássicos, apresentando várias vantagens em relação aos mesmos. De modo a verificar tais afirmações, realizou-se uma pesquisa, onde 3 estudos recentes foram encontrados na literatura realizando uma comparação do desempenho dos modelos de previsão da procura associados à inteligência artificial face aos modelos clássicos.

Um dos estudos encontrados, foi o estudo realizado por Makridakis, Spiliotis, & Assimakopoulos, (2018) que afirmam que muitas pesquisas foram realizadas sobre como os modelos de *machine learning* e redes neurais podem superar as previsões de séries temporais. No entanto, estes autores também afirmam que estes modelos possuem algumas limitações que precisam de ser estudadas e ultrapassadas e, o facto de serem modelos associados à inteligência artificial não é suficiente para convencer os utilizadores de modelos de previsão da procura, das suas vantagens práticas sobre os modelos alternativos para melhorar a precisão da previsão da procura futura.

Para a realização do artigo, os autores utilizaram um grande conjunto de dados da competição M3, mais precisamente 1 045 séries temporais mensais, avaliando o

desempenho de 10 modelos de *machine learning* e de 8 modelos clássicos. Ao longo de todo o artigo, os autores apresentam evidências de que os modelos estatísticos clássicos superam sistematicamente os modelos de *machine learning* para previsões de séries temporais. Para além disso, os autores realçam o facto de que os modelos de *machine learning* apesar de serem abordagens de modelos mais sofisticados e mais exigentes a nível computacional, não apresentam resultados mais precisos, concluindo assim, que a complexidade não é sinónimo de melhores resultados.

Para finalizar, os autores frisaram a necessidade de estudos futuros para perceber o motivo pelo qual os modelos de *machine learning* apresentarem um baixo desempenho em relação aos modelos clássicos de previsão da procura. Posto isto, um artigo desenvolvido por (Cerqueira, Torgo, & Soares, 2019) tenta estudar isso mesmo.

Primeiramente Cerqueira et al., (2019) referem que os resultados obtidos podem estar relacionados com o tamanho da amostra, podendo os modelos clássicos apresentarem um desempenho superior aos modelos de *machine learning* quando o tamanho da amostra é pequeno, mas à medida que o tamanho da amostra aumenta, os modelos de *machine learning* melhoram o seu desempenho. De modo a estudar isso, os autores realizaram uma análise relativa ao impacto do tamanho da amostra no desempenho dos modelos de previsão, utilizando 90 séries temporais de vários domínios de aplicação compostas por 1 000 observações.

Depois de se realizar todos as análises, os autores concluem que efetivamente, os modelos de *machine learning* não ganharam vantagem no que toca ao desempenho quando se aumentou o tamanho da amostra. Uma das razões que os mesmos referiram foi que os modelos de *machine learning* podem precisar de mais dados para lidar com esse problema. No entanto, também afirmam que a quantidade de dados necessária para adequar os modelos de previsão, depende de muitos fatores como a complexidade do problema ou a complexidade do algoritmo de *machine learning* que se está a utilizar.

Por último, um estudo desenvolvido por Shih & Rajendran, (2019), realizam uma comparação entre os modelos de previsão de séries temporais e os modelos de *machine learning*, de modo a perceber quais é que possuem um melhor desempenho na realização de previsões que ajudem a obter um melhor abastecimento de sangue aos centros hospitalares.

Devido ao curto prazo de validade do sangue e de todos os produtos derivados de sangue, realizar uma previsão com eficiência para o seu abastecimento é de extrema

importância, de modo a que se minimize a sua escassez nos centros hospitalares, bem como o seu desperdício.

Para a realização do estudo, os autores utilizaram os dados históricos do abastecimento de sangue da Fundação de Serviços de Saúde de Taiwan de 2013 a 2017, concluindo que os modelos de previsão de séries temporais produzem melhores resultados do que os modelos de *machine learning*, obtendo um menor valor no que toca à variável erro os modelos de suavização exponencial e ARIMA.

Assim, pode-se concluir que os modelos de previsão da procura associados à inteligência artificial são muito utilizados e revolucionaram muitas áreas e acredita-se que os mesmos possuem um grande potencial em aplicações de previsão da procura. Apenas é necessário encontrar as razões que levam ao seu baixo desempenho face aos modelos clássicos, sendo que esta é a única forma de os melhorar.

3.5. Gestão de Stocks

Os *stocks* são todos os produtos existentes em armazém numa organização desde o momento em que são requeridos ao fornecedor até ao momento da sua venda.

A gestão de *stocks* é uma área de extrema importância para uma organização e pode ser definida como um conjunto de políticas de *stock* que examinam os níveis de *stocks* e definem a sua dimensão, proporcionando uma estrutura organizacional para manter e controlar os produtos em armazém ao menor custo possível, correspondendo ao mesmo tempo às necessidades dos clientes.

As políticas de gestão de *stocks* têm como objetivo responder a 3 perguntas principais sendo elas, “Que produtos devem ser mantidos em *stock*?”, “Que quantidades devem ser adquiridas?” e “Quando é que se deve encomendar essas mesmas quantidades?”. Estas decisões devem se basear nas quantidades existentes em *stock*, na procura estimada, nos seus custos, no *lead time* de entrega dos fornecedores e no nível de serviço pretendido pela organização (Costa, Dias, & Godinho, 2010).

A presença de *stocks* numa organização permite melhorar o serviço ao cliente pois, proporcionam um nível de disponibilidade de produtos ou serviços que, quando perto dos clientes, acabam por satisfazer as altas expectativas destes em matéria de disponibilidade. Para além disso, apesar da manutenção dos *stocks* possuir custos adicionais,

a sua presença acaba indiretamente por reduzir os custos operacionais noutras atividades, compensando assim, os custos de manutenção dos mesmos (Ballou, 2004).

Sendo assim, pode-se concluir que os objetivos da gestão de *stocks* passam pela minimização de custos, a maximização de lucros, a maximização da taxa de retorno do investimento, garantir flexibilidade no sistema para lidar com um futuro incerto (Silver, 2008), garantir que o produto esteja disponível no tempo, quantidades, qualidade e lugar certo (Ballou, 2004) e manter o nível de *stocks* o mais baixo possível ao longo de toda a cadeia de abastecimento, diminuindo assim os custos diretos (Costa et al., 2010).

Para além do que foi referido, os *stocks* permitem que as organizações, consigam garantir a continuidade das operações e a independência das mesmas, permitem que haja uma flexibilidade na programação da produção e garantem a existência de matéria prima face a situações de variabilidade na procura e/ou *lead time* de entrega das encomendas, amortecendo assim o impacto da imprevisibilidade do comportamento humano (Costa et al., 2010).

Por fim, é importante referir que, apesar dos *stocks* proporcionarem às organizações várias razões para a sua utilização, estes têm inconvenientes associados tais como, a ocupação de muito espaço, a imobilização de meios financeiros e, o facto de os produtos que são adquiridos poderem tornar-se obsoletos, tornando-se assim em desperdícios para as organizações. Para além destes, uma das críticas mais presenciadas na literatura é o facto de que os *stocks* acabam por desviar a atenção da existência de problemas de qualidade (Ballou, 2004), sendo utilizados como uma forma de camuflar certos problemas existentes numa organização.

3.5.1. Classificação dos *stocks*

Ao longo de toda a cadeia de abastecimento surgem pontos de armazenamento dos mais diversos *stocks* (Costa et al., 2010). Em função da natureza dos mesmos, estes podem ser classificados como *stocks* de matéria prima, ou seja, materiais utilizados no processo de fabrico que dão origem ao produto final e têm que ser encomendados a outros, estando o fornecimento dos mesmos sujeitos a uma incerteza, comprometendo assim, a boa continuidade da organização e o atendimento ao cliente. Para além dos *stocks* de matéria prima, existem os *stocks* relativos aos produtos em vias de fabrico, denominados por *Work*

In Process (WIP), sendo estes os produtos que se encontram em espera no processo de fabrico ou a sofrer alterações físicas para se obter o produto final.

Finalizado o processo de fabrico, obtém-se então os *stocks* de produto acabado, sendo posteriormente armazenados e entregues aos clientes consoante as encomendas.

Tendo em conta a variabilidade da procura e do *lead time* de entrega dos fornecedores, é importante que as organizações possuam uma quantidade de *stock* extra, *stock* esse denominado por *stock* de segurança (SS). Este *stock* tem como objetivo fazer com que as organizações atinjam o nível de serviço definido, evitando assim custos de rutura.

Para além dos *stocks* referidos anteriormente, todas as organizações possuem *stocks* obsoletos, ou seja, *stocks* que são ultrapassados ou que acabam por ser perdidos durante um período de tempo. Para *stocks* de produtos de alto valor, perecíveis ou fáceis de roubar, é indispensável a adoção de precauções especiais (Ballou, 2004).

Por fim, pode-se ainda referir os *stocks* existentes entre os elos da cadeia de abastecimento, ou seja, os *stocks* em trânsito compostos pelos produtos armazenados nos meios de transporte (Ballou, 2004).

3.5.2. Custos dos *stocks*

De acordo com as pesquisas realizadas, existem 3 classes de custos importantes para a determinação da política de gestão de *stock*, sendo eles, os custos de posse, os custos de encomenda e os custos de rutura, permanentemente em conflito, ou em compensação, entre si (Ballou, 2004).

Os custos de posse são os custos de manutenção dos artigos em armazém resultantes do seu armazenamento ou propriedade, tais como, custos relacionados com danos e obsolescência, seguros, impostos, custos de funcionamento do armazém e custos de capital, que geralmente são considerados a parte dominante destes custos (Axsäter, 2015). Os SS implicam um aumento nos custos de posse, no entanto, este são compensados pela economia obtida na não ocorrência de ruturas de *stock* (Carravilla, 1997). Nos modelos de gestão de *stocks* apresentadas no próximo subcapítulo, apenas se deve incluir os custos de posse que variam com a quantidade de produtos em *stock* (Costa et al., 2010). Por fim, é importante referir que os custos de posse por unidade e por unidade de tempo variam de produto para produto pois, os mesmos possuem características diferentes (Costa et al., 2010).

Relativamente aos custos de encomenda, estes são os custos incorridos toda vez que uma ação de reabastecimento é executada (Silver, 2008). Alguns destes custos são fixos e não variam com o tamanho do pedido, como é o caso dos custos administrativos e os custos de preparação do mesmo (Costa et al., 2010), enquanto que, outros custos já variam, tais como, os custos de transporte e o custo unitário do próprio produto.

Já os custos de rutura são os custos incorridos quando os níveis de *stock* são insuficientes para satisfazer a procura dos clientes, ou seja, custos relacionados com pedidos de clientes em atraso e/ou a perda de lucro nas vendas (Silver, 2008). O facto de as organizações não possuírem *stock* disponível para atender à procura dos seus clientes, a sua imagem é afetada fazendo com que, caso o cliente não aceite esperar pelo produto que pediu ou aceitar um produto substituto, os mesmos recorram a outros fornecedores, levando possivelmente à perda de clientes que conseqüentemente leva à perda de vendas futuras. Esta situação é frequentemente visível em bens de uso comum, diário ou cíclico, como produtos alimentares e de higiene (Costa et al., 2010).

Estes custos são difíceis de se determinar, pois envolvem questões do comportamento humano.

Alguns autores, também referem, para além das 3 categorias apresentadas anteriormente, os custos relacionados com a operação do sistema de controlo de *stock*, ou seja, custos de informação associados à obtenção da informação necessária para a tomada de decisões e tratamento dos dados, como a realização de previsões da procura, sendo que estes custos irão depender do tipo de política adotada pela organização (Carravilla, 1997).

3.5.3. Modelos de gestão de *stocks*

É de extrema importância que as organizações, de modo a equilibrar a procura e a oferta dos produtos, bem como obter descontos de quantidade e realizar compras económicas, optem por políticas de gestão de *stocks* adequadas.

A incerteza inerente ao comportamento humano, quer do lado da procura quer do lado dos fornecedores desempenham um papel significativo na determinação de como se controla os níveis de *stocks* de uma organização (Ballou, 2004), podendo as organizações optar por implementar dois tipos de modelos de gestão de *stocks*, os modelos determinísticos e os modelos estocásticos.

Antes de passar à apresentação dos modelos de gestão de *stocks*, é importante referir que no momento em que se determina a quantidade necessária a ser encomendada para cada produto, não se deve apenas observar a quantidade de *stock* físico existente mas também ter em conta as ordens de encomenda já solicitadas mas que ainda não foram entregues (*stock* em trânsito, por exemplo), e os pedidos de clientes que ainda não foram satisfeitos (Costa et al., 2010), obtendo assim o *stock* líquido de um determinado produto.

3.5.3.1. Modelos determinísticos de gestão de *stocks*

Nos modelos determinísticos, tanto a natureza da procura por parte dos clientes como do *lead time* de entrega das encomendas apresentam um comportamento constante ao longo do tempo. Assumir que estas duas variáveis não possuem qualquer tipo de aleatoriedade, não corresponde à realidade que as organizações enfrentam. Nem a procura realizada pelos clientes nem o *lead time* de entrega das encomendas por parte dos fornecedores são conhecidos com certeza (Carravilla, 1997), devido a situações inesperadas como greves, avarias em equipamentos, paragens programadas e/ou não programadas das máquinas, entre outros (Silver, 2008).

No mundo real, situações inesperadas acontecem e é necessário a existência de SS, que servem para proteger o sistema contra tempos de entrega ou procuras superiores ao normal (Carravilla, 1997).

Existem vários modelos presentes nesta categoria, no entanto, para fins deste trabalho, apenas se irá abordar o modelo do lote económico.

Modelo do lote económico

Este modelo pressupõe que todos os custos são conhecidos e não variam ao longo do tempo, não é admitida rutura de *stock* e tem como objetivo minimizar custos através da requisição de uma Quantidade Económica de Encomenda (QEE) que proporciona um menor custo para a organização. Neste modelo, uma ordem de encomenda é realizada quando o nível de *stock* atinge o ponto de encomenda (PE), ponto esse que depende do *lead time* de entrega do fornecedor e da taxa de procura dos clientes onde, ambas estas variáveis são conhecidas e constantes ao longo do tempo.

3.5.3.2. Modelos estocásticos de gestão de *stocks*

Contrariamente aos modelos determinísticos, os modelos estocásticos têm em conta a variabilidade presente na procura por parte dos clientes e no *lead time* de entrega das encomendas. Para lidar com este comportamento aleatório é necessário criar um SS, sendo que quanto maior o nível de serviço ao cliente e a variabilidade das duas variáveis referidas anteriormente, maior será o SS necessário a manter nas organizações.

Existem dois tipos de modelos estocásticos, os modelos de revisão contínua e os modelos de revisão periódica. Na prática, é habitual encontrar nas organizações um misto dos dois modelos, sendo os modelos estocásticos de revisão contínua utilizados para produtos que apresentam uma grande rotatividade e o de revisão periódica para produtos que apresentam uma baixa rotatividade (Costa et al., 2010).

Modelo estocástico de revisão contínua

Tal como o nome indica, a posição do *stock* neste modelo é sujeita a uma monitorização contínua, sendo que, assim que a posição do *stock* estiver igual ou abaixo do PE definido pela organização, um pedido é acionado e esse pedido é entregue após um determinado período de tempo (Axsäter, 2015), sendo que o período de tempo entre duas encomendas consecutivas pode ser variável.

O modelo de revisão contínua apresenta um controlo preciso dos produtos em *stock*, um menor custo total (Axsäter, 2015) e reduz normalmente a necessidade de SS (Costa et al., 2010). No entanto, apresenta algumas desvantagens como o facto de diferentes produtos serem encomendados em alturas diferentes não conseguindo assim a organização beneficiar das economias de produção, transporte e aquisição (Ballou, 2004) e possui a necessidade de um controlo contínuo do sistema.

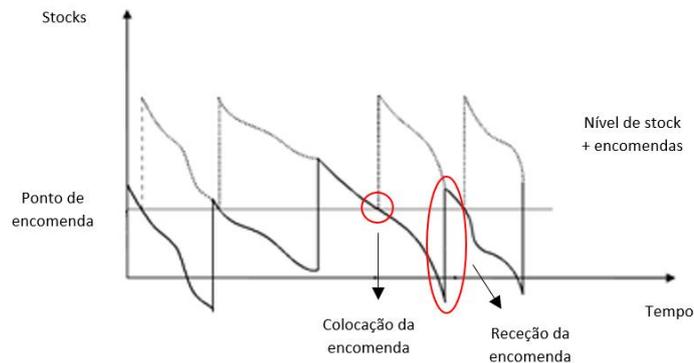


Figura 3.2. Modelo estocástico de revisão contínua (adaptado: (Carravilla, 1997))

Dentro desta categoria de modelos, existem duas políticas de gestão de *stocks*, a política (s, Q) e a política (s, S) . Aquilo que difere estas duas políticas é o facto de que na política (s, Q) , quando o nível de *stock* atinge ou ultrapassa o PE (s) , realiza-se sempre uma encomenda de quantidade fixa (Q) que normalmente corresponde à QEE, referida anteriormente. Com esta política há uma menor probabilidade de ocorrência de erros pois, as quantidades de encomenda são fixas, sendo vantajoso tanto para a organização como para o fornecedor. No entanto, é necessário que essa mesma quantidade seja revista ao longo do tempo, evitando a sua obsolescência.

É importante referir que, apesar da QEE pertencer aos modelos determinísticos, demonstrou-se na literatura existente que o erro que se obtém ao utilizar esta fórmula nos modelos estocásticos é mínimo e muito mais simples de implementar do que as suas alternativas.

Já na política (s, S) a quantidade solicitada é variável, sendo que apenas se encomenda a quantidade necessária para elevar o nível de *stock* até o nível de *stock* máximo definido pela organização (S) . Esta política requer um esforço computacional mais elevado e há uma maior probabilidade de ocorrência de erros devido à sua variabilidade presente nas quantidades encomendadas.

Modelo estocástico de revisão periódica

Este modelo é uma alternativa ao modelo apresentado anteriormente, onde se verifica a posição do *stock* apenas em determinados momentos e, em geral, os intervalos entre essas revisões são constantes (Axsäter, 2015). Ou seja, os períodos de revisão são fixos (e normalmente acordados com os fornecedores) e as quantidades a encomendar são

variáveis, sendo que essa quantidade é a necessária para que a organização atinja o nível de *stock* máximo definido pela mesma.

O controlo de revisão periódica exige um *stock* maior face ao modelo anterior pois, tem a necessidade de se proteger contra as possíveis ruturas de *stock* durante o período de revisão. Porém, os custos adicionais de manutenção são compensados pela redução dos custos administrativos e pela obtenção de menores preços unitários ou custos reduzidos de aquisição (Ballou, 2004). Para além disso, facilita a coordenação de encomendas de vários produtos diferentes, fazendo assim uso de economias de escala e, face ao modelo apresentado anteriormente, permite uma redução dos custos do sistema de controlo de *stock* (Axsäter, 2015).

Na Figura 3.3, L representa o *lead time* de entrega das encomendas e T o período de revisão. Comparando com os modelos apresentados anteriormente em que o nível de *stock* apenas necessita de salvaguardar variações não previstas da procura durante o *lead time* de entrega da encomenda por parte dos fornecedores, este modelo tem de ter em conta um intervalo de tempo mais amplo (Costa et al., 2010).

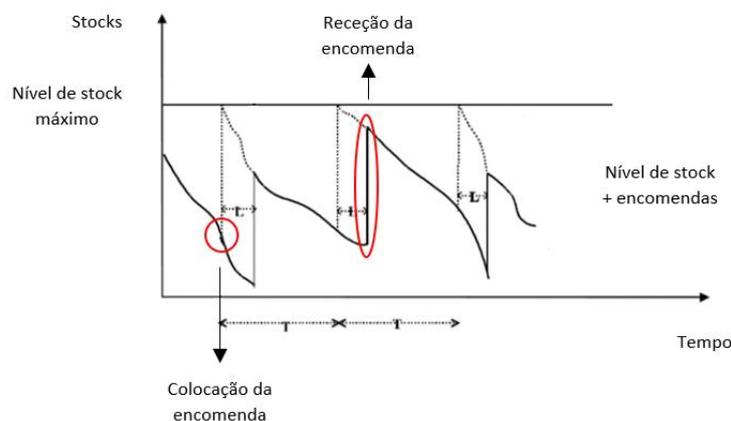


Figura 3.3. Modelo estocástico de revisão periódica (adaptado: (Carravilla, 1997))

O modelo aqui definido é normalmente também denominado por política (R, S) , onde R representa o período de revisão fixo e S o nível de *stock* máximo.

4. ANÁLISE CRÍTICA

Neste capítulo, irão ser desenvolvidas, tendo em conta as anomalias encontradas, as propostas de melhoria que irão ser apresentadas à organização e que pretendem ir ao encontro dos objetivos descritos no subcapítulo 1.2. e visam melhorar o funcionamento do processo de compras.

4.1. Identificação de problemas no atual processo de compras de matéria prima sem transformação

Neste momento, um dos principais e o maior problema associado ao processo de compras da Liconfe – Linhas Industriais, S.A. está relacionado com o facto de se assumir que a previsão da procura mensal do corrente ano é igual às vendas observadas no mês homólogo do ano anterior. Para além disso, outros problemas que o departamento da produção apontou no processo de compras está relacionado com a incerteza no tempo de entrega dos contentores de matéria prima sem transformação e com a incerteza da procura pois, tal como para qualquer organização o futuro é incerto.

De acordo com o departamento da produção, normalmente, os fornecedores cumprem com a data de entrega prevista dos contentores, no entanto, podem acontecer situações que estão fora do controlo da Liconfe – Linhas Industriais, S.A. e que têm impacto na continuidade da sua atividade, como por exemplo, greves nos portos, atrasos e/ou problemas na produção dos fornecedores, atrasos nos meios de transporte, condições climatéricas, entre outros.

Por fim, outro problema mencionado é o facto de não se saber em que altura e em que momento a organização irá crescer e em que famílias. Não existe um plano comercial, ou seja, não há nenhum projeto de vendas, que ajude a definir o crescimento das famílias dos produtos e que dê para usar como base no processo de compras, de forma a que a Liconfe – Linhas Industriais, S.A. cumpra da melhor maneira possível os prazos das encomendas realizadas e consiga atender aos requisitos dos clientes no tempo, quantidade e qualidade certa, ao menor preço possível.

4.2. Dados recolhidos

Neste subcapítulo irão ser apresentadas as dificuldades enfrentadas ao se realizar a recolha e tratamento dos dados das vendas da Liconfe – Linhas Industriais, S.A. nos últimos 5 anos, bem como a apresentação da folha de cálculo automatizada obtida em *Excel*.

4.2.1. Tratamento dos dados das vendas da organização

Ao longo de todo o processo de recolha dos dados relativos às vendas nos últimos 5 anos, encontraram-se várias anomalias, tais como erros de faturação, a mudança da designação dos códigos na unidade de Guimarães a meio do ano de 2016 e o facto de não existir uma só pessoa e de forma contínua a criar artigos na base de dados, levando a que não haja um seguimento de uma metodologia na designação dos mesmos.

Todas as anomalias referidas tiveram influência na conversão da quantidade de unidades vendidas para quantidade de quilos vendidos, existindo assim, a necessidade de as combater.

4.2.1.1. Nova folha de cálculo das vendas em *Excel*

Para se obter os dados dos quilos vendidos de todos os SKUs, primeiramente foi necessário recolher o valor do NE de todos os artigos, verificar todas as subfamílias existentes na base de dados e, de seguida, determinar o peso por cone de cada artigo.

Na tabela que a organização possui com as características dos fios é possível verificar que a mesma apenas possui informações relativas aos artigos mais comuns. No entanto, para se obter os dados das vendas de todos os SKUs foi necessário completar essa mesma tabela. Para além disso, é importante referir que os valores que se encontram nessa tabela, na coluna do NE, para os artigos da família Mícron e Zeta, são na realidade os valores de DEN. Tal como o NE, o DEN é uma unidade de medida de espessura do fio. Assim, de modo a obter todos os dados na mesma unidade foi necessário também realizar, para os artigos referidos, a conversão dos valores de DEN para NE, valores esses obtidos através da fórmula apresentada em (4.1).

Devido à sua confidencialidade, a tabela referida anteriormente, bem como os valores obtidos através da conversão realizada não serão apresentados nesta dissertação.

$$NE = \frac{9 \times 590,5413}{\frac{DEN \text{ (espessura)}}{\text{número de cabos}}} \quad (4.1)$$

Ao se verificar todas as subfamílias existentes para cada um dos artigos na base de dados, foram encontrados erros, mais precisamente, erros de inserção de dados que surgem devido ao facto de não se seguir uma metodologia na criação dos artigos. A título de exemplo, certos artigos não são vendidos nem em quilos nem em metros, mas sim na unidade de jardas. No entanto, existem situações em que o cone possui 5 000 jardas, mas a informação que está presente na subfamília, ou seja, na informação da metragem do cone, tanto pode ser “5000YDS” como “5YDS”. Todas as restrições existentes tiveram que ser analisadas e consideradas, obtendo assim, uma tabela final com toda a informação necessária, tabela essa que não pode ser aqui apresentada devido à sua confidencialidade.

Terminada a construção da tabela com os valores do peso por cone de cada artigo, é necessário determinar a quantidade de quilos vendidos através da fórmula apresentada em (4.2).

$$\begin{aligned} & \text{Quantidade vendida [kg]} \\ & = \text{quantidade de cones vendidos} \times \text{peso por cone [kg]} \end{aligned} \quad (4.2)$$

Uma vez que existem artigos que são vendidos em quilos, foi necessário realizar uma restrição na folha de cálculo em *Excel*, através de um código, que verificasse o conteúdo da subfamília de cada artigo, de modo a que, caso a mesma se encontre em metragem realizasse o cálculo da fórmula apresentada em (4.2) e, caso se encontre em quilo a quantidade vendida em quilos é igual à quantidade vendida em unidades. Para além disso, situações em que a subfamília do artigo é designada por 17 730 significa que o cone possui 500 gramas logo, a quantidade vendida em quilos corresponde à metade da quantidade vendida em unidades. Existem várias restrições como a referida anteriormente, restrições essas que tiveram que ser analisadas e tidas em conta, de forma a que, o código criado abrangesse todas as situações possíveis.

Como referido ao longo da dissertação, a Liconfe – Linhas Industriais, S.A., possui uma segunda unidade de vendas em Guimarães. Essa unidade é denominada por Linhas Moure e foi adquirida no ano de 2015. De forma a não perder clientes, no início não

houve alterações no seu funcionamento, nomeadamente na designação do nome dos artigos. Só mais tarde, a meio do ano de 2016 é que houve uma mudança na designação do nome dos artigos, sendo que todos os artigos passaram a seguir a mesma metodologia aquando a sua entrada no sistema informático da Liconfe – Linhas Industriais, S.A. Sendo assim, de forma a possuir os dados agregados na designação atual, uma das maiores dificuldades que se teve de enfrentar na recolha dos dados das vendas dos últimos 5 anos, foi realizar a conversão de todas as vendas obtidas no ano de 2015 e 2016 na unidade de Guimarães.

Como se pode observar pela Figura 4.1, quando se importa os dados da quantidade de unidades vendidas na unidade de Guimarães, no ano de 2015, a designação do artigo é diferente da designação atual e não temos presente informações como a família, subfamília e modelo do artigo.

Serie	Artigo	Quantidade	Familia	SubFamilia	EntradaSaída	Entidade	Modelo	Data	Dia	Semana	Mes	Armazem	Pais	Descricao
LM15	LP405L681	1584	25		S	43038		01-04-2015	1	14	abr	1	PT	LINHA MOURA 40 5.000 681L
LM15	LP405L939	18	25		S	43114		01-04-2015	1	14	abr	1	PT	LINHA MOURA 40 5.000 939L (2068)
LM15	LP405L952	720	25		S	43038		01-04-2015	1	14	abr	1	PT	LINHA MOURA 40 5.000 952L (2075)
LM15	LA505MBRA	120	30		S	44456		01-04-2015	1	14	abr	1	PT	LINHA MOURISCA 50 (50/3) 5.000 M/BRANCO
LM15	LA505MBRA	60	30		S	43781		01-04-2015	1	14	abr	1	PT	LINHA MOURISCA 50 (50/3) 5.000 M/BRANCO
LM15	LA605MBRA	144	30		S	44456		01-04-2015	1	14	abr	1	PT	LINHA MOURISCA 60 (40/2) 5.000 M/BRANCO
LM15	LA605MBRA	144	30		S	43781		01-04-2015	1	14	abr	1	PT	LINHA MOURISCA 60 (40/2) 5.000 M/BRANCO
LM15	LP4010CRU	45	25		S	42224		01-04-2015	1	14	abr	1	PT	LINHA MOURA 40 10.000 CRU
LM15	LP405CRU	72	25		S	42224		01-04-2015	1	14	abr	1	PT	LINHA MOURA 40 5.000 CRU
LM15	LP405L1385	72	25		S	44115		01-04-2015	1	14	abr	1	PT	LINHA MOURA 40 5.000 1385L
LM15	LP405CRU	72	25		S	43472		01-04-2015	1	14	abr	1	PT	LINHA MOURA 40 5.000 CRU
LM15	FPT1671CRU	49,56	21		S	44702		01-04-2015	1	14	abr	1	PT	FIO MOURATEX 167/1 CRU
LM15	LP4010PRT	360	25		S	44228		01-04-2015	1	14	abr	1	PT	LINHA MOURA 40 10.000 PRETO

Figura 4.1. Excerto da folha de cálculo obtida em *Excel* – dados das vendas da unidade de Guimarães no ano de 2015

Atualmente, na base de dados, a designação dos artigos de produto acabado segue a metodologia família.cor.espressurametragem.armazém. No campo da cor, coloca-se o número da cor do fio á exceção das cores básicas, branco, cru e preto que se atribui o número 1, 2 e 3, respetivamente. Relativamente à cor básica de meio branco dos artigos da família Delta, colocam-se as letras MB. Para situações em que as vendas são realizadas em quilos, a designação dos artigos não possui informação da metragem, ou seja, segue a metodologia família.cor.espressura.armazém. A título de exemplo, o artigo denominado antigamente na unidade de Guimarães por LP405CRU equivale a um alpha.2.1205.AXX, ou seja, a um Alpha 120 na tonalidade de cru com uma metragem de 5 000 metros.

A tabela realizada para obter a família correspondente de cada artigo na designação atual, pode ser consulta no apêndice A.

De seguida, de forma a preencher o campo da subfamília foi necessário criar um código que percorresse a informação da coluna denominada por Descrição e caso o artigo

comece por “Fio” significa que o artigo é vendido em quilo, mas caso o artigo comece por “Linha” significa que o artigo já possui metragem, metragem essa que tem que ser analisada. Assim, consoante o número de caracteres de cada artigo, foi necessário criar outro código que percorresse a informação da coluna denominada por Artigo, de modo a se conseguir retirar a informação da metragem do respetivo cone. A título de exemplo, para o artigo denominado por LA405BRA é necessário que a linha de código criada retire a informação existente no quinto caracter, ou seja, o algarismo 5, preenchendo a coluna subfamília com a informação de que o cone vendido possuía 5 000 metros.

Relativamente à informação da cor do artigo, no ano de 2015 e 2016, na base de dados não existia uma coluna destinada apenas a este conteúdo, como se verifica na atual base de dados da Liconfe – Linhas Industriais, S.A. e, apenas se podia consultar a sua cor nas colunas denominadas por Artigo e/ou Descrição. No entanto, nem todas as designações dos artigos seguem a mesma metodologia. A título de exemplo, para a tonalidade de branco, existem situações em que certos artigos, o campo da cor está designado por “branco” e outras situações por “bra”. De forma a contornar estas anomalias, foi mais uma vez, necessário criar um código que abrangesse todos estas situações, com o objetivo de obter a conversão correta para a designação atual dos mesmos.

Por último, tendo em conta que todas as organizações possuem devoluções dos artigos, foi necessário criar outro código que percorresse a coluna denominada por Entrada/Saída e caso existisse uma saída do artigo, a quantidade de quilos vendidos é positiva, mas caso existisse uma entrada do artigo no sistema, a quantidade de quilos vendidos passava a ser negativa.

Finalizada todas as alterações necessárias, obteve-se a folha de cálculo em *Excel* apresentada na Figura 4.2 e na Figura 4.3, folha essa totalmente automatizada e que pode ser facilmente replicada, evitando assim erros e permitindo que a Liconfe – Linhas Industriais, S.A. economize tempo e recursos necessários na realização de outras tarefas.

Serie	Artigo	Quantidade	Familia	SubFamilia	EntradaSaida	Entidade	Modelo	Data	Dia		
B19	ALPHA.711.1205.A10	9	A120	5000	S	10165	COR	01-02-2019	1		
B19	ALPHA.714.1205.A10	12	A120	5000	S	12265	COR	01-02-2019	1		
B19	ALPHA.714.205.A10	3	A20	5000	S	20003	COR	01-02-2019	1		
B19	ALPHA.804.1205.A10	36	A120	5000	S	12971	COR	01-02-2019	1		
B19	ALPHA.815.1205.A10	6	A120	5000	S	13734	COR	01-02-2019	1		
Serie	Artigo	Quantidade	Semana	Mes	Armazem	Pais	Fam+Subfamilia	Peso/Cone	QuilosVendidos	QuilosVendidosFinal	Familia2
B19	ALPHA.815.1205.A10	72	5	fev	A1	PT	A1205000	0,14047619	1,264285714	1,264285714	A120
B19	ALPHA.815.1205.A10	36	5	fev	A1	PT	A1205000	0,14047619	1,264285714	1,264285714	A120
B19	ALPHA.815.1205.A10	144	5	fev	A1	PT	A1205000	0,14047619	1,685714286	1,685714286	A120
B19	ALPHA.815.1205.A10	9	5	fev	A1	ES	A205000	0,4425	1,3275	1,3275	A20
B19	ALPHA.815.1205.A10	3	5	fev	A1	PT	A1205000	0,14047619	5,057142857	5,057142857	A120
B19	ALPHA.837.1205.A10	144	5	fev	A1	PT	A1205000	0,14047619	0,842857143	0,842857143	A120
B19	ALPHA.837.1205.A10	30	5	fev	A1	PT	A1205000	0,14047619	10,11428571	10,11428571	A120
B19	ALPHA.837.1205.A10	72	5	fev	A1	PT	A1205000	0,14047619	5,057142857	5,057142857	A120
			5	fev	A1	PT	A1205000	0,14047619	20,22857143	20,22857143	A120
			5	fev	A1	PT	A1205000	0,14047619	1,264285714	1,264285714	A120
			5	fev	A1	PT	A1205000	0,14047619	0,421428571	0,421428571	A120
			5	fev	A1	PT	A1205000	0,14047619	20,22857143	20,22857143	A120
			5	fev	A1	PT	A1205000	0,14047619	4,214285714	4,214285714	A120
			5	fev	A1	PT	A1205000	0,14047619	10,11428571	10,11428571	A120

Figura 4.2. Excerto de uma das folhas de cálculo obtidas em Excel – quantidade de unidades vendidas no ano de 2019

Rótulos de Coluna													
Soma de QuilosVendidosFinal	jan	fev	mar	abr	mai	jun	jul	ago	set	out	nov	dez	Total Geral
Rótulos de Linha	0	0	0	9	0	0	0	0	0	0	0	0	9
A10	171 661	61 423	64 503	71 571	84 482	63 065	93 163	37 604	75 927	86 665	75 744	54 027	939 834
A180	862	504	609	770	5 769	3 744	1 483	255	1 309	1 842	1 354	3 156	21 658
A20	664	887	442	681	1 205	856	665	703	1 087	1 228	362	748	9 528
A50	-	-	-	-	-	53	-	-	-	-	-	-	44
A80	4 856	2 404	3 295	6 999	2 652	4 205	6 664	1 603	3 765	2 517	2 954	2 146	44 060
D12	-	-	-	76	813	547	1 401	-	936	1 173	619	345	5 910
D20	30	1 115	2 835	520	3 075	106	360	1 761	687	1 387	680	82	12 637
D30	1 034	3 166	3 796	4 819	3 743	2 027	2 941	4 117	318	936	3 340	1 015	31 255
D35	962	5 694	6 044	2 005	1 331	2 131	3 655	6	3 223	3 662	4 924	1 038	34 663
D40	953	284	938	743	1 143	179	1 001	150	313	879	560	605	7 750

Figura 4.3. Excerto de uma das folhas pivot obtida em Excel – quantidade de quilos vendidos no ano de 2019

4.3. Classificação de SKUs

De acordo com a Figura 3.1 apresentada no capítulo 3, para realizar a classificação de SKUs, primeiramente é necessário definir o objetivo da classificação, bem como o contexto na qual a organização está inserida, levando assim, à escolha das características mais importantes e mais adequadas para caracterizar todos os SKUs existentes. De seguida, determina-se qual o(s) modelo(s) de classificação que melhor se adequam obtendo, por fim, o número de classes de SKUs, bem como os seus limites.

O objetivo da realização de uma classificação de SKUs tem como função, no âmbito desta dissertação e face ao problema proposto, auxiliar na tomada de decisões relacionadas com a previsão da procura e gestão de *stocks*. Relativamente ao contexto, sabe-se que a Liconfe – Linhas Industriais, S.A. está inserida num mercado bastante volátil e aleatório, muito influenciado pelo fator da moda, que está constantemente em evolução sendo que cada tendência prevalece cada vez mais por curtos períodos de tempo afetando, portanto, o comportamento do consumo dos clientes.

Para além da característica associada ao volume anual de vendas, torna-se importante incluir outros tipos de características na classificação de SKUs e, neste caso, a escolha recai sobre a variabilidade da procura. Isto porque, apesar de não se analisar ao pormenor todos os SKUs da organização, certamente existem SKUs que só são consumidos em determinadas épocas do ano, que apresentam procuras erráticas e os picos do seu consumo muito provavelmente não são constantes ao longo do tempo.

A característica do volume anual de vendas tem um peso muito elevado na tomada de decisão de manter ou não em *stock* um determinado SKU, permite determinar quais os SKUs que apresentam uma alta rotatividade e que exigem da gestão um esforço adicional para uma adequada alocação de recursos. Para além disso, ao ser reconhecido o valor unitário de cada SKU, permite que os responsáveis pela parte financeira obtenham uma perspectiva de que tipos de investimentos são necessários realizar e é uma das características mais importantes em termos de negociação com os fornecedores no processo de compras. Já a característica da variabilidade da procura é um indicador muito importante na seleção do modelo de gestão de *stocks* e permite que se observe a distribuição da procura que os SKUs apresentam ao longo do tempo sendo bastante útil, na medida em que, um SKU que apresente um CV reduzido pode indicar um padrão de procura mais previsível em comparação com um SKU que apresente um CV mais elevado.

Sendo assim, realizar uma classificação de SKUs na Liconfe – Linhas Industriais, S.A. recorrendo apenas à análise ABC pode não ser o mais indicado pois, esta análise apenas tem em conta o volume anual de vendas, não analisando a variabilidade intrínseca na procura de cada SKU. Posto isto, aquilo que se propõe é a realização de uma análise multicritério, utilizando a análise ABC em conjunto com a análise XYZ.

Antes de passar à aplicação das análises referidas e obter então a classificação de SKUs, é importante referir que se decidiu excluir os valores das vendas dos artigos da família Hepta. Isto porque, tal como referido no capítulo 2, este é um produto que foi introduzido no mercado à relativamente pouco tempo e, de acordo com aquilo que foi referido na componente teórica, é necessário separar os produtos comuns das peças de substituição e ainda ter em conta a fase do ciclo de vida em que os produtos se encontram, de modo a que, produtos que foram lançados recentemente para o mercado ou que estão prestes a deixar de ser fabricados pela organização sejam tratados separadamente, evitando assim, que a classificação desenvolvida se torne rapidamente obsoleta.

Relembrando também que se optou pela exclusão dos artigos da família Omega e Beta, conclui-se que as análises seguintes apenas irão ser elaboradas tendo em conta os artigos das restantes 7 famílias de produtos da Liconfe – Linhas Industriais, S.A.

Por último, é importante referir que se realizam análises diferentes para a unidade de Barcelos e para a unidade de Guimarães pois, tal como foi referido na componente teórica, os mesmos produtos podem ter comportamentos diferentes em diferentes mercados.

4.3.1. Análise ABC

A análise ABC apesar de estar muito ligada à classificação de SKUs tendo em conta o seu impacto na organização em termos de valor, neste caso de estudo, vai ser obtida tendo em conta o volume anual de vendas de cada SKU. Optou-se por aplicar a análise ABC apenas ao ano de 2019 pois, uma análise que estendesse a um período mais alargado poderia não ser benéfico dada todas as mudanças que ocorrem ao longo do tempo e, por isso, não espelhar com exatidão a realidade da organização.

4.3.1.1. Quantidades adquiridas, em quilos, de cada artigo no ano de 2019

As quantidades adquiridas de matéria prima sem transformação de todos os artigos, em quilos, no ano de 2019, bem como os seus preços unitários médios e respetivos investimentos podem ser consultados no apêndice B pois, tendo em conta a dimensão da tabela final, de seguida, apenas se irá apresentar um excerto da mesma.

Tabela 4.1. Excerto da tabela com as quantidades adquiridas, em quilos, no ano de 2019, e respetivo investimento e análise ABC

Artigos	Quantidades encomendadas [quilos]	Preço médio [€/quilo]	Investimento [€]	% Individual	% Acumulada	Análise ABC
Alpha 120 cru CT	846 084	3,32	2 808 999	41%	41%	A
Alpha 120 preto	224 215	3,79	849 475	11%	51%	A

Alpha 120 branco	187 463	3,60	675 617	9%	60%	A
Alpha 120 cru CC	181 465	3,03	549 839	9%	69%	A
Delta 35 meio branco	55 763	7,03	392 123	3%	72%	A
Alpha 80 cru	52 142	2,90	151 385	3%	74%	A
Delta 60 meio branco	50 175	8,09	406 050	2%	77%	A
Delta 30 meio branco	49 458	7,35	363 405	2%	79%	A
Delta 20 meio branco	39 879	6,80	271 120	2%	81%	B
Alpha 180 cru	39 138	3,77	147 452	2%	83%	B

De acordo com a Tabela 4.1, pode-se facilmente concluir que a classe A é constituída por 8 artigos (Alpha 120 na tonalidade de cru (CC e CT), preto e branco, Alpha 80 na tonalidade de cru e os artigos Delta 30, 35 e 60 na tonalidade de meio branco), sendo estes os que possuem uma maior importância no processo de compras da Liconfe – Linhas Industriais, S.A.

4.3.1.2. Quantidades vendidas, em quilos, de cada artigo no ano de 2019

De modo a analisar qual o artigo que possui uma maior rotatividade e um maior impacto a nível económico na Liconfe – Linhas Industriais, S.A. e, tendo em conta que o mesmo artigo pode possuir comportamentos diferentes na unidade de vendas de Barcelos e

na unidade de vendas de Guimarães, realizou-se uma análise ABC relativa às vendas obtidas, no ano de 2019, para cada uma das unidades referidas, bem como no seu global.

Operacionalização de SKUs

Antes de passar á apresentação das análises ABC efetuadas, é importante referir que as mesmas seguem a regra 80-20, á exceção da análise realizada para a unidade de Guimarães. Isto porque, o único produto com classificação A representa 85% das vendas obtidas e, por isso, houve a necessidade de efetuar uma alteração aos limites *standards* das classes de SKUs da análise ABC para esta unidade.

Tabela 4.2. Operacionalização de SKUs para as análises ABC

Classe	Limites das classes		
	Unidade de Barcelos	Unidade de Guimarães	Liconfe – Linhas Industriais, S.A.
A	[0;0,8]	[0;0,85]	[0;0,8]
B]0,8;0,95]]0,85;0,95]]0,8;0,95]
C]0,95;1]]0,95;1]]0,95;1]

Devido á sua dimensão, apenas se irá apresentar um excerto das tabelas obtidas, para a unidade de Barcelos, Guimarães e no seu global, podendo as mesmas ser consultadas no apêndice C, D e E, respetivamente.

Através da Tabela 4.3, pode-se facilmente concluir que, no ano de 2019, os artigos Alpha 120, Alpha 80 e Delta 35 são os artigos que verificaram uma maior rotatividade na unidade de Barcelos, sendo que 72% das vendas obtidas refere-se ao artigo Alpha 120 nas diversas tonalidades possíveis.

Relativamente à unidade de Guimarães, pode-se, através da Tabela 4.4, facilmente concluir que, no ano de 2019, o artigo Alpha 120 foi o artigo que apresentou uma maior rotatividade, representando este 85% das vendas obtidas.

Por último, através da Tabela 4.5, pode-se facilmente concluir que, no ano de 2019, os artigos Alpha 120 e Alpha 80 são os artigos que apresentaram uma maior rotatividade na Liconfe – Linhas Industriais, S.A.

Tabela 4.3. Excerto da tabela com as quantidades vendidas, em quilos, na unidade de Barcelos, no ano de 2019, e respetiva análise ABC

Unidade de Barcelos				
Artigo	Quilos vendidos	% Individual	% Acumulada	Análise ABC
Alpha 120	939 834	72%	72%	A
Alpha 80	44 060	3%	75%	A
Delta 35	34 663	3%	78%	A
Zeta 80	33 509	3%	80%	B
Delta 30	31 255	2%	82%	B

Tabela 4.4. Excerto da tabela com as quantidades vendidas, em quilos, na unidade de Guimarães, no ano de 2019, e respetiva análise ABC

Unidade de Guimarães				
Artigo	Quilos vendidos	% Individual	% Acumulada	Análise ABC
Alpha 120	621 783	85%	85%	A
Alpha 80	25 595	3%	88%	B
Kappa 120	14 982	2%	90%	B
Delta 50	14 608	2%	92%	B
Alpha 180	9 384	1%	93%	B

Tabela 4.5. Quantidades vendidas em quilos na Liconfe – Linhas Industriais, S.A., no ano de 2019, e respetiva análise ABC

Liconfe – Linhas Industriais, S.A.				
Artigo	Quilos vendidos	% Individual	% Acumulada	Análise ABC
Alpha 120	1 561 617	76%	76%	A
Alpha 80	69 655	3%	80%	A
Zeta 80	35 754	2%	81%	B
Delta 35	35 258	2%	83%	B

Delta 30	31 721	2%	85%	B
----------	--------	----	-----	---

Nas análises ABC apresentadas anteriormente, pode-se observar que na classe A o artigo Alpha 120, face aos restantes, apresenta uma quantidade de vendas muito mais elevada. A título de exemplo, o artigo Alpha 80, a nível global, apesar de ser classificado como um artigo da classe A, possui um comportamento de vendas muito mais parecido com o artigo Zeta 80. Posto isto, deve-se questionar se efetivamente o artigo Alpha 80 deve ser tratado como um artigo da classe A. Conforme foi referido na componente teórica, a diferença que se verifica na quantidade de vendas do artigo Alpha 80 e Zeta 80 não é justificável para uma atribuição de níveis de serviço diferentes, sendo precisamente este um dos inconvenientes destes modelos simplistas de classificação de SKUs.

É importante referir que se excluiu 6 SKUs da análise ABC da unidade de Barcelos e 15 SKUs da unidade de Guimarães pois, no ano de 2019 o seu volume anual de vendas foi nulo. No entanto, no período de 2015 a 2018, esses mesmos SKUs apresentaram algum consumo logo, é provável que se volte a obter vendas destes mesmos artigos no futuro.

De seguida, irá se apresentar na Tabela 4.6 um resumo com o número de SKUs referentes a cada classe, obtido nas análises apresentadas anteriormente.

Tabela 4.6. Distribuição de SKUs mediante o volume anual de vendas

Análise ABC			
Quantidade de SKUs			
Classe	Unidade de Barcelos	Unidade de Guimarães	Liconfe – Linhas Industriais, S.A.
A	3	1	2
B	12	5	12
C	29	27	32
Total	44	33	46

Tendo em conta os resultados obtidos nas análises ABC pode-se facilmente concluir que o artigo Alpha 120 se destaca largamente nas quantidades vendidas, obtendo este uma classificação A quer na unidade de Barcelos e Guimarães quer a nível global.

Consequentemente, o artigo Alpha 120 representa 69% das quantidades adquiridas aos fornecedores, tal como se pode observar na Figura 4.1. Posto isto, e tendo em conta o limite de tempo para a realização deste trabalho, o artigo no qual as próximas etapas se irão focar será apenas no artigo Alpha 120, realizando-se uma análise mais profunda ao mesmo que poderá ser facilmente replicada para os restantes artigos da organização.

Armazém de produto acabado – Unidade de Barcelos

Consoante o comportamento de vendas, existe definido espaço para um determinado número de caixas de produto acabado para cada cor do artigo Alpha 120 nos armazéns de produto acabado da organização. Ou seja, dependendo da classificação ABC obtida pela Liconfe – Linhas Industriais, S.A. de todas as cores do artigo Alpha 120 e o espaço disponível em armazém, o número de caixas de produto acabado é estipulado por fórmulas que têm por base a quantidade de cada letra existente na combinação de cada cor e varia, tal como se esperava, nas duas unidades.

Para as 28 cores com uma classificação AAAA, denominadas por cores super A, realizou-se uma análise à quantidade de quilos vendidos ao longo do ano de 2019 e ao respetivo número de caixas vendidas, obtendo-se assim, os resultados apresentados na Tabela 4.7.

Tabela 4.7. Quantidades vendidas, em quilos, para as cores com classificação AAAA do artigo Alpha 120 e respetivo número de caixas vendidas, na unidade de Barcelos, no ano de 2019

Unidade de Barcelos		
Número da cor	Quilos vendidos no ano de 2019	Número de caixas vendidas
951	9 880	2 745
1385	9 474	2 632
301	4 964	1 379
883	3 803	1 056
942	3 150	875
1133	3 108	863
564	2 295	638
1674	2 084	579
830	1 686	468

1093	1 645	457
1177	1 507	419
953	1 458	405
1143	1 437	399
1361	1 367	380
1233	1 366	380
1469	1 341	372
850	1 090	303
517	1 084	301
963	856	238
854	798	222
1557	788	219
837	778	216
484	739	205
520	729	203
684	726	202
1013	678	188
1014	571	159
965	500	139



Figura 4.4. Número de caixas vendidas de produto acabado, ao longo do ano de 2019, para a cor 965

As cores super A, quer na unidade de Barcelos quer na unidade de Guimarães, têm espaço para 36 caixas e as cores com muito pouca rotatividade, ou seja, as cores com uma classificação C têm espaço para 12 caixas. A Liconfe – Linhas Industriais, S.A. afirma que talvez seja exagerado para algumas cores o espaço de 12 caixas, mas tal acontece devido à forma como os armazéns de produto acabado estão organizados.

Através da Tabela 4.7 e utilizando os seus extremos a título de exemplo, observa-se uma diferença bastante acentuada na quantidade de quilos vendidos da cor 951 para a cor 965, mais precisamente, uma redução de aproximadamente 95%. Para além disso, através do gráfico da Figura 4.4, observa-se que para a cor 965, ao longo do ano de 2019, em nenhum mês se verificou uma procura superior a 30 caixas de produto acabado e, na grande parte dos meses, a procura não ultrapassou as 15 caixas. No entanto, como referido anteriormente, ambas as cores possuem o mesmo espaço disponível de caixas de produto acabado, o que tendo em conta os dados apresentados não parece ser o mais correto, parecendo assim, haver lugar para ajustes e correções. Posto isto, no subcapítulo seguinte, irá ser realizada uma análise XYZ às cores super A apresentadas anteriormente, de modo a que, através dos dados obtidos, se compreenda os inconvenientes da realização de uma classificação de SKUs recorrendo apenas à análise ABC.

4.3.2. Análise XYZ

A análise XYZ revela a variabilidade da procura existente entre os SKUs, variabilidade essa determinada através do CV, permitindo assim, comparar a variabilidade entre SKUs que diferem em volume e que são heterogéneos no que toca à distribuição do seu consumo. Nas análises que se irão apresentar, para se obter o CV de cada SKU, analisou-se a procura mensal ao longo do ano de 2019, calculando-se de seguida, a média e o desvio padrão do consumo.

Operacionalização de SKUs

Tendo em conta que a análise XYZ não possui, tal como a análise ABC, limites de classes já definidos, para classificar e agrupar os SKUs através da variabilidade da procura foi necessário definir os mesmos.

A atribuição dos limites das classes encontra-se na Tabela 4.8 e foi determinada olhando para os valores de CV obtidos. O objetivo é agrupar os SKUs com um comportamento semelhante no que toca à variabilidade da procura, ou seja, criar grupos de SKUs homogéneos, sendo que sempre que se realizar uma nova análise estes mesmos limites devem ser reavaliados.

Tabela 4.8. Operacionalização de SKUs para a análise XYZ

Unidade de Barcelos	
Classe	Limites das classes
X	[0;0,35]
Y]0,35;0,7]
Z]0,7;1]

A principal observação da Tabela 4.9 é que, apesar de na análise ABC existir 28 SKUs com a mesma classificação, somente alguns desses SKUs é que partilham o mesmo comportamento no que toca à variabilidade da procura. Assim, a questão que aqui se coloca é que, apesar de estarmos perante um conjunto de SKUs que pelo seu elevado volume anual de vendas necessitam de uma atenção e gestão especial, se os mesmos apresentam comportamentos homogéneos no que toca á variabilidade da procura e se é correto possuírem o mesmo nível de serviço. Tal como comprovado, isso não acontece.

Tabela 4.9. Análise XYZ para as 28 cores com classificação AAAA do artigo Alpha 120 na unidade de Barcelos

Unidade de Barcelos				
Análise XYZ				
Cor – Super A	Média da procura	Desvio padrão da procura	CV	Análise XYZ
301	414	117	0,28	X
1385	789	264	0,33	X
854	67	27	0,41	Y
564	191	80	0,42	Y
830	140	67	0,47	Y
1133	259	133	0,51	Y
1557	66	34	0,52	Y
942	263	137	0,52	Y
951	823	462	0,56	Y
517	90	51	0,56	Y

1233	114	65	0,57	Y
883	317	181	0,57	Y
1177	126	72	0,57	Y
684	61	35	0,59	Y
1361	114	68	0,60	Y
484	62	37	0,60	Y
965	42	26	0,61	Y
1013	57	35	0,62	Y
837	65	43	0,67	Y
520	61	42	0,70	Y
1014	48	35	0,73	Z
1674	174	128	0,74	Z
1469	112	88	0,78	Z
963	71	60	0,85	Z
850	91	79	0,87	Z
1093	137	138	1,01	Z
953	121	124	1,02	Z
1143	120	131	1,10	Z

Quando um determinado SKU apresenta um CV nulo, existem apenas duas razões, ou a sua procura é altamente regular ou o seu padrão de consumo é nulo. Assim, da mesma forma que na análise ABC determinados SKUs apresentaram um volume anual de vendas nulo no ano de 2019, certamente algumas cores do artigo Alpha 120, ao se realizar uma análise global do artigo, irão também apresentar uma variabilidade nula. Posto isto, seria importante, futuramente, alargar o estudo para um período mais longo e, caso o padrão de consumo nulo se repetisse era sinal que se estava perante cores obsoletas, podendo-se assim sugerir a eliminação de certos SKUs do armazém e utilizar esse espaço para outros mais importantes.

Todo o espaço disponível na Liconfe – Linhas Industriais, S.A. é limitado. O armazém de produto acabado na unidade de Barcelos é maioritariamente ocupado pelo artigo Alpha 120. Segundo o departamento da produção, o número de caixas de cada cor de produto acabado não corresponde exatamente aos valores que estão estipulados na realidade. Isto

acontece, essencialmente, por limitação de espaço e pelo facto de a organização não possuir um armazém dinâmico. De modo a contrariar estas limitações, a Liconfe – Linhas Industriais, S.A. completa esse mesmo *stock* com *stock* de produto semiacabado, ou seja, há um equilíbrio entre estes dois *stocks* pois, devido à flexibilidade do processo produtivo da organização, é possível repor *stock* de produto acabado, caso exista *stock* de produto semiacabado, num curto espaço de tempo.

Por último, um dos objetivos da Liconfe – Linhas Industriais, S.A. é crescer em outras famílias de produtos e inserirem-se em novos mercados como por exemplo, o mercado automóvel. Assim, se se têm como objetivo crescer em outras famílias, é importante que o espaço destinado a cada artigo seja estudado da melhor forma possível, proporcionando assim, uma melhor resposta face à procura dos clientes.

4.4. Aplicação dos modelos de previsão da procura

A estratégia atual que está a ser seguida pela Liconfe – Linhas Industriais, S.A. em termos de previsões da procura, é assumir que a quantidade de unidades vendidas de um determinado artigo, num determinado mês será igual à quantidade de unidades vendidas que foi verificada no mês homólogo do ano anterior. Assim, conclui-se que a Liconfe – Linhas Industriais, S.A., para realizar as previsões da procura para todos os seus artigos, recorre a uma abordagem Naïve, tendo esta abordagem como vantagem a sua simplicidade, mas como inconveniente o facto de não analisar muitos parâmetros que podem ser importantes para realizar uma boa previsão da procura.

Esta forma de realizar previsões poderá ser eficaz para séries onde se verifica que o comportamento de vendas possui uma tendência estável onde a sazonalidade poderá ou não estar presente. Caso isso não se verifique, ou seja, caso a série apresente uma tendência crescente/decrescente, tal estratégia poderá levar a erros de previsão, pondo em causa os planos de compras e/ou de produção estabelecidos pela organização com base nas previsões realizadas. Nesta situação, poderá então ser pertinente afinar o modelo Naïve, adicionando-lhe um fator que tenha em conta a tendência da série, ou seja, ajustar a previsão, considerando um fator alpha (α).

Para situações em que a série não apresente sazonalidade, não existe motivo para que a previsão seja realizada recorrendo a dados com 12 meses. Nestes casos, acredita-se

que as previsões poderão ser melhores recorrendo a dados mais recentes, utilizando um modelo simples como o modelo das médias móveis.

De modo a aferir a qualidade das previsões realizadas então pela organização, no subcapítulo seguinte, para o artigo Alpha 120, vários cenários foram analisados e estudados, comparando, numa primeira fase, o modelo de previsão da procura atualmente em vigor com a nova abordagem Naïve proposta neste subcapítulo. De seguida, foram ainda utilizados para comparação alguns dos modelos clássicos de previsão da procura, nomeadamente, o modelo da decomposição clássica e o modelo de Holt-Winters para séries que apresentam uma tendência crescente/decrescente e onde se verifique a existência de sazonalidade e, por fim, o modelo das médias móveis e o modelo de Holt para séries que apresentam uma tendência crescente/decrescente, mas onde a sazonalidade não está presente.

Os modelos de Holt e Holt-Winters necessitam de um conjunto de parâmetros de amortecimento, parâmetros esses que tomam valores entre 0 e 1. Os valores utilizados para esses parâmetros que dão origem aos resultados que irão ser apresentados no final do subcapítulo seguinte, foram obtidos através de ferramentas de otimização, mais precisamente a ferramenta Solver do *Excel*, de modo a minimizar o Erro Absoluto Médio (EAM).

Todas as fórmulas necessárias para aplicação dos modelos de previsão da procura referidos neste subcapítulo podem ser consultadas no apêndice F.

4.4.1. Análise ao comportamento das séries do artigo Alpha 120

Tendo em conta o que foi referido no subcapítulo 2.4 relativamente à necessidade de definir a característica do tipo de cone das bobines aquando a realização das compras de matéria prima sem transformação, para realizar as previsões da procura é então necessário repartir a quantidade de quilos vendidos do artigo Alpha 120 na tonalidade de branco, preto, cru e nas diversas cores disponíveis em catálogo. Assim, o presente subcapítulo tem como objetivo apresentar a análise relativa ao comportamento das séries de vendas dos SKUs do artigo Alpha 120, bem como analisar qual o modelo de previsão da procura que melhor se adequa a cada um deles.

Com o objetivo de perceber qual o SKU que possui uma maior importância na realização das compras deste artigo, realizou-se um estudo à quantidade de quilos vendidos de cada um dos SKUs, no ano de 2019, onde, através da Tabela 4.10, facilmente se observa que a tonalidade de cor representa, aproximadamente, 49% das vendas obtidas.

Tabela 4.10. Quantidades vendidas, em quilos, de cada SKU do artigo Alpha 120 na Liconfe – Linhas Industriais, S.A., no ano de 2019

Artigo/Tonalidade	Quantidade de quilos vendidos				
	Branco	Preto	Cru	Cor	Total
Alpha 120	197 916	258 088	342 752	762 861	1 561 617

Antes de passar à apresentação do comportamento das séries de vendas dos SKUs do artigo Alpha 120, é importante referir que, num primeiro passo, recorreu-se ao modelo da decomposição clássica, modelo multiplicativo, com o objetivo de se obter uma melhor compreensão do comportamento de cada uma das séries.

4.4.1.1. Comportamento da série de vendas do artigo Alpha 120 nas diversas cores disponíveis em catálogo

A melhor forma de prever e levar em consideração a sazonalidade de uma determinada série é comparar o padrão da sua procura ao longo de vários anos. Assim, através da análise da Figura 4.5, pode-se concluir que a série de vendas do artigo Alpha 120 nas diversas cores disponíveis em catálogo possui uma sazonalidade com um comprimento de 12 meses.

A aplicação do modelo da decomposição clássica permitiu isolar os índices de sazonalidade que se encontram na Tabela 4.12. Os índices obtidos confirmam que a série é sazonal, apresentando mínimos de vendas no mês de agosto (aproximadamente, metade daquilo que são as vendas médias da organização). Este valor pode ser justificado devido à paragem de todo o funcionamento da Liconfe – Linhas Industriais, S.A. para férias, durante um período de 15 dias. Para além disso, pode-se ainda concluir que as vendas da organização para este artigo, atingem um máximo de vendas no mês de julho, devido, provavelmente, aos clientes anteciparem a paragem da atividade da organização no mês de agosto, obtendo assim a quantidade de matéria prima suficiente para dar continuidade à sua atividade. Por

fim, verificasse que o comportamento das vendas no mês de outubro é muito próximo ao verificado no mês de julho, sendo este o segundo maior valor positivo observado.

Tabela 4.11. Quantidade de quilos vendidos ao longo dos últimos 5 anos nas diversas cores disponíveis em catálogo

Quantidade de quilos vendidos					
Mês/Ano	2015	2016	2017	2018	2019
Janeiro	53 346	65 487	67 908	77 829	74 932
Fevereiro	49 553	60 001	57 787	63 271	58 729
Março	53 216	58 130	71 274	68 448	62 952
Abril	56 427	54 391	53 230	68 687	63 633
Maio	52 021	63 352	72 720	79 001	74 059
Junho	59 040	68 689	74 872	78 208	59 924
Julho	70 660	67 870	81 261	85 833	83 815
Agosto	30 083	32 699	40 966	35 958	32 455
Setembro	55 344	61 675	71 611	67 791	60 991
Outubro	66 721	78 334	79 409	80 630	73 970
Novembro	62 013	71 071	75 295	71 914	63 326
Dezembro	47 502	48 777	51 522	52 690	54 074
Total	655 926	730 476	797 857	830 261	762 861



Figura 4.5. Comportamento da série do artigo Alpha 120 nas diversas cores disponíveis em catálogo

Tabela 4.12. Coeficientes de sazonalidade do artigo Alpha 120 nas diversas cores disponíveis em catálogo

Mês	Coeficientes de sazonalidade
Janeiro	1,11
Fevereiro	0,93
Março	1,01
Abril	0,93
Maiο	1,11
Junho	1,08
Julho	1,21
Agosto	0,55
Setembro	1,01
Outubro	1,20
Novembro	1,09
Dezembro	0,78

A aplicação do modelo da decomposição clássica permitiu ainda, isolar a componente da tendência que relevou ser linear e que pode ser aproximada pela equação (4.3). Esta equação permite concluir que esta série, possui uma tendência crescente, mais precisamente de 246 unidades ao mês.

$$\text{Equação da tendência} = 246x + 58156 \quad (4.3)$$

4.4.1.2. Comportamento da série de vendas do artigo Alpha 120 na tonalidade de branco

Tabela 4.13. Quantidade de quilos vendidos ao longo dos últimos 5 anos na tonalidade de branco

Quantidade de quilos vendidos					
Mês/Ano	2015	2016	2017	2018	2019
Janeiro	10 856	9 863	14 881	12 969	15 521
Fevereiro	11 022	12 059	15 213	15 652	14 246
Março	13 886	15 805	19 975	19 942	17 621
Abril	15 668	14 171	15 372	19 108	22 409
Maio	16 179	15 002	18 665	20 501	20 887
Junho	11 494	14 266	17 069	16 818	14 382
Julho	11 217	11 076	14 789	15 199	20 441
Agosto	4 897	4 632	5 501	5 559	5 815
Setembro	8 034	10 879	9 791	20 132	14 648
Outubro	9 491	10 664	13 395	16 492	20 889
Novembro	9 039	11 598	13 197	19 658	17 276
Dezembro	11 119	9 803	15 492	17 913	13 780
Total	132 901	139 817	173 341	199 944	197 916

**Figura 4.6.** Comportamento da série do artigo Alpha 120 na tonalidade de branco

Tal como na série anterior, a análise da Figura 4.6, permite concluir que a série em análise possui uma sazonalidade com um comprimento de 12 meses.

Os índices obtidos, através do modelo da decomposição clássica, podem ser consultados na Tabela 4.14. Esses índices, confirmam que a série é sazonal, apresentando, tal como na série anterior, mínimos de vendas no mês de agosto. Para além disso, pode-se verificar que o consumo deste artigo é mais elevado no primeiro semestre do ano, existindo sempre um decréscimo no seu consumo nos meses onde o frio mais se faz notar. Este acontecimento pode ser devido ao facto de a cor branco, apesar de ser utilizada ao longo de todo o ano, têm uma maior força nos meses de Verão pois, a tendência é sempre usar cores mais claras, sendo que as fábricas têxteis necessitam desta matéria prima na estação anterior de modo a que as mesmas consigam preparar a coleção com antecedência. Por fim, pode-se concluir que as vendas da organização para este artigo, atingem um máximo de vendas no mês de março, com um comportamento muito semelhante no mês de maio, sendo este o segundo maior valor positivo observado.

Tabela 4.14. Coeficientes de sazonalidade do artigo Alpha 120 na tonalidade de branco

Mês	Coeficientes de sazonalidade
Janeiro	0,94
Fevereiro	1,02
Março	1,30
Abril	1,22
Maio	1,28
Junho	1,07
Julho	0,97
Agosto	0,38
Setembro	0,87
Outubro	0,90
Novembro	0,94
Dezembro	0,96

Ao se isolar a componente da tendência desta série, a mesma relevou ser linear e pode ser aproximada pela equação (4.4). Esta equação permite concluir que esta série possui uma tendência crescente ao longo do tempo, mais precisamente de 152 unidades ao mês.

$$\text{Equação da tendência} = 152x + 10352 \quad (4.4)$$

4.4.1.3. Comportamento da série de vendas do artigo Alpha 120 na tonalidade de cru

Tabela 4.15. Quantidade de quilos vendidos ao longo dos últimos 5 anos na tonalidade de cru

Quantidade de quilos vendidos					
Mês/Ano	2015	2016	2017	2018	2019
Janeiro	20 260	22 330	17 930	18 980	19 875
Fevereiro	18 639	17 740	19 342	20 574	18 755
Março	25 821	23 074	24 629	22 092	23 442
Abril	28 135	25 061	21 031	25 693	23 129
Maio	22 821	21 536	23 262	26 518	30 950
Junho	21 027	17 581	22 068	20 472	20 993
Julho	18 711	18 761	23 490	22 629	29 554
Agosto	6 965	7 669	10 182	17 060	7 988
Setembro	16 236	16 450	14 822	14 255	15 305
Outubro	16 593	15 526	17 512	17 717	16 141
Novembro	14 811	16 274	19 954	17 184	22 487
Dezembro	13 297	11 446	14 642	13 274	13 425
Total	223 314	213 448	228 861	236 450	242 044

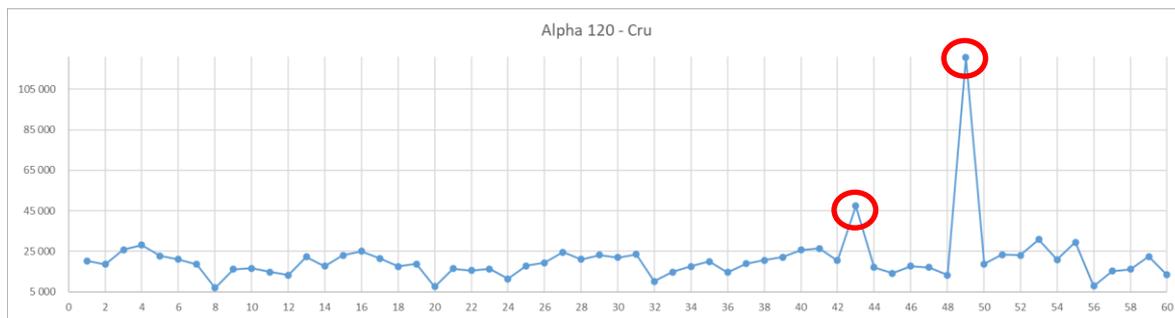


Figura 4.7. Comportamento da série do artigo Alpha 120 na tonalidade de cru (inicial)

Através do gráfico da Figura 4.7, pode-se observar que existiram dois meses em que o consumo verificado representa um valor muito discrepante relativamente aos restantes, sendo eles o mês de julho no ano de 2018 e o mês de janeiro no ano de 2019. Sendo assim, e tendo em conta que não faz sentido considerar estes valores na análise, decidiu-se então substituir os mesmos pelo valor médio desses meses nos restantes anos, obtendo assim, o gráfico da Figura 4.8.

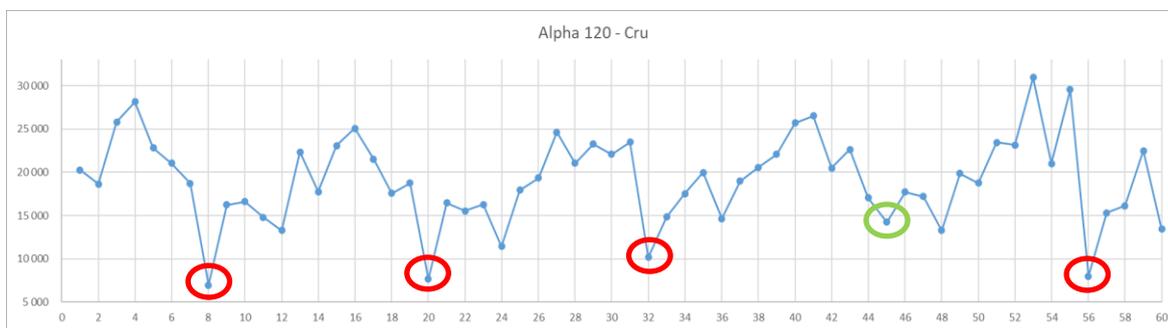


Figura 4.8. Comportamento da série do artigo Alpha 120 na tonalidade de cru (final)

Através da análise do gráfico da Figura 4.8, pode-se concluir que a série, à exceção do ano de 2018, apresenta uma sazonalidade com um comprimento de 12 meses.

Os índices obtidos, através do modelo da decomposição clássica, podem ser consultados na Tabela 4.16 e, confirmam, mais uma vez, que a série é sazonal, apresentando, mínimos de vendas no mês de agosto. Verifica-se ainda, tal como na série anterior, que a quantidade de quilos vendidos deste artigo é mais elevada no primeiro semestre do ano. Para além disso, verifica-se ainda que o mês de dezembro apresenta o segundo mínimo de vendas e que no mês de maio se obtém o maior pico de vendas deste artigo.

Tabela 4.16. Coeficientes de sazonalidade do artigo Alpha 120 na tonalidade de cru

Mês	Coeficientes de sazonalidade
Janeiro	1,05
Fevereiro	1,00
Março	1,23
Abril	1,25
Maio	1,33
Junho	1,06
Julho	1,11
Agosto	0,55
Setembro	0,83
Outubro	0,90
Novembro	0,91
Dezembro	0,70

Por fim, ao se isolar a componente da tendência desta série, tal como nas séries apresentadas anteriormente, a mesma relevou ser linear e pode ser aproximada pela equação (4.5), concluindo assim, que esta série apresenta uma tendência crescente ao longo do tempo, mais precisamente de 55 unidades ao mês.

$$\text{Equação da tendência} = 55x + 17548 \quad (4.5)$$

Na Tabela 4.17, apresenta-se, para cada uma das séries de vendas abordadas anteriormente, o valor obtido para o EAM em cada um dos modelos de previsão da procura aplicados, sendo de seguida, discutido qual o modelo mais adequado.

Tabela 4.17. Erro absoluto médio obtido na aplicação dos modelos de previsão da procura

Erro Absoluto Médio [quilos]			
Modelo de previsão da procura implementado	Alpha 120 - Cores	Alpha 120 - Branco	Alpha 120 - Cru
Naïve	6 062	2 473	2 438
Naïve com fator da tendência	5 852	2 315	2 418
DC – modelo multiplicativo	4 215	1 754	1 796
HW - modelo multiplicativo	4 475	2 008	2 220

Para o artigo Alpha 120 nas diversas cores disponíveis em catálogo, verificou-se que ao se utilizar o modelo Naïve o erro obtido é maioritariamente negativo, ou seja, a procura observada foi na maior parte dos meses maior que a previsão realizada. No entanto, no ano de 2019, o erro obtido, à exceção do mês de dezembro, é sempre positivo. Posto isto, aquilo que se pode concluir é que existe uma inversão da tendência no último ano, onde, efetivamente, a mesma pode ser confirmada, através da visualização do gráfico da Figura 4.5.

O modelo Naïve tem como vantagem de ser o modelo mais simples que uma organização pode utilizar, no entanto, tem como desvantagem o facto de ignorar a tendência existente na série, o que faz com que este modelo apresente um erro muito elevado perante a sua utilização neste SKU, não sendo, por isso, o mais indicado. Quando se aplicou o modelo Naïve considerando o fator da tendência da série, o erro melhorou ligeiramente pois, como já foi referido, a tendência nesta série não é estável, mas sim crescente. No entanto, o motivo para o qual este modelo não apresenta melhorias mais significativas é o facto de existir a inversão da tendência, já referida.

Pela aplicação dos modelos clássicos de previsão da procura e, tal como se pode observar na Tabela 4.17, o modelo multiplicativo da decomposição clássica é o modelo que apresenta um menor valor para o EAM, ou seja, o modelo que apresenta um melhor resultado. No entanto, na prática, é importante pesar a qualidade dos modelos com a facilidade da sua implementação. Neste momento, a Liconfe – Linhas Industriais, S.A. utiliza um modelo de previsão da procura muito simples logo, é necessário avaliar aquilo

que a mesma ganha ao se aumentar a complexidade do modelo de previsão da procura utilizado.

O modelo da decomposição clássica é um modelo difícil de implementar. Implica muitos cálculos e à medida que uma nova observação fica disponível na base de dados da organização, é necessário que se efetue novamente todos esses cálculos pois, este modelo tem em conta todos os dados existentes até então. Sendo assim, pode-se concluir que este modelo é um modelo muito complexo e trabalhoso onde, as organizações eventualmente não o quererão implementar. Já o modelo de Holt-Winters, face ao modelo da decomposição clássica, é um modelo mais simples e fácil de implementar. Isto porque, este modelo, para realizar as previsões da procura, apenas tem em conta os valores das observações mais recentes.

Apesar de ser o modelo da decomposição clássica, o modelo que apresenta melhores resultados para o artigo Alpha 120 nas diversas cores disponíveis em catálogo, considera-se mais adequado a utilização do modelo multiplicativo de Holt-Winters pois, requer menos tempo e recursos por parte da organização na sua aplicação ao longo do tempo e a diferença obtida no valor do erro entre este modelo e o modelo da decomposição clássica é mínima e, face à situação atual, a organização conseguirá obter uma redução de, aproximadamente, 26%.

Relativamente à série do artigo Alpha 120 na tonalidade de branco, ao se utilizar o modelo Naïve o erro obtido é também maioritariamente negativo e, tal como na série referida anteriormente, este modelo é o que apresenta o maior valor para o EAM entre todos os modelos aplicados. A série em questão possui uma tendência crescente ao longo do tempo, não sendo verificada nenhuma inversão da tendência. No entanto, mesmo aplicando o modelo Naïve considerando o fator da tendência da série, a melhoria obtida no valor do erro foi muito baixa.

Após a implementação do modelo multiplicativo da decomposição clássica e Holt-Winters, verificou-se que o modelo da decomposição clássica é o que apresenta uma melhor performance, ou seja, um menor EAM, fornecendo à Liconfe – Linhas Industriais, S.A., face à situação atual, uma redução no valor do erro obtido de, aproximadamente, 29%. Aqui, tal como na série anterior, caso se aplique o modelo de Holt-Winters, a organização alcança também melhorias na realização das suas previsões, mas apenas conseguirá obter,

face à situação atual, uma redução de, aproximadamente, 19%, o que se considera ser uma diferença significativa.

Para finalizar e, através da visualização do gráfico da Figura 4.7, a série do artigo Alpha 120 na tonalidade de cru, tal como na primeira série abordada, apresenta uma inversão da tendência. No ano de 2015, a série apresenta um comportamento de vendas com uma tendência decrescente, no entanto, até então tem apresentado uma tendência crescente. Isto, tal como referido, justifica o facto de se obter uma redução mínima ao se aplicar o modelo Naïve considerando o fator da tendência da série.

Após a implementação do modelo multiplicativo da decomposição clássica e Holt-Winters, verificou-se, mais uma vez, que o modelo da decomposição clássica apresenta o menor EAM obtido. Assim, e tendo em conta que a diferença obtida no erro entre estes dois modelos é bastante significativa, considera-se que o modelo mais adequado para este SKU é o modelo da decomposição clássica pois, irá proporcionar uma redução no valor do erro obtido de, aproximadamente, 26%, enquanto que, o modelo de Holt-Winters, apesar de ser um modelo mais simples, apenas proporcionará uma redução de, aproximadamente, 9%.

4.4.1.4. Comportamento da série de vendas do artigo Alpha 120 na tonalidade de preto

Através da análise do gráfico da Figura 4.9, pode-se concluir que a série de vendas do artigo Alpha 120 na tonalidade de preto, contrariamente às séries apresentadas anteriormente, não apresenta um comportamento sazonal ao longo do tempo. Para além disso, pode-se observar que o consumo deste artigo no segundo semestre é sempre mais elevado e, no último ano, para além de se verificar um aumento bastante significativo na quantidade de unidades vendidas, também se verifica que existiu uma grande variabilidade no consumo do mesmo.

Tabela 4.18. Quantidade de quilos vendidos ao longo dos últimos 5 anos na tonalidade de preto

Quantidade de quilos vendidos					
Mês/Ano	2015	2016	2017	2018	2019
Janeiro	11 482	11 058	13 907	14 477	16 322
Fevereiro	7 643	10 310	12 429	12 558	13 759

Março	12 582	13 288	14 601	16 180	15 670
Abril	10 174	12 636	10 952	15 212	16 641
Mai	12 425	14 496	16 871	18 312	22 075
Junho	14 365	11 349	18 523	19 225	15 274
Julho	19 222	18 848	22 719	19 597	31 101
Agosto	7 606	13 136	9 701	10 066	17 599
Setembro	14 742	18 412	20 142	20 957	36 946
Outubro	18 220	21 649	25 612	24 207	32 900
Novembro	17 661	20 238	19 288	18 967	24 125
Dezembro	14 924	11 855	14 377	16 178	15 676
Total	161 045	177 276	199 123	205 936	258 088

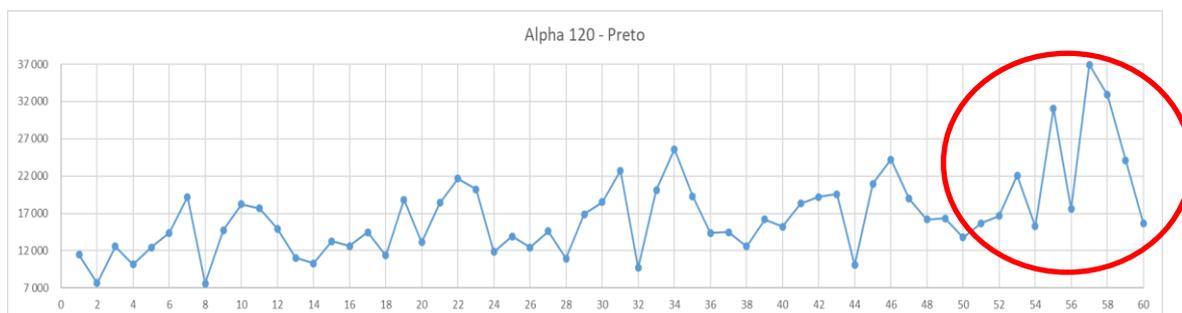


Figura 4.9. Comportamento da série do artigo Alpha 120 na tonalidade de preto

Ao se isolar a componente da tendência desta série, a mesma revelou ser linear e pode ser aproximada pela equação (4.6), concluindo assim, que a série apresenta uma tendência crescente ao longo do tempo, mais precisamente de 131 unidades ao mês.

$$\text{Equação da tendência} = 131x + 13177 \quad (4.6)$$

Posto isto e, tendo em conta o que foi referido no início deste subcapítulo, decidiu-se então aplicar nesta série o modelo de Naïve considerando o fator da tendência da

série, o modelo das médias móveis e o modelo de Holt, onde os valores obtidos para o EAM podem ser consultados na Tabela 4.19.

Tabela 4.19. Erro absoluto médio obtido na aplicação dos modelos de previsão da procura do artigo Alpha 120 na tonalidade de preto

Erro absoluto médio [quilos]	
Modelo de previsão da procura implementado	Alpha 120 - Preto
Naïve	2 970
Naïve com fator da tendência	2 543
Médias móveis (n=4)	4 430
Holt	4 250

Ao se aplicar o modelo Naïve, verificou-se que o erro obtido é maioritariamente negativo e aquando a implementação do modelo Naïve considerando o fator da tendência da série, obteve-se melhorias significativas no mesmo. No entanto, contrariamente ao que era esperado, o modelo das médias móveis e o modelo de Holt apresentam erros muito maiores face ao modelo que a Liconfe – Linhas Industriais, S.A. atualmente utiliza.

O modelo Naïve considerando o fator da tendência da série é o modelo que apresenta um menor EAM, permitindo que a organização obtenha uma redução no erro de, aproximadamente, 14%. É um modelo simples e fácil de implementar, sendo apenas necessário, face ao modelo atualmente utilizado, analisar o valor da tendência que a série apresenta.

Para finalizar este subcapítulo e dada a situação que o mundo atualmente enfrenta, devido ao surto do covid-19, é importante referir que a quantidade de quilos vendidos que se irá observar em certos períodos no tempo do ano de 2020, não deverá ser contabilizada para previsões futuras pois, como se sabe este surto afetou a boa continuidade da grande parte das organizações, quer na entrega de contentores de matéria prima quer na obtenção de vendas de produto acabado. Tudo isto é um acontecimento anormal, e a procura que se está a verificar não é a que se iria verificar caso o nosso país e outros não se encontrassem em tal situação.

4.5. Discussão de resultados dos modelos de previsão da procura

A Tabela 4.20, apresenta de uma forma mais sintetizada, o modelo de previsão da procura recomendado para cada um dos SKUs do artigo Alpha 120, bem como a redução obtida no EAM com a sua implementação face à situação atual da organização.

Finalizado este estudo, reparou-se que se obtiveram resultados interessantes e que necessitam de ser aqui discutidos.

Tabela 4.20. Quadro resumo – modelos de previsão da procura

Artigo Alpha 120				
Tonalidade	Cores	Branco	Cru	Preto
Modelo atualmente implementado	Modelo Naïve	Modelo Naïve	Modelo Naïve	Modelo Naïve
EAM obtido	6 062	2 473	2 438	2 970
Modelo recomendado	HW - multiplicativo	DC - multiplicativo	DC - multiplicativo	Naïve com fator de tendência
EAM obtido	4 475	1 745	1 796	2 543
Redução obtida no EAM	26%	29%	26%	14%

Primeiramente é importante referir que, de modo a que a Liconfe – Linhas Industriais, S.A. consiga alcançar melhorias em todo o processo de compras, é necessário estender o trabalho aqui apresentado para os SKUs das restantes famílias de produtos da organização. Quando o responsável pela realização das previsões de compras o fizer, é muito provável que obtenha como melhor solução a necessidade de utilizar vários modelos de previsão da procura distintos em função do artigo em análise.

Através dos dados apresentados no subcapítulo anterior, repara-se que em nenhum dos casos o modelo de previsão da procura atualmente implementado pela organização é o melhor, ou seja, a organização consegue sempre alcançar uma margem de melhoria nas previsões realizadas caso adote uma estratégia diferente da atual.

Através da visualização da Tabela 4.20, é possível observar que em 4 SKUs os modelos de previsão da procura que permitem alcançar os melhores resultados para a

realização das compras do artigo Alpha 120 são de 3 tipos distintos. Ou seja, para a organização obter os melhores resultados possíveis, é quase obrigada a implementar um modelo de previsão da procura diferente SKU a SKU, o que não é viável na prática em ambiente industrial. A Liconfe – Linhas Industriais, S.A. possui bastantes SKUs que necessitam de ser adquiridos para satisfazer os pedidos dos seus clientes e, por isso, procura a implementação de um processo mais simples e homogéneo para a realização das previsões das suas compras.

Um aspeto curioso nos resultados obtidos é o facto do modelo da decomposição clássica ser o modelo predominante nos SKUs analisados. Apesar do modelo recomendado para a série do artigo Alpha 120 nas diversas cores disponíveis em catálogo ser o modelo de Holt-Winters, em 3 dos 4 SKUs analisados, o modelo da decomposição clássica foi o que promoveu melhores resultados, ou seja, em todos os SKUs que apresentam sazonalidade na sua série de vendas, curiosamente o modelo da decomposição clássica foi o que proporcionou melhores resultados. Este resultado obtido contraria aquilo que era esperado e o que é conhecido da literatura. A título de exemplo, nos artigos de Makridakis et al., (2018) e Shih & Rajendran, (2019), dentro dos modelos de previsão da procura de séries temporais, o modelo da decomposição clássica não aparece entre os modelos com melhores resultados, ou seja, é consistentemente derrotado pelos modelos de amortecimento exponencial. O modelo da decomposição clássica é um modelo rígido e não consegue reagir bem a mudanças de tendência ou a mudanças de indicadores de sazonalidade, ao contrário do modelo de Holt e Holt-Winters que têm justamente essa vantagem, ou seja, são mais adaptativos.

Provavelmente, os resultados obtidos para as séries analisadas e para o período de tempo analisado, deve-se ao facto de o comportamento das séries ser muito constante ao longo do tempo, quer em termos de tendência quer em termos de sazonalidade, o que faz com que o modelo da decomposição clássica reaja bem e apresente bons resultados. No entanto, sabendo que existe muita instabilidade no mercado em que a organização em questão se insere, é natural que o comportamento da série de vendas destes SKUs venha a alterar e quando isso acontecer o modelo da decomposição clássica deixará de ser adequado.

A título de exemplo, observa-se que a série de vendas do artigo Alpha 120 nas diversas cores disponíveis em catálogo, ao longo dos primeiros 4 anos do período de tempo aqui utilizado, apresenta um comportamento homogéneo, existindo apenas uma mudança de tendência no último ano. Aquilo que pode estar a acontecer é que a mudança de tendência

ao não ser significativa, não tem um impacto muito elevado sobre os resultados obtidos no modelo da decomposição clássica e o modelo de Holt-Winters ainda não teve tempo suficiente para reagir a esta mudança. No entanto, caso esta mudança se mantiver no futuro, e a tendência continuar a ser decrescente, o modelo da decomposição clássica irá apresentar resultados piores e o modelo de Holt-Winters irá então destacar-se.

Outro resultado obtido, bastante curioso, foi na série de vendas do artigo Alpha 120 na tonalidade de preto. É estranho o modelo das médias móveis e o modelo de Holt apresentarem um resultado pior face ao modelo de Naïve com fator de tendência. Isto porque, o fator de tendência neste modelo não é atualizado ao longo do tempo, ao contrário do que acontece com os modelos referidos, onde esse fator é atualizado à medida que o comportamento da série se altera. Ou seja, quando existe mudanças de tendência nas séries, o modelo de Naïve com fator de tendência, não consegue corrigir isso e, tal como já foi referido, no ano de 2019, apesar de a série de vendas deste artigo continuar a possuir uma tendência crescente, a mesma apresentou um aumento no volume de vendas e na variabilidade da procura bastante acentuado.

Concluindo, tomar decisões com base num conjunto de dados fixo no tempo sem realizar uma análise crítica aos resultados obtidos pode ser errado e trazer consequências graves no futuro. Assim, e tendo em conta tudo o que foi referido anteriormente, acredita-se que no futuro o modelo de Holt e Holt-Winters atinjam resultados melhores face aos obtidos. Neste sentido, e para reduzir o número de modelos em utilização no processo de previsão de compras da Liconfe – Linhas Industriais, S.A., considera-se que o que será mais adequado realizar é numa primeira fase observar o comportamento da série de vendas de cada SKU, de seguida, verificar se existe sazonalidade e/ou tendência e, por fim, aplicar os modelos de Holt-Winters para as séries com sazonalidade e o modelo de Holt para as séries sem sazonalidade.

Obviamente que a organização ao seguir esta metodologia, para alguns SKUs não irá utilizar os modelos de previsão da procura que minimiza o erro para o conjunto de dados utilizados, mas acredita-se que esta opção trará várias vantagens como a existência de apenas uma abordagem para a realização das previsões de compras, o facto de a abordagem referida anteriormente permitir obter melhores resultados face à abordagem atual e a implementação de um método de previsão de compras simples e mais homogéneo.

Para finalizar este subcapítulo é importante referir que a análise aqui realizada diz respeito a um produto de classe A onde a sua procura é regular, no entanto, a Liconfe – Linhas Industriais, S.A. ao estender o estudo para os SKUs das restantes famílias, certamente irá encontrar SKUs que apresentem uma procura mais esporádica. Neste sentido, será então necessário analisar outros tipos de modelos de previsão da procura e a metodologia anteriormente aqui sugerida passa a não ser aplicável.

4.6. Definição de políticas de gestão de *stocks*

Tendo em conta a realidade que a Liconfe – Linhas Industriais, S.A. enfrenta no dia a dia, é importante que a mesma utilize modelos que permitem considerar explicitamente a aleatoriedade das variáveis que afetam o comportamento do sistema. Assim, os modelos que irão ser aplicados para os SKUs do artigo Alpha 120 serão modelos estocásticos de gestão de *stocks*. No entanto, existem dois tipos de modelos estocásticos de gestão de *stocks*, sendo necessário estudar e definir qual o que mais se adequa a cada SKU.

Consultando os dados das quantidades encomendadas ao longo do ano de 2019, pode-se concluir que o modelo de gestão de *stocks* atualmente utilizado para o artigo Alpha 120 na tonalidade de branco e preto é o modelo estocástico de revisão periódica pois, as quantidades encomendadas aos fornecedores não são fixas, ou seja variam ao longo do tempo, enquanto que, para a tonalidade de cru, quer em CT quer em CC, é o modelo estocástico de revisão contínua pois, as quantidades encomendadas aos fornecedores são sempre as mesmas e é necessário que haja um controlo contínuo do sistema para se determinar o momento no qual se deve efetuar uma determinada encomenda.

De acordo com o departamento da produção, sabe-se que as ruturas de *stock* de produto acabado existentes na Liconfe – Linhas Industriais, S.A. ocorrem principalmente devido à rutura de *stock* de produto semiacabado, dada a inadequada resposta e *lead time* de entrega das tinturarias e não devido à rutura de *stock* de matéria prima sem transformação. Esta só acontece devido a situações incontrolláveis, como a que o mundo está a passar de momento ou devido a atrasos dos contentores. Os atrasos dos contentores acontecem por razões que a organização não pode controlar e que apenas compete ao fornecedor, no entanto, consegue-se, apesar da sua dificuldade, contornar este problema e negociar dentro do mercado nacional.

O gráfico presente na Figura 4.10, representa a evolução da quantidade de *stock* de matéria prima sem transformação dos SKUs do artigo Alpha 120, ao longo do ano de 2019 e, confirma o que foi dito anteriormente pelo departamento da produção. Para o construir, foi necessário consultar o sistema da organização de modo a saber o *stock* de matéria prima sem transformação de cada SKU no dia 1 de janeiro de 2019. No sistema, a organização não distingue o tipo de cone do fio cru. Assim, para a construção do gráfico, assumiu-se que a quantidade existente no sistema de fio cru nas tinturarias correspondia a fio cru em CT e a quantidade existente no sistema de fio cru no armazém B2 correspondia a fio cru em CC. De seguida, ao saber a quantidade que chegou dos fornecedores, bem como as vendas obtidas ao longo do ano, foi possível obter a evolução da quantidade de *stock* de matéria prima sem transformação de cada SKU.

Analisando o gráfico, verificasse que a política de gestão de *stocks* atualmente implementada pela organização para o SKU na tonalidade de branco permite manter um *stock* minimamente constante ao longo do tempo, o que mostra que o sistema em causa funciona bem. Relativamente ao SKU na tonalidade de preto, este manteve também um *stock* minimamente constante ao longo do tempo, no entanto, verificou-se nos últimos 2 meses, a existência de rutura de *stock*. Por fim, para o SKU na tonalidade de cru em CC, o seu *stock* apresenta sempre valores negativos, ou seja, não está bem dimensionado e não é suficientemente elevado para evitar ruturas. No entanto, a organização recorrendo ao *stock* do SKU na tonalidade de cru em CT consegue sempre atender à procura dos seus clientes.

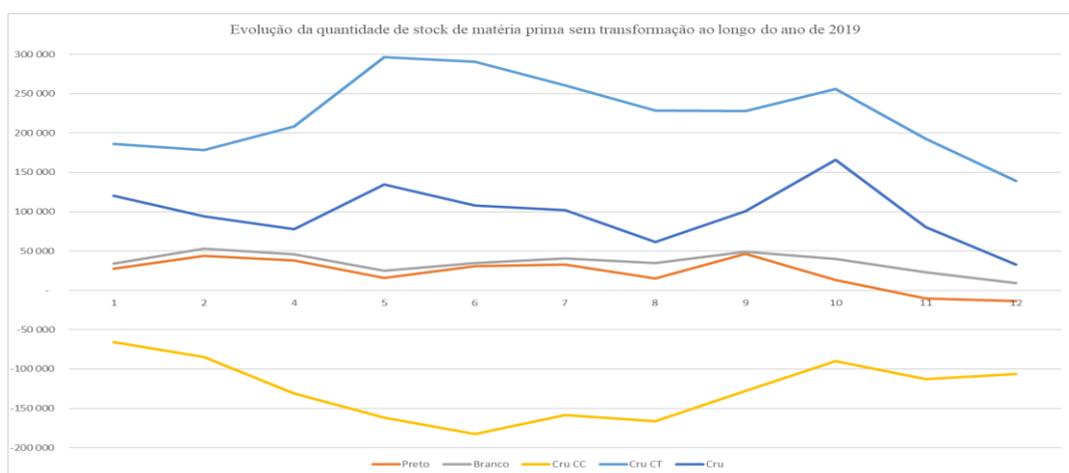


Figura 4.10. Gráfico da evolução da quantidade de *stock* de matéria prima sem transformação do artigo Alpha 120, ao longo do ano de 2019

É importante que exista para SKUs que apresentam um alto valor, um controlo muito apertado do sistema, levando a que os responsáveis pela gestão das compras tentem negociar, sempre que possível, descontos de quantidade, diversificar fornecedores e beneficiar de economias de escala.

Apesar do artigo Alpha 120 ser considerado um artigo da classe A, é necessário aqui também analisar a variabilidade da procura associada a cada SKU. A elevada variabilidade da procura é um fator de grande incerteza. SKUs que apresentam uma variabilidade mais reduzida requerem modelos de gestão de *stocks* mais simples e SS mais baixos, enquanto que, SKUs que apresentam uma variabilidade mais elevada requerem modelos mais sofisticados, com a necessidade de um controlo mais apertado e SS mais elevados.

Sabe-se que a organização tem tido uma evolução nas vendas nos últimos tempos, fazendo com que os valores dos custos de aprovisionamento, SS, quantidades a encomendar e pontos de encomenda se encontrem desatualizados, sendo por isso necessário atualizar os mesmos. Assim, de modo a tentar aferir qual seria o PE, o nível ótimo de SS e a QEE, procedeu-se à recolha dos seguintes dados.

Análise ao *lead time* de resposta dos fornecedores do artigo Alpha 120, no ano de 2019

Para definir a política de gestão de *stocks* numa organização, é necessário analisar o *lead time* de entrega das encomendas por parte dos fornecedores, uma vez que, esta variável terá influência no cálculo do PE a definir e na quantidade de SS a constituir.

Para realizar as compras do artigo Alpha 120, a Liconfe – Linhas Industriais, S.A., recorreu, no ano de 2019, a 6 fornecedores diferentes. Assim, tendo em conta que não se sabe a qual dos fornecedores a organização irá recorrer no futuro, através dos dados das encomendas realizadas, analisou-se que fornecedores se destinaram a cada um dos SKUs. De seguida, realizou-se uma média dos valores do *lead time* total, em meses, para satisfazer uma encomenda, bem como o seu respetivo desvio padrão.

Tabela 4.21. Análise aos dados do *lead time* de resposta dos fornecedores do artigo Alpha 120, no ano de 2019

Artigo Alpha 120				
Tonalidade	Cru CT	Branco	Cru	Preto
Fornecedor utilizado no ano de 2019	7,8,13	5,7,9,13	7,10	5,7,9,10,13
Quantidades encomendadas [quilos]	846 084	187 463	181 465	224 215
Quantidades médias encomendadas [quilos]	17 580	6 249	8 641	7 474
Preço unitário médio [€/kg]	3,32	3,6	3,03	3,79
<i>Lead time</i> total médio [meses]	5,40	4,73	4,40	4,56
Desvio padrão do <i>lead time</i> total médio [meses]	1,56	0,54	0,63	0,44

Pela Tabela 4.21, conclui-se que a quantidade média encomendada, no ano de 2019, do artigo Alpha 120 na tonalidade de cru em CT e preto é de, aproximadamente, 18 000 e 8 000 quilos, o que representa a capacidade máxima dos contentores dos fornecedores da organização, conseguindo-se assim, otimizar os custos de transporte. No entanto, apesar de se conseguir otimizar os custos de transporte através da utilização máxima dos contentores, é possível que a QEE obtida através dos modelos clássicos de gestão de *stocks* não corresponda à capacidade máxima dos mesmos.

Por fim, é importante referir que as quantidades que serão efetivamente encomendadas aos fornecedores no momento da realização do contrato com os fornecedores podem não corresponder ao valor de QEE obtido. Isto porque, a organização ao realizar uma encomenda maior pode beneficiar de descontos de quantidade, adquirindo assim, uma maior quantidade de matéria prima sem transformação a um preço mais baixo.

Análise estatística aos dados das vendas mensais do artigo Alpha 120, no ano de 2019

Na Liconfe – Linhas Industriais, S.A., a procura que se verifica ao longo do tempo é aleatória. Assim, de forma a verificar-se a aplicabilidade dos modelos clássicos de gestão de *stocks*, torna-se necessário numa primeira iteração, verificar, através de testes estatísticos, se as vendas do artigo Alpha 120 seguem uma distribuição normal, bem como os seus respetivos parâmetros associados. Assim, recorrendo ao programa *Minitab 19* e utilizando os dados mensais das vendas ao longo do ano de 2019, realizou-se o seguinte teste estatístico para cada um dos SKUs do artigo Alpha 120.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Hipótese } H_0: \text{ Os dados da amostra } X \text{ segue uma distribuição normal} \\ \text{Hipótese } H_1: \text{ Os dados da amostra } X \text{ não segue uma distribuição normal} \end{array} \right.$$

, onde X representa o artigo Alpha 120 na tonalidade de cores, branco, cru e preto.

O nível de serviço definido pela Liconfe – Linhas Industriais, S.A. para o artigo Alpha 120 é de 95%, daí a existência de *stocks* para todas as cores deste artigo em armazém. Após a inserção dos dados no programa *Minitab 19* e a realização do teste estatístico, obteve-se, tal como se pode observar na Figura 4.11, os valores para o *p-value* de 0,159, 0,215, 0,898 e 0,013 para o artigo Alpha 120 na tonalidade de cor, branco, cru e preto, respetivamente. Ou seja, à exceção da tonalidade de preto, aceita-se a hipótese nula pois, os valores de *p-value* obtidos são superiores ao nível de significância (0,05).

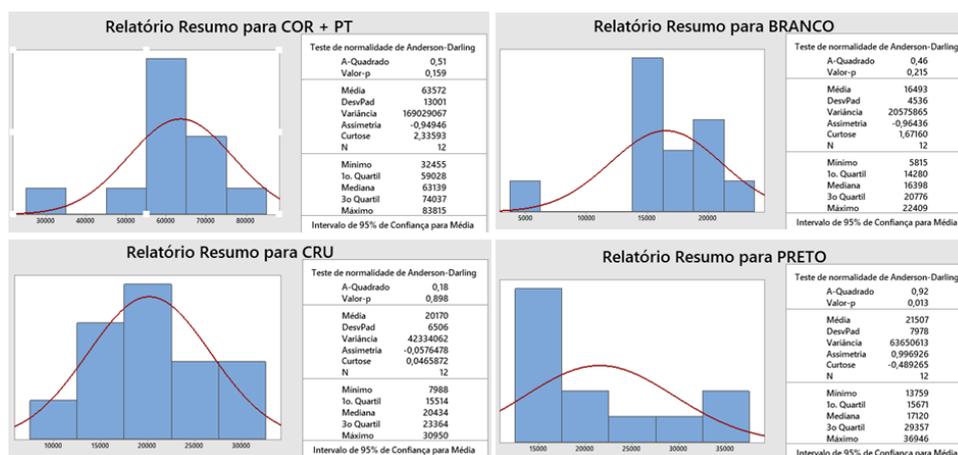


Figura 4.11. Valores obtidos para o *p-value* das amostras das vendas mensais do artigo Alpha 120, no ano de 2019

Na Figura 4.9, observa-se que no ano de 2019, para além de se verificar um aumento bastante significativo na quantidade de unidades vendidas do artigo Alpha 120 na tonalidade de preto, também se pode verificar que existiu uma grande variabilidade no consumo do mesmo, daí se rejeitar a hipótese nula para este SKU. Tendo em conta o comportamento anormal deste no ano de 2019, recorreu-se às amostras dos dados das vendas mensais deste SKU no ano de 2015, 2016, 2017 e 2018, obtendo-se os valores para o *p-value* de 0,801, 0,067, 0,896 e 0,927, respetivamente. Assim, considera-se que o SKU do artigo Alpha 120 na tonalidade preto, regra geral, segue uma distribuição normal, sendo que os parâmetros que se encontram na Tabela 4.22 são referentes às vendas mensais do ano de 2018.

Análise da média, desvio padrão da amostra e CV da procura do artigo Alpha 120, no ano de 2019

Através dos dados das vendas mensais no ano de 2019, obteve-se, para cada SKU do artigo Alpha 120 os seguintes valores para a média, desvio padrão da amostra e CV da procura.

Tabela 4.22. Média, desvio padrão da amostra e CV da procura dos SKUs do artigo Alpha 120

Artigo Alpha 120				
Tonalidade	Cores	Branco	Cru	Preto
Média	63 572	16 493	20 170	17 161
Desvio padrão da amostra	13 001	4 536	6 506	3 853
CV	0,20	0,28	0,32	0,22

Através da Tabela 4.22, conclui-se que as encomendas realizadas para o artigo Alpha 120 na tonalidade de branco e cru em CC irão necessitar de um controlo mais apertado por parte da organização pois, são estes SKUs que apresentam um maior valor no CV.

Sabe-se através dos dados apresentados na Tabela 4.10, que o SKU na tonalidade de cru em CT representa, aproximadamente, 41% das encomendas realizadas e, tal como já foi referido, este foi, no ano de 2019, a matéria prima base para o processo de tingimento de, aproximadamente, 49% das vendas do artigo Alpha 120. Para além disso, através dos dados obtidos para o desvio padrão do *lead time* total médio, apresentados na Tabela 4.21, este é o SKU que apresenta um maior valor, ou seja, o que tem uma maior variabilidade associada no *lead time* de entrega das encomendas por parte dos fornecedores. Ou seja, este SKU, apesar de apresentar um CV da procura menor, face aos restantes SKUs, necessita de possuir *stocks* muito controlados de forma a não ocorrer quebras no processo de tingimento. Assim, dada a importância deste artigo para a organização, aquilo que se considera mais adequado é a utilização de uma política de gestão de *stocks* de revisão contínua para ambos os SKUs deste artigo pois, é importante que se evite ao máximo ruturas de *stock* e isso apenas é possível, existindo um conhecimento contínuo do sistema.

Posto isto, de modo a conseguir calcular os parâmetros do PE, nível ótimo de SS e QEE, com o objetivo de tentar avaliar de uma forma mais eficaz aquilo que são os *stocks* da organização, resta apenas calcular os custos de aprovisionamento.

Quando se procedeu à recolha dos mesmos chegou-se à conclusão que não existe qualquer suporte na informação da organização que permitisse realizar uma estimativa minimamente credível e, como consequência, não foi possível aplicar os modelos clássicos de gestão de *stocks* para avaliar e determinar as quantidades e discutir os níveis de *stocks* da empresa. É natural que as organizações não consigam extrair certos custos do seu sistema com facilidade e aqueles que se consegue apenas serão aproximações dos mesmos, até porque alguns deles são partilhados com outras funções. No limite conseguia-se obter estimativas muito grosseiras dos custos que poderiam levar a valores insensatos.

Concluindo, apesar do ponto de partida adotado na elaboração desta dissertação ser aplicar os modelos clássicos de gestão de *stocks* para discutir os níveis de *stock* da organização, aquilo se apercebe no final deste trabalho é que não é possível aplicar os mesmos devido à falta de dados credíveis.

De acordo com todos os dados apresentados ao longo desta análise crítica, sabe-se que a Liconfe – Linhas Industriais, S.A. está perante um sistema altamente dependente dos fornecedores, com *lead times* de entrega das encomendas por parte dos mesmos extremamente longos e variáveis, que a procura dos SKUs do artigo Alpha 120, tal como foi demonstrado no subcapítulo anterior com os modelos de previsão, é uma procura sujeita a muita incerteza e que a série de vendas dos SKUs apresentam sazonalidade, picos de procura e tendências que se alteram ao longo do tempo. Assim, aquilo que se pode concluir é que as abordagens clássicas de gestão de *stocks* parecem ser desadequadas face ao contexto da Liconfe – Linhas Industriais, S.A. Para além disso, a organização está altamente restringida pela capacidade dos contentores, não havendo por isso, grande interesse em calcular a QEE.

Todas as alterações que ocorrem influenciam o cálculo do PE, SS e QEE, bastante importantes na realização das compras de matéria prima sem transformação, recorrendo aos modelos clássicos de gestão de *stocks*. A título de exemplo, o custo de aquisição de um determinado SKU é obtido através da multiplicação do preço unitário do mesmo pelas quantidades adquiridas. O preço unitário dos SKUs e, conseqüentemente, o seu custo de aquisição podem sofrer alterações significativas ao longo do tempo, quer devido à escolha do fornecedor utilizado, quer devido à obtenção de descontos de quantidade. Para além disso, a Liconfe – Linhas Industriais, S.A. encontra-se num mercado bastante volátil sendo que, dada a dinâmica da procura por parte dos clientes, existe uma grande possibilidade de os níveis de *stock* ficarem rapidamente obsoletos, sendo imprescindível,

face às evoluções das vendas e modas/tendências futuras, que se realize uma atualização bastante frequente de todos os parâmetros, o que não é prático a nível industrial.

4.7. Discussão de resultados

Através do trabalho apresentado ao longo desta dissertação existem duas conclusões principais que podem ser retiradas.

A primeira conclusão retirada é que é extremamente difícil realizar previsões para este sistema. Apesar de no subcapítulo 4.5 se apontar para o uso de modelos de Holt e Holt-Winters na realização das previsões de compras dos SKUs do artigo Alpha 120, vimos que estes modelos são ultrapassados por outros. Ou seja, não são os modelos ideais pois, caso se queira obter os melhores resultados possíveis, quase, inevitavelmente, cada SKU irá estar associado a um modelo de previsão diferente. Os modelos de Holt e Holt-Winters são então sugeridos, uma vez que, no futuro tendem a dar resultados melhores e são modelos que podem ser aplicados de uma forma simples a todos os produtos da Liconfe – Linhas Industriais, S.A. que possuem uma procura regular, tornando assim o processo de previsão de compras mais homogéneo.

A segunda conclusão é que aquando a tentativa de aplicar os modelos clássicos de gestão de *stock*, de modo a otimizar os níveis de *stock* de matéria prima sem transformação da organização, chegou-se, por assim dizer, a um “beco sem saída”. Mesmo que tivesse sido possível estimar os parâmetros necessários para a implementação dos modelos clássicos de gestão de *stock*, os valores que se iria obter seria um valor adequado apenas para os dados utilizados. Tal como se verificou o comportamento da procura é muito evolutivo, ou seja, há uma grande incerteza na procura e existe uma enorme variabilidade no *lead time* de entrega das encomendas por parte dos fornecedores e, por isso, acredita-se que os modelos clássicos de gestão de *stocks* não seja o mais indicado para a organização em questão. Não é benéfico aplicar modelos de gestão que tem por objetivo otimizar níveis de *stock*, quando essa otimização é realizada com um conjunto de dados que é extremamente variável ao longo do tempo. Ou seja, os valores dos parâmetros que se iriam obter hoje, não iriam ser os ideais daqui a uns meses, sendo necessário recalcular os mesmos frequentemente.

Concluindo, os modelos clássicos de gestão de *stocks* e previsão da procura, que são ferramentas muito importantes na área da engenharia, nem sempre funcionam devido às características da organização. O facto de se ter chegado a um “beco sem saída” já poderia ter sido expectável se se tiver em conta aquilo que tem sido a evolução do conhecimento nestas áreas. Sabe-se que os sistemas produtivos são cada vez mais complexos e que a evolução dos mercados leva justamente a que estes modelos clássicos para realizar o planeamento da produção e de *stocks* tenham algumas deficiências pois, os pressupostos utilizados por estes, como procuras constantes, mercados estáveis e a existência de poucos produtos nas organizações, já não corresponde à realidade atual do mercado, acabando estes por falhar por não serem capazes de responder à volatilidade crescente quer do lado da procura quer do lado do fornecimento. Posto isto, e olhando à distância, aquilo que eventualmente se poderia realizar na Liconfe – Linhas Industriais, S.A., seria justamente procurar implementar uma abordagem *Demand Driven Material Requirements Planning* (DDMRP).

O DDMRP é composto por métodos e paradigmas conhecidos e bem aceites no mundo industrial. É uma abordagem que precisa de muito menos informação para calcular os níveis de *stock*, não necessita do conhecimento de custos e é muito mais dinâmica, onde os níveis de *stock* se vão adaptar à variabilidade na procura. É um método de planeamento projetado para atender às necessidades do mercado moderno.

A abordagem DDMRP é uma abordagem onde no fundo a gestão de *stocks* é feita através de uma equação de fluxo. O reabastecimento não depende do *stock* físico, mas sim de um *stock* virtual que contempla o *stock* físico, a procura prevista para o próximo período e o material em trânsito por parte dos fornecedores e que ainda tem a capacidade de responder a picos de procura.

De acordo com o que foi descrito no subcapítulo 2.4, pode-se concluir que o espírito DDMRP já se encontra presente na Liconfe – Linhas Industriais, S.A. pois, a mesma já gere o seu planeamento de encomendas de acordo com uma equação de fluxo. Posto isto, existe a possibilidade de a organização aceitar mais facilmente a implementação desta abordagem, podendo esta, com algum trabalho de adaptação, proporcionar resultados muito interessantes numa organização com a tipologia da Liconfe – Linhas Industriais, S.A.

5. CONCLUSÃO E PROPOSTA DE TRABALHOS FUTUROS

Esta dissertação foca-se no processo de compras da Liconfe – Linhas Industriais, S.A. e tem como objetivo propor melhorias para o mesmo. Numa primeira fase, analisou-se o processo de compras atual, de modo a perceber como o mesmo funciona e assim identificar os principais problemas inerentes a ele. De seguida, passou-se à recolha de todos os dados das vendas da organização desde o ano de 2015. Para recolher esses mesmos dados foi necessário colmatar várias anomalias existentes na base de dados da organização, levando assim, à criação de uma folha de cálculo em *Excel* totalmente automatizada e que pode ser facilmente replicada nos próximos anos. Esta folha permite obter os dados das vendas de todos os artigos de uma forma mais precisa e economizar tempo, tempo esse que pode ser utilizado para a realização de outras tarefas.

Após o tratamento dos dados das vendas de todos os artigos e, devido à elevada variedade de artigos existentes, realizou-se uma análise ABC para perceber qual o artigo que possui um maior impacto na organização. No ano de 2019, o artigo Alpha 120, representou 69% das quantidades adquiridas aos fornecedores e 72% e 85% das vendas obtidas na unidade de Barcelos e Guimarães, respetivamente. Assim, tendo em conta o limite de tempo para a realização desta dissertação, este foi o artigo no qual a mesma se focou.

Atualmente, a Liconfe – Linhas Industriais, S.A. apenas recorre à análise ABC para classificar os seus produtos. Esta análise, tal como se verificou, apresenta várias limitações, limitações essas que influenciam uma boa tomada de decisões. Olhando para o contexto onde a organização se insere, são 2 as características na qual a classificação de SKUs se deve focar pois, os artigos não se diferenciam apenas pela quantidade de quilos vendidos, mas também pela variabilidade da sua procura. Assim, acredita-se que a implementação de uma análise multicritério, irá criar grupos de SKUs mais homogêneos, e consequentemente, obter vantagens e melhorias significativas para a organização. Para comprovar o que foi referido, e devido a todas as limitações para a realização deste trabalho, apenas se realizou uma pequena análise ao armazém de produto acabado da unidade de Barcelos, sendo que se propõe, futuramente, para além da implementação de uma análise

multicritério, que se analise a realidade dos 2 armazéns de produto acabado da organização, pois, parece haver lugar para ajustes e correções nos mesmos.

Acredita-se que a aplicação de uma análise multicritério irá permitir uma redução de custos, decidir que SKUs se deve eliminar do armazém e quais devem ter um controlo mais apertado, realizar uma gestão de *stocks* de produto acabado mais eficaz, uma melhor distribuição de todo o orçamento estipulado para a posse de *stocks* e uma “angariação” de espaço para armazenagem de novos SKUs, melhorando assim, toda a gestão da organização dos armazéns e serviço ao cliente.

Numa segunda fase do trabalho, procedeu-se ao estudo do atual processo de previsão de compras da organização. Atualmente, a organização recorre ao modelo Naïve para realizar a previsão da procura de todos os seus SKUs. Ao se analisar o comportamento das vendas dos SKUs do artigo Alpha 120, verificou-se que todos apresentam uma tendência crescente, sendo, por isso, o modelo Naïve desadequado. Posto isto, tendo em conta o comportamento das vendas de cada SKU, foram testados vários modelos de previsão da procura, determinando-se assim qual o modelo que melhor se adequa a cada um dos SKUs. Face a tudo aquilo que foi referido no capítulo anterior, aquilo que se propõe então à organização, para produtos que apresentem uma procura regular, é a implementação do modelo de Holt-Winters para SKUs com séries de vendas que apresentem sazonalidade e o modelo de Holt para SKUs com séries de vendas que não apresentem sazonalidade.

De modo a determinar qual o modelo de previsão da procura que deve ser implementado para os restantes objetos de compras da Liconfe – Linhas Industriais, S.A., e consequentemente, obter então melhorias em todo o processo de compras da organização é importante que se estenda o estudo aqui realizado.

Numa última fase, passou-se à reformulação das metodologias para o processamento das encomendas do referido artigo pois, dada a evolução que tem ocorrido nos últimos tempos, as mesmas se encontram desatualizadas. Ao tentar aplicar os modelos clássicos de gestão de *stocks*, nada se pode concluir. Assim, dadas todas as dificuldades encontradas, acredita-se que a melhor solução, face ao contexto em que a organização se encontra, é a implementação de uma abordagem DDMRP para a realização do planeamento das encomendas dos artigos importados pela organização. Uma vez que, se chegou a esta conclusão tarde demais, o teste de uma solução DDMRP na Liconfe – Linhas Industriais, S.A. fica como uma sugestão para trabalhos futuros.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Adya, M., & Collopy, F. (1998). How effective are neural networks at forecasting and prediction? A review and evaluation. *Journal of Forecasting*, 17(56), 481–495. [https://doi.org/10.1002/\(sici\)1099-131x\(1998090\)17:5/6<481::aid-for709>3.3.co;2-h](https://doi.org/10.1002/(sici)1099-131x(1998090)17:5/6<481::aid-for709>3.3.co;2-h)
- Axsäter, S. (2015). *Inventory Control*. https://doi.org/10.1007/978-3-540-32375-4_16
- Bacchetti, A., Plebani, F., Saccani, N., & Syntetos, A. A. (2013). Empirically-driven hierarchical classification of stock keeping units. *International Journal of Production Economics*, 143(2), 263–274. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2012.06.010>
- Ballou, R. H. (2004). *Business Logistics/Supply Chain Management* (5th Edition).
- Boylan, J. E., Syntetos, A. A., & Karakostas, G. C. (2008). Classification for forecasting and stock control: A case study. *Journal of the Operational Research Society*, 59(4), 473–481. <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2602312>
- Caridade, L. (2018). *Melhorias no desempenho da produção numa indústria de linhas de costura*.
- Carravilla, M. A. (1997). *Gestão de Stocks*.
- Cavalieri, S., Garetti, M., MacChi, M., & Pinto, R. (2008). A decision-making framework for managing maintenance spare parts. *Production Planning and Control*, 19(4), 379–396. <https://doi.org/10.1080/09537280802034471>
- Cerqueira, V., Torgo, L., & Soares, C. (2019). *Machine Learning vs Statistical Methods for Time Series Forecasting: Size Matters*. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1909.13316>
- Chen, R. J. C., Bloomfield, P., & Fu, J. S. (2003). An evaluation of alternative forecasting methods to recreation visitation. *Journal of Leisure Research*, 35(4), 441–454. <https://doi.org/10.1080/00222216.2003.11950005>
- Costa, J. P., Dias, J. M., & Godinho, P. (2010). *Logística. Coimbra: Imprensa da Universidade de Coimbra*.
- Engelmeyer, T. (2016). Managing intermittent demand. In *Managing Intermittent Demand*. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-14062-5>
- Heinecke, G., Syntetos, A. A., & Wang, W. (2013). Forecasting-based SKU classification.

- International Journal of Production Economics*, 143(2), 455–462.
<https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2011.11.020>
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). Forecasting: Principles and Practice. *Principles of Optimal Design*, 421–455. <https://doi.org/10.1017/9781316451038.010>
- Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2018). Statistical and Machine Learning forecasting methods: Concerns and ways forward. *PLoS ONE*, 13(3), 1–26. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0194889>
- Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & Hyndman, R. J. (1998). *Forecasting methods and applications, 3rd edition*. 656. Retrieved from https://books.google.com/books?id=f6bo6SfP_cC&pgis=1
- Millstein, M. A., Yang, L., & Li, H. (2014). Optimizing ABC inventory grouping decisions. *International Journal of Production Economics*, 148, 71–80. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2013.11.007>
- Ng, W. L. (2007). A simple classifier for multiple criteria ABC analysis. *European Journal of Operational Research*, 177(1), 344–353. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2005.11.018>
- P, P. M., & Simha, J. B. (2016). Techniques for Inventory Classification: A Review. *International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology*, Vol. 4(X), 508–518. Retrieved from www.ijraset.com
- Ramanathan, R. (2006). ABC inventory classification with multiple-criteria using weighted linear optimization. *Computers and Operations Research*, 33(3), 695–700. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2004.07.014>
- Schönsleben, P. (2004). Integral Logistics Management: Planning & Control of Comprehensive Supply Chains. In *St. Lucie Press*. <https://doi.org/10.1103/PhysRevD.80.013007>
- Seifert, R., & Markoff, R. (2018). Getting ABC Classification Right. *IMD Tomorrow's Challenges*.
- Shih, H., & Rajendran, S. (2019). Comparison of Time Series Methods and Machine Learning Algorithms for Forecasting Taiwan Blood Services Foundation's Blood Supply. *Journal of Healthcare Engineering*, 2019. <https://doi.org/10.1155/2019/6123745>
- Silver, E. A. (2008). Inventory management: An overview, Canadian publications, practical applications and suggestions for future research. *Infor*, 46(1 SPEC. ISS.),

- 15–28. <https://doi.org/10.3138/infor.46.1.15>
- Slack, N; Brandon-Jones, A; Johnston, R. (2013). *Operations Management* (7th Edition).
- Soylu, B., & Akyol, B. (2014). Multi-criteria inventory classification with reference items. *Computers and Industrial Engineering*, 69(1), 12–20.
<https://doi.org/10.1016/j.cie.2013.12.011>
- Syntetos, A. A., & Boylan, J. E. (2001). On the bias of intermittent demand estimates. *International Journal of Production Economics*, 71(1–3), 457–466.
[https://doi.org/10.1016/S0925-5273\(00\)00143-2](https://doi.org/10.1016/S0925-5273(00)00143-2)
- Syntetos, A. A., Boylan, J. E., & Croston, J. D. (2005). On the categorization of demand patterns. *Journal of the Operational Research Society*, 56(5), 495–503.
<https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2601841>
- Syntetos, Aris A., & Boylan, J. E. (2005). The accuracy of intermittent demand estimates. *International Journal of Forecasting*, 21(2), 303–314.
<https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2004.10.001>
- Teunter, R. H., Babai, M. Z., & Syntetos, A. A. (2010). ABC Classification: Service levels and inventory costs. *Production and Operations Management*.
<https://doi.org/10.1111/j.1937-5956.2009.01098.x>
- van Kampen, T. J., Akkerman, R., & van Donk, D. P. (2012). SKU classification: A literature review and conceptual framework. *International Journal of Operations and Production Management*, 32(7), 850–876.
<https://doi.org/10.1108/01443571211250112>
- Van Kampen, T. J., & Van Donk, D. P. (2014). When is it time to revise your SKU classification: Setting and resetting the decoupling point in a dairy company. *Production Planning and Control*, 25(16), 1338–1350.
<https://doi.org/10.1080/09537287.2013.839063>
- Wisner, J. D., Tan, K.-C., & Leong, G. K. (2015). Principles of Supply Chain Management: A Balanced Approach. In *Transportation Journal* (Vol. 43). Retrieved from <http://www.amazon.de/dp/0324659911>
- Wuest, T., Weimer, D., Irgens, C., & Thoben, K. D. (2016). Machine learning in manufacturing: Advantages, challenges, and applications. *Production and Manufacturing Research*, 4(1), 23–45.
<https://doi.org/10.1080/21693277.2016.1192517>

ANEXO A

Artigo		Espessura	Finalidade	Características
100% poliéster	 Alpha	180 120 80 50 20	Blusas, vestidos, sweaters, jeans; Roupa íntima; Roupas de criança.	<ul style="list-style-type: none"> Alta tenacidade; Construção uniforme e resistente; Confiável em costura de alta velocidade.
100% algodão	 Delta	60 50 40 35 30 20 12	Costura de peças para tingir.	<ul style="list-style-type: none"> Fio produzido a partir de algodão de alta qualidade; Costura de roupas sem tratamento para tingir.
100% lyocell	 Gamma	35 30 20 12	Roupa casual; Roupas de criança	<ul style="list-style-type: none"> Fio torcido; Ótimo desempenho de giro; ideal para minimizar falhas de costura.
100% poliéster texturizado	 Omega	300 150	Roupa de desporto; Roupa de banho; Roupa íntima.	<ul style="list-style-type: none"> Linha de costura poliéster texturizada de alta elasticidade.
100% poliéster texturizado torcido	 Micron	300 150	Roupa íntima; Roupa de banho; Malhas; Roupa de bebé.	<ul style="list-style-type: none"> Fio de poliéster de texturas de filamentos torcido contínuo; Toque suave proporcionando macies e conforto em costuras "próximas à pele".
100% poliéster-poliéster	 Sigma	150 120 100 75 50 36 25	Blusas e camisas; Lingerie; Fardas.	<ul style="list-style-type: none"> Fibra composta por filamentos contínuos de poliéster, revestidos a poliéster; Máxima tenacidade; Alta resistência à tração.
Poliéster- algodão	 Kappa	120 75 60 50 36 25	Artigos têxteis lar.	<ul style="list-style-type: none"> Fio de núcleo fiado de alta qualidade; Excelente resistência e durabilidade; Excelente desempenho de costura.
Poliéster alta tenacidade	 Zeta	180 120 100 80 60 40 20 10	Filtros industriais; Cintos de segurança; Air bags; Calçado de couro; Artigos de desporto.	<ul style="list-style-type: none"> Fio poliéster lubrificado de filamento contínuo de alta tenacidade pré-estabilizado; Boa resistência à abrasão.
Nylon alta tenacidade	 Hepta	180 120 100 80 60 40 20 10	Artigos de couro; Artigos de desporto; Interiores de automóveis; Calçado de proteção.	<ul style="list-style-type: none"> Fio de nylon lubrificado de filamento contínuo pré estabilizado; Excelente resistência à abrasão; Acabamento macio que reduz os efeitos do calor e abrasão da agulha.
Monofilamento de nylon	 Beta	150 80	Bainha e costura na cinta, com ponto invisível; Cozer etiquetas.	<ul style="list-style-type: none"> Fio de poliamida com características de força e diâmetro estreito; Aplicação numa vasta gama.

Figura 0.1. Características das 10 famílias de produtos da Liconfe – Linhas Industriais, S.A. (fonte: (Caridade, 2018))

APÊNDICE A

Tabela 0.1. Conversão da designação dos artigos

Antiga designação dos artigos	Atual designação dos artigos
FP40	Alpha 120
FP80	Alpha 80
LP40	Alpha 120
LP75	Alpha 80
LP80	Alpha 80
LP90	Alpha 80
LA12	Delta 12
LA20	Delta 20
LA30	Delta 30
LA35	Delta 35
LA40	Delta 40
LA50	Delta 50
LA60	Delta 60
V080	Zeta 80
LP20	Alpha 20
FA40	Delta 40
FA23	Delta 20
FP20	Alpha 50
LP120	Alpha 120
LP150	Alpha 180
LP180	Alpha 180
LP200	Alpha 180
LPA25	Kappa 25
LPA36	Kappa 36
LPA50	Kappa 50
LPA75	Kappa 75
V0100	Zeta 100
V0403	Zeta 40
LPP75	Sigma 75
FPP36	Sigma 36
LPP120	Sigma 120
LPP150	Sigma 150
LPA120	Kappa 120
FPF300	U
FPF339	U339
FPA120	Kappa 120
FPT150	Mícron 150
LPT1671	Mícron 150
LPT1672	Mícron 300
TEX1671	Omega 150
TEX1672	Mícron 300
FPT1671	Omega 150
FPT1672	Omega 300
FPT1673	Omega 450
FPT1674	Omega 600

APÊNDICE B

Tabela 0.2. Quantidades adquiridas, em quilos, no ano de 2019 e respetivo investimento

Artigos	Quantidades encomendadas [quilos]	Preço médio [€/quilo]	Investimento [€]	% Individual	% Acumulada	Análise ABC
Alpha 120 cru CT	846 084	3,32	2 808 999	41%	41%	A
Alpha 120 preto	224 215	3,79	849 475	11%	51%	A
Alpha 120 branco	187 463	3,60	675 617	9%	60%	A
Alpha 120 cru CC	181 465	3,03	549 839	9%	69%	A
Delta 35 meio branco	55 763	7,03	392 123	3%	72%	A
Alpha 80 cru	52 142	2,90	151 385	3%	74%	A
Delta 60 meio branco	50 175	8,09	406 050	2%	77%	A
Delta 30 meio branco	49 458	7,35	363 405	2%	79%	A
Delta 20 meio branco	39 879	6,80	271 120	2%	81%	B
Alpha 180 cru	39 138	3,77	147 452	2%	83%	B
Zeta 80 cru	34 440	3,80	130 872	2%	85%	B
Delta 50 meio branco	27 192	8,21	223 238	1%	86%	B
Alpha 20 cru	23 544	2,83	66 708	1%	87%	B
Zeta 60 cru	23 253	3,62	84 177	1%	88%	B
Alpha 80 branco	22 464	2,84	63 798	1%	89%	B
Sigma 150 cru	20 688	7,19	148 816	1%	90%	B
Kappa 120 cru	20 082	7,69	154 364	1%	91%	B
Sigma 120 cru	17 903	6,13	109 653	1%	92%	B
Zeta 180 cru	16 920	9,38	158 625	1%	93%	B
Delta 40 meio branco	16 232	8,19	132 874	1%	94%	B
Kappa 75 cru	13 596	6,63	90 187	1%	94%	B
Sigma 75 cru	11 736	4,84	56 763	1%	95%	B
Mícron 300 cru	11 544	2,35	27 128	1%	95%	C
Sigma 50 cru	10 860	4,90	53 214	1%	96%	C
Mícron 80 cru	9 061	2,90	26 277	0%	96%	C
Mícron 160 cru	8 675	2,90	25 157	0%	97%	C
Zeta 120 cru	7 200	6,40	46 080	0%	97%	C
Zeta 110 cru	6 480	6,30	40 824	0%	97%	C
Zeta 100 cru	6 360	3,90	24 804	0%	98%	C
Alpha 180 preto	6 168	4,50	27 725	0%	98%	C
Zeta 10 cru	5 676	3,28	18 617	0%	98%	C
Zeta 20 cru	4 785	3,36	16 078	0%	99%	C
Zeta 180 branco	3 986	8,25	32 882	0%	99%	C
Mícron 300 branco	3 222	2,65	8 538	0%	99%	C
Mícron 150 branco	3 008	2,35	7 068	0%	99%	C
Zeta 80 Preto	3 000	4,20	12 600	0%	99%	C
Kappa 60 cru	2 880	6,10	17 568	0%	99%	C
Delta 12 meio branco	2 742	8,00	21 927	0%	99%	C
Sigma 36 cru	2 736	3,90	10 670	0%	100%	C
Zeta 20 preto	2 328	3,66	8 520	0%	100%	C
Zeta 180 preto	2 094	9,40	19 682	0%	100%	C
Kappa 100 cru	1 828	7,33	13 402	0%	100%	C
Kappa 36 cru	720	5,64	4 061	0%	100%	C
Zeta 30 cru	720	3,09	2 225	0%	100%	C
Delta 70/2	150	8,32	1 248	0%	100%	C
Total anual	2 080 052	-	8 501 838	100%	-	-

APÊNDICE C

Tabela 0.3. Quantidades vendidas, em quilos, na unidade de Barcelos, no ano de 2019 e respetiva análise ABC

Unidade de Barcelos				
Artigo	Quilos vendidos	% Individual	% Acumulada	Análise ABC
Alpha 120	939 834	72%	72%	A
Alpha 80	44 060	3%	75%	A
Delta 35	34 663	3%	78%	A
Zeta 80	33 509	3%	80%	B
Delta 30	31 255	2%	82%	B
Delta60	23 202	2%	84%	B
Alpha 180	21 658	2%	86%	B
Sigma 150	20 929	2%	88%	B
Zeta 180	16 243	1%	89%	B
Kappa 75	15 783	1%	90%	B
Zeta 60	13 393	1%	91%	B
Delta50	12 967	1%	92%	B
Delta 20	12 637	1%	93%	B
Sigma75	11 273	1%	94%	B
Alpha20	9 528	1%	95%	B
Zeta 20	8 675	1%	95%	C
Sigma 120	8 290	1%	96%	C
Delta 40	7 750	1%	96%	C
Sigma 50	6 659	1%	97%	C
Delta 12	5 910	0%	97%	C
Kappa 120	5 383	0%	98%	C
Zeta 40	5 141	0%	98%	C
Mícron 160	3 368	0%	98%	C
Mícron 150	3 233	0%	99%	C
Zeta 120	2 725	0%	99%	C
Zeta 100	2 698	0%	99%	C
Zeta 10	2 307	0%	99%	C
Mícron 80	2 240	0%	99%	C
Kappa 100	1 499	0%	100%	C
Gamma 20	1 144	0%	100%	C
Sigma 36	1 123	0%	100%	C
Gamma 35	1 117	0%	100%	C
Sigma 25	982	0%	100%	C
Mícron 450	442	0%	100%	C
Gamma 30	341	0%	100%	C
Kappa 50	335	0%	100%	C
Kappa 25	309	0%	100%	C
Kappa 60	210	0%	100%	C
Alpha 50	97	0%	100%	C
Mícron 300	96	0%	100%	C
Sigma 100	85	0%	100%	C
Kappa 36	38	0%	100%	C
Mícron 600	16	0%	100%	C
Alpha 10	9	0%	100%	C
Total	1 313 153	100%	-	-

APÊNDICE D

Tabela 0.4. Quantidades vendidas, em quilos, na unidade de Guimarães, no ano de 2019 e respetiva análise ABC

Unidade de Guimarães				
Artigo	Quilos vendidos	% Individual	% Acumulada	Análise ABC
Alpha 120	621 783	85%	85%	A
Alpha 80	25 595	3%	88%	B
Kappa 120	14 982	2%	90%	B
Delta 50	14 608	2%	92%	B
Alpha 180	9 384	1%	93%	B
Sigma 120	9 282	1%	95%	B
Mícron 300	7 889	1%	96%	C
Alpha 20	6 673	1%	97%	C
Delta 60	5 336	1%	97%	C
Delta 40	4 095	1%	98%	C
Zeta 80	2 245	0%	98%	C
Kappa 75	2 183	0%	98%	C
Zeta 180	1 878	0%	99%	C
Delta 20	1 174	0%	99%	C
Mícron 150	978	0%	99%	C
Zeta 120	931	0%	99%	C
Zeta 60	927	0%	99%	C
Sigma 75	879	0%	99%	C
Zeta 10	848	0%	99%	C
Kappa 36	690	0%	100%	C
Delta 35	595	0%	100%	C
Gamma 30	558	0%	100%	C
Zeta 40	485	0%	100%	C
Delta 30	466	0%	100%	C
Zeta 20	248	0%	100%	C
Sigma 150	234	0%	100%	C
Alpha 10	186	0%	100%	C
Zeta 100	120	0%	100%	C
Delta 12	72	0%	100%	C
Gamma 60	60	0%	100%	C
Alpha 50	37	0%	100%	C
Sigma 25	17	0%	100%	C
Delta 120	2	0%	100%	C
Total	735 438	100%	-	-

APÊNDICE E

Tabela 0.5. Quantidades vendidas, em quilos, na Liconfe – Linhas Industriais, S.A., no ano de 2019 e respetiva análise ABC

Liconfe - Linhas Industriais S.A.				
Artigo	Quilos vendidos	% Individual	% Acumulada	Análise ABC
Alpha 120	1 561 617	76%	76%	A
Alpha 80	69 655	3%	80%	A
Zeta 80	35 754	2%	81%	B
Delta 35	35 258	2%	83%	B
Delta 30	31 721	2%	85%	B
Alpha 180	31 042	2%	86%	B
Delta 60	28 539	1%	88%	B
Delta 50	27 575	1%	89%	B
Sigma 150	21 163	1%	90%	B
Kappa 120	20 364	1%	91%	B
Zeta 180	18 120	1%	92%	B
Kappa 75	17 966	1%	93%	B
Sigma 120	17 572	1%	94%	B
Alpha 20	16 201	1%	94%	B
Zeta 60	14 320	1%	95%	C
Delta 20	13 811	1%	96%	C
Sigma 75	12 152	1%	96%	C
Delta 40	11 844	1%	97%	C
Zeta 20	8 923	0%	97%	C
Mícron 300	7 985	0%	98%	C
Sigma 50	6 659	0%	98%	C
Delta 12	5 981	0%	98%	C
Zeta 40	5 626	0%	99%	C
Mícron 150	4 212	0%	99%	C
Zeta 120	3 656	0%	99%	C
Mícron 160	3 368	0%	99%	C
Zeta 10	3 155	0%	99%	C
Zeta 100	2 817	0%	99%	C
Mícron 80	2 240	0%	100%	C
Kappa 100	1 499	0%	100%	C
Gamma 20	1 144	0%	100%	C
Sigma 36	1 123	0%	100%	C
Gamma 35	1 117	0%	100%	C
Sigma 25	998	0%	100%	C
Gamma 30	899	0%	100%	C
Kappa 36	728	0%	100%	C
Mícron 450	442	0%	100%	C
Kappa 50	335	0%	100%	C
Kappa 25	309	0%	100%	C
Kappa 60	210	0%	100%	C
Alpha 10	195	0%	100%	C
Alpha 50	135	0%	100%	C
Sigma 100	85	0%	100%	C
Gamma 60	60	0%	100%	C
Mícron 600	16	0%	100%	C
Delta 120	2	0%	100%	C
Total	2 048 591	100%	-	-

APÊNDICE F

Modelo de NAÏVE

$$P_{t,Y} = Z_{t,Y-1} \quad (0.1)$$

Modelo de Naïve considerando o fator de tendência da série

$$P_{t,Y} = Z_{t,Y-1} + \alpha \quad (0.2)$$

, onde α é um fator que tem em conta a tendência que a série apresenta.

Modelo das médias móveis

$$P_t = \frac{Z_{t-N} + \dots + Z_{t-1}}{N} \quad (0.3)$$

, onde N é o número de observações utilizado que produzirá um menor erro.

Modelo da decomposição clássica

$$\begin{aligned} & \text{Média móvel centrada para } N \text{ par } (M_t) \\ & \frac{Z_{t-\frac{N}{2}}}{2} + Z_{t-\frac{N}{2}+1} + \dots + Z_t + \dots + Z_{t+\frac{N}{2}-1} + \frac{Z_{t+\frac{N}{2}}}{2} \\ & = \frac{\hspace{10em}}{N} \end{aligned} \quad (0.4)$$

$$\begin{aligned} & \text{Média móvel centrada para } N \text{ ímpar } (M_t) \\ & \frac{Z_{t-\frac{N-1}{2}}}{2} + \dots + Z_{t-1} + Z_t + Z_{t+1} + \dots + \frac{Z_{t+\frac{N-1}{2}}}{2} \\ & = \frac{\hspace{10em}}{N} \end{aligned} \quad (0.5)$$

$$S_t = \frac{\text{soma de todos os valor de } r_t \text{ observados nos anos anteriores}}{n} \quad (0.6)$$

, sendo que n é o número de valores somados.

Tabela 0.6. Fórmulas para aplicação do modelo aditivo e multiplicativo da decomposição clássica

Modelo aditivo	Modelo multiplicativo
$r_t = Z_t - M_t$	$r_t = \frac{Z_t}{M_t}$
$T_t = \text{equação obtida através dos dados da média móvel}$	
$P_t = S_t + T_t$	$P_t = S_t \times T_t$

Modelo de Holt

$$n_t = \alpha \times Z_t + (1 - \alpha) \times (n_{t-1} + T_{t-1}) \quad (0.7)$$

$$T_t = \beta \times (n_t - n_{t-1}) + (1 - \beta) \times T_{t-1} \quad (0.8)$$

$$P_{t+k} = n_t + k \times T_t \quad (0.9)$$

Modelo de Holt-Winters

Tabela 0.7. Fórmulas para aplicação do modelo aditivo e multiplicativo de Holt-Winters

Modelo aditivo	Modelo multiplicativo
$n_t = \alpha \times (Z_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha) \times (n_{t-1} + T_{t-1})$	$n_t = \alpha \times \frac{Z_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha) \times (n_{t-1} + T_{t-1})$
$T_t = \beta \times (n_t - n_{t-1}) + (1 - \beta) \times T_{t-1}$	$T_t = \beta \times (n_t - n_{t-1}) + (1 - \beta) \times T_{t-1}$
$S_t = \gamma \times (Z_t - n_t) + (1 - \gamma) \times S_{t-s}$	$S_t = \gamma \times \frac{Z_t}{n_t} + (1 - \gamma) \times S_{t-s}$
$P_{t+k} = n_t + k \times T_t + S_{t-s+k}$	$P_{t+k} = (n_t + k \times T_t) \times S_{t-s+k}$

Nas fórmulas apresentadas anteriormente, s representa o valor sazonal da série.

Os valores de α , β e γ , tomam valores entre 0 e 1 e podem ser obtidos através da ferramenta solver em *Excel*, de modo a minimizar o erro.