

Redesenho de um Sistema de Reposição de *Stock* para uma Rede de Lojas de Retalho de Moda

Jerónimo Henrique Pimentel Rebelo de Souza Gama

Dissertação de Mestrado

Orientadora na FEUP: Prof^a Maria João Pires



Mestrado Integrado em Engenharia e Gestão Industrial

2020-06-29

Resumo

Todos os anos, a CODE, a principal unidade de negócio da SDV (Sociedade de Vestuário, SA) a operar a nível nacional, lança no mercado cerca de 800 artigos, nas suas 52 lojas. A indústria de *fast-fashion*, altamente competitiva, onde se incluem líderes com a Inditex e a H&M, caracteriza-se pela velocidade pela qual novos produtos são desenvolvidos, introduzidos em loja e escoados (Kelley, 2013). São estes fatores críticos de sucesso para uma empresa neste setor que a CODE procura acompanhar e melhorar continuamente.

Neste seguimento, a presente dissertação discute os mais recentes esforços da empresa no sentido de melhoria das decisões de reposição de artigos para a sua rede de lojas. O grande desafio prende-se com a volatilidade, imprevisibilidade da procura e o curto ciclo de vida dos produtos, que apresentam poucos dias de histórico de vendas e para os quais os modelos clássicos existentes não respondem com a eficácia e dinamismo exigido. Aumentar a quantidade enviada para cada loja previne situações de rutura, mas diminui a flexibilidade para satisfazer uma eventual procura futura. Por esta razão é necessário um sistema que esteja alinhado com uma filosofia *pull* e preveja as necessidades e especificidades de cada loja de forma a fazer uma reposição assertiva, o qual não existia na empresa.

O sistema desenvolvido para satisfazer as particularidades supramencionadas consistiu num sistema de revisão periódica, apoiado por um modelo de previsão de procura. Este modelo determina, numa primeira fase, a procura registada em cada loja ao nível do produto, com base no histórico de vendas e ruturas. De seguida, determina os dias de histórico necessários para atender ao curto ciclo de vida do produto e assim permitir minimizar o erro da previsão. Por fim, considera a variação das vendas ao longo da estação, através da incorporação de um fator de sazonalidade. A robustez do modelo é ainda aumentada com a utilização de um limitador de quantidade enviada e definição de um *stock* mínimo, que respondem aos desvios positivos e negativos, respectivamente, do modelo de previsão.

A avaliação do sistema proposto foi realizada através de uma simulação, que procura espelhar a implementação do sistema proposto e assim medir o impacto face ao atual sistema. Os resultados obtidos revelam que é possível reduzir simultaneamente os níveis de rutura, excesso de inventário e quantidade enviada para a loja, melhorando o atual sistema de reposição nas suas várias dimensões.

Abstract

Redesign of a Replenishment System of a Fashion Retail Store Network

CODE, the main business-unit of SDV (Sociedade de Vestuário, SA) operating in Portugal, launches, every year, around 800 articles in its 52 stores. The fast-fashion industry, highly competitive, comprised of market leaders such as Inditex and H&M, is characterized by the fast pace at which products are designed, displayed in store and depleted (Kelley, 2013). These are the critical success factors for a company established within this sector and that CODE strives to follow and continually improve.

Accordingly, the present dissertation discusses the most recent efforts of the corporation towards improving the replenishment decisions of items in its store network. The biggest challenge concerns the volatility, demand unpredictability and the short lifecycle of the articles, offering scarce days of sales historical data and for which the existing classic models do not ensure the expected effectiveness and dynamism. Increasing the quantity to be delivered to each store, on the one hand, prevents a stockout but, on the other hand, diminishes the flexibility to fulfill a possible future demand. For this reason, arises the need for a system that is aligned with a pull approach and forecasts the needs and particularities of each store to achieve an assertive replenishment, which did not exist previously in the company.

The system developed to fulfill the aforementioned specificities consisted of a periodic review system, leaned on a model of demand forecast. This model determines, at a first stage, the demand for each store on the product level, based on the sales and stockout historical data. Secondly, it determines the historical time frame needed to meet the short product life cycle and therefore mitigate the forecasting error. Finally, it considers the sales variation throughout the season, through the incorporation of a seasonality factor. The model robustness is further improved with the support of a limiter of the quantity to be delivered to the store and definition of a minimum stock, that answer both positive and negative deviations, respectively, in the forecasting model.

The evaluation of the proposed model was conducted through simulation, that strives to reflect the implementation of the proposed system and therefore measures its impact when comparing with the present system that is currently used. The results show that it is possible to reduce simultaneously the levels of stockout, overstock and quantity delivered to the store, and thus improving the present system in its several dimensions.

Agradecimentos

O término desta dissertação representa igualmente o culminar de uma jornada de 5 anos, de muitas vivências, empenho, desenvolvimento profissional e, sobretudo, pessoal. Tal foi apenas possível por estar rodeado pelas pessoas certas, a quem devo o devido reconhecimento.

Aos meus pais, pelos valores que me transmitiram e educação que me proporcionaram.

À minha irmã, pelo apoio incondicional, incentivo e uma grande dosagem de paciência.

Aos meus amigos de longa data, aos quais me prende uma forte e sincera amizade, por encherem esta jornada de alegria e momentos inesquecíveis.

Um agradecimento ao orientadora da FEUP, Professora Maria João Pires, pelo apoio prestado na base científica do projeto e ainda na elaboração da dissertação.

Agradeço igualmente ao orientador do projeto na SDV, Sérgio Marques, por todo o conhecimento e conselhos transmitidos, e a quem presto a minha admiração.

*"Sê paciente;
espera que a palavra amadureça
e se desprenda como um fruto ao passar
o vento que a mereça"*

Eugénio de Andrade

Conteúdo

1	Introdução	1
1.1	Enquadramento do projeto e motivação	1
1.2	Objetivos do projeto	4
1.3	Método seguido no projeto	4
1.4	Estrutura da dissertação	5
2	Revisão de literatura	6
2.1	Gestão de Inventário	6
2.1.1	Sistemas de Controlo de <i>Stock</i>	6
2.1.2	Classificação de <i>Stocks</i>	8
2.1.3	<i>Stock</i> de Exposição	9
2.2	<i>Fast-Fashion</i>	9
2.2.1	Comportamento dos Consumidores	11
2.2.2	Sistema de Reposição de <i>Stock</i> em <i>Fast-Fashion</i>	12
3	Descrição do Problema	15
3.1	Tipologia Loja	15
3.2	Tipologia Produto	17
3.2.1	Estrutura Mercadológica	17
3.2.2	Coleções	18
3.2.3	Atributos Distribuição	19
3.3	Fases da Distribuição dos Artigos para as Lojas	19
3.4	Fase de Reposição - Sistema Atual	20
3.4.1	Levantamento do Processo Atual	20
3.4.2	Análise do Sistema de Reposição de <i>Stock</i> Atual	22
4	Metodologia	25
4.1	Caracterização das Ruturas e Excesso	25
4.1.1	Definição de Ruturas e Excesso	25
4.1.2	Recolha de dados	25
4.1.3	Classificação dos Produtos e Lojas	26
4.1.4	Dados Obtidos	27
4.2	Sistema de Reposição de <i>Stock</i> Proposto	28
4.2.1	Identificação de Melhorias	28
4.2.2	Modelo de Previsão de Vendas	29
4.2.3	Modificações ao Modelo de Previsão	35
4.3	Validação do Sistema Desenvolvido e Análise dos Resultados	37
4.3.1	Amostra	37

4.3.2	Análise de Resultados	38
5	Conclusão e Perspetivas de Trabalho Futuro	42
A	Potencial de venda	46
B	Fator de sazonalidade	47
C	Stock Mínimo	49
D	Classificação dos Produtos	50
E	Subcategorias	51
F	Nível de Ruturas por Subcategoria	53

Acrónimos e Símbolos

ERP	<i>Enterprise Resource Planning</i>
GMROI	<i>Gross Margin Return on Investment</i>
KPI	<i>Key Performance Indicator</i>
MAPE	<i>Mean Absolute Percent Error</i>
MSE	<i>Mean Squared Error</i>
MPE	<i>Mean Percentage Error</i>
OI	<i>Outuno/Inverno</i>
SKU	<i>Stock Keeping Unit</i>
PV	<i>Primavera/Verão</i>
POS	<i>Point-of-Sale</i>
WIP	<i>Work-in-Progress</i>

Lista de Figuras

1.1	Peso das Unidades de Negócio da SDV	2
1.2	Principais atividades por função no departamento de Operações	3
2.1	Variação do nível de <i>stock</i> (S) pelo método de revisão periódica. Fonte: Rushton et al. (2006)	7
2.2	Variação do nível de <i>stock</i> (S) pelo método de revisão contínua. Fonte: Rushton et al. (2006)	8
2.3	Efeito das entradas tardias na indústria da moda. Adaptado de Christopher and Peck (1997)	10
2.4	Fashion-Pyramid. Adaptado de Caro and Martínez-De-Albéniz (2015)	11
2.5	Framework de avaliação da performance operacional de distribuição de uma cadeia <i>fast-fashion</i> . Adaptado de Caro and Gallien (2007)	14
3.1	Efeito da sazonalidade intra-anual nas lojas CODE em 2019	16
3.2	Comparação do efeito da sazonalidade intra-semanal em 2019 em duas lojas com um comportamento distinto: Vizela e Avenida da Boavista	17
3.3	Distribuição das Vendas em Valor por Divisão na CODE em 2019	17
3.4	Produtos-cor e SKUs associados a um produto da subcategoria <i>Pólo Malha Homem</i>	18
3.5	Nível de <i>stock</i> no momento t_1 e t_{1+LT}	23
3.6	Nível de <i>stock</i> no momento t_2	23
4.1	Classificação ABC dos produto em quantidade	26
4.2	Classificação ABC das lojas em valor	27
4.3	Distribuição das vendas no ano 2019 na subcategoria <i>Pólo Malha Homem</i>	36
4.4	Comparação do nível de ruturas no método atual e na simulação	39
4.5	Comparação da quantidade enviada no método atual e na simulação	39
4.6	Comparação do nível de <i>stock</i> médio diário no método atual e na simulação	40
4.7	Comparação do nível de sucesso para cada classe de loja e produto no sistema atual e simulação do sistema desenvolvido	41
B.1	Comparação da sazonalidade em cada Divisão e variação nas diferentes lojas	48
D.1	Peso de cada categoria de produto depois da introdução da classe TOP	50
E.1	Diferentes comportamentos de vendas por tamanhos de produtos da subcategoria <i>Camisa MC 3/4 Senhora</i>	51
E.2	Produto 203396	52
E.3	Produto 203324	52

F.1	Comparação do Nível de ruturas por subcategoria no método atual e na simulação	53
-----	--	----

Lista de Tabelas

2.1	Cenários possíveis para cada nível de desvio. Fonte: Iannone et al. (2013)	13
3.1	Estrutura Mercadológica da subcategoria Calças Sarja Homem	18
3.2	Composição de um lote da subcategoria <i>Camisola Malha Homem</i>	20
3.3	Composição hipotética de um lote	22
4.1	Matriz ABC do nível de ruturas em Outubro 2019	28
4.2	Matriz ABC <i>shipment success</i> em Outubro 2019	28
4.3	Classificação ABC dos produtos em função das Vendas Médias	36
A.1	Erros para cada método de potencial de venda e classes de produtos	46
B.1	Comparação de métodos e classe de produto para o fator de sazonalidade	47
C.1	Definição de <i>stock</i> mínimo por classe de produto, classe loja e tamanho central	49
D.1	Quantidade relativa de produtos e peso das vendas em cada categoria depois da introdução da classe TOP	50

Capítulo 1

Introdução

A presente dissertação foi elaborada em ambiente empresarial, no âmbito do Mestrado Integrado de Engenharia e Gestão Industrial, da Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto.

Neste capítulo é feita uma breve apresentação da empresa e do departamento no qual foi desenvolvido o projeto. Ao nível do departamento é exposto o projeto e a motivação para o mesmo.

Posteriormente, são expostos os objetivos propostos para a realização do projeto, e ainda o planeamento seguido durante as várias fases do projeto.

Por fim, é feita uma breve introdução aos temas abordados nos capítulos seguintes.

1.1 Enquadramento do projeto e motivação

A SDV foi fundada em 2003 por Joaquim Dias Cardoso, depois de vender a sua participação maioritária no grupo de moda Maconde. Desde então tem sido parceira do Grupo Jerónimo Martins para a área têxtil.

Em 2006, Joaquim Dias Cardoso foi sucedido por Carla Cardoso, filha do fundador da empresa, juntamente com uma equipa de gestão de confiança.

Com uma missão clara de tornar a moda acessível, a SDV aposta em vastas coleções de roupa e têxtil-lar aos melhores preços, para toda a família. *Know-how* e uma orientação ao cliente são os grandes pilares do grupo, procurando tornar-se um verdadeiro parceiro de negócio para todos os retalhistas que optam pela SDV e pela sua marca.

Com uma equipa internacional com mais de 400 colaboradores distribuídos por três empresas em Portugal, Polónia e China, a SDV controla todas as etapas do processo desde o *design*, *sourcing*, produto, logística e retalho.

Em 2020 foi aberta a loja *online* da SDV, estabelecendo um marco para a afirmação da SDV no mercado de retalho de moda em Portugal.

O presente projeto decorreu na sede do Grupo em Ermesinde, onde são centralizadas as decisões para as cadeias de lojas nacional e internacional. A unidade de negócio alvo durante o período de estágio foi a CODE, que se destaca pelo maior impacto no volume de vendas (Figura 1.1). A marca CODE, conta com 52 lojas em Portugal, 44 das quais em parceria com o Grupo Jerónimo Martins. A CODE é uma marca dedicada à mulher atual e à sua família. As coleções da marca incluem Senhora, Homem, Criança, Bebé e Têxtil-lar.

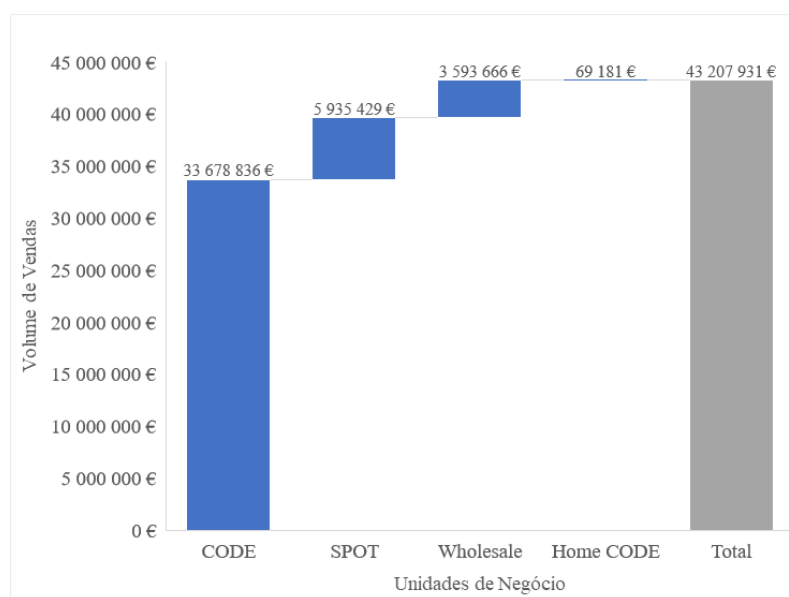


Figura 1.1: Peso das Unidades de Negócio da SDV

O projeto decorreu no departamento de Operações. No entanto, contou com o contributo de vários departamentos, como *Visual Merchandising* e Logística, já que desempenhavam um papel preponderante enquanto *stakeholders* do projeto. Em termos operacionais, o departamento de Operações agrega as seguintes funções:

- Planeamento tático e operacional – envolve a previsão e planeamento de vendas, compras e operações de movimentação de *stocks*, a médio prazo e a curto prazo;
- Suporte ao negócio – inclui o apoio interno às lojas e outros departamentos, e garante toda a parametrização operacional de *back-office* e *front-office*;
- Gestão de *stocks* – agrega a distribuição e reposição de *stocks*, bem como o controlo do inventário em todos os pontos de vendas e armazéns da SDV;
- Operações de loja e vendas – envolve a gestão dos recursos, atividades e objetivos de negócio associados a todas as lojas da rede.

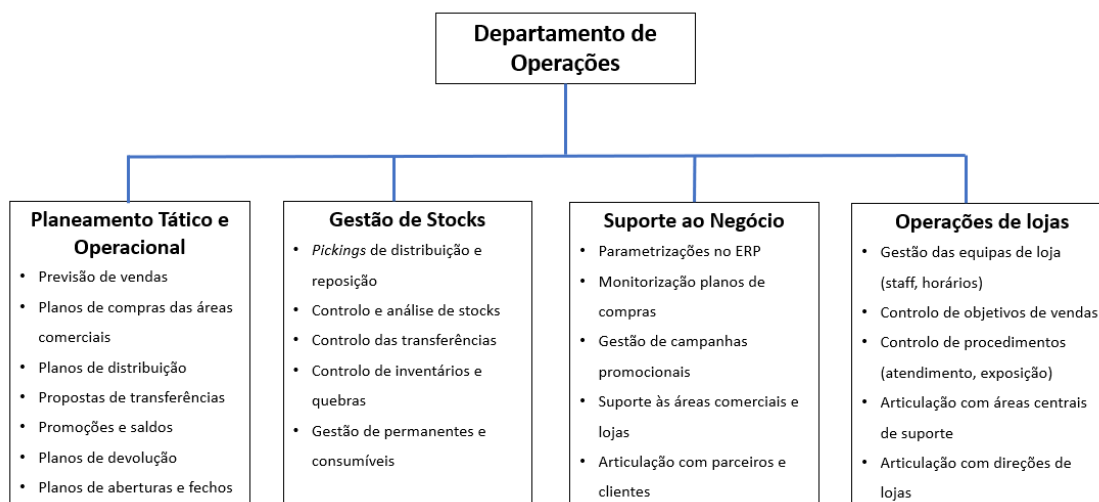


Figura 1.2: Principais atividades por função no departamento de Operações

A nível departamental, o foco do projeto foi na gestão de *stocks*, mais concretamente na reposição de *stocks* para as lojas.

A reposição de artigos para lojas induz grandes desafios na tomada de decisão a nível operacional.

Em primeiro lugar, por serem produtos com ciclos de vida curtos e cujo histórico de vendas se resume às semanas desde o seu lançamento, levantando grandes incertezas na previsão da sua procura.

Em segundo lugar, por os recursos serem limitados, com encomendas feitas uma única vez para a estação, e com uma antecedência de vários meses, para a grande parte dos artigos. Considerando uma janela temporal de uma estação, a satisfação de procura atual destes produtos poderá implicar uma incapacidade de atender procura futura. Um raciocínio análogo poderá ser feito para as lojas, a satisfação de procura numa loja poderá implicar uma incapacidade de atender a procura de outras lojas. Considere-se o caso em que a distribuição de inventário de um determinado produto para as lojas é feito pela sua totalidade. Neste cenário, o produto esgotaria em todas as lojas que igualem ou excedam a estimativa de procura, e permanecerão unidades por vender nas restantes lojas. Isto significa que a CODE ficaria ao mesmo tempo com procura por satisfazer e unidades por vender. Por outro lado, uma estratégia oposta, poderia significar vendas perdidas por falhar uma forte procura do produto. Desta forma, uma eficiente distribuição resulta num balanço entre ter inventário suficiente em loja para atender à procura atual e manter suficiente inventário de reserva para assertivamente satisfazer procura futura.

Por fim, o facto da reposição de artigos ser feito ao lote, composto pelo conjunto de tamanhos associados a um artigo, introduz uma certa complexidade na análise e tomada de decisão, visto potenciar ambos os casos em que ocorrem *stockouts* e excessos.

Assim, a melhoria deste processo, procuraria minimizar no seio da empresa o custo de vendas perdidas e excesso de inventário.

1.2 Objetivos do projeto

Os principais objetivos do projeto passam pela caracterização do estado atual das ruturas e excesso, o redesenho de um sistema de reposição de artigos para lojas, bem como o estudo do impacto da implementação deste novo sistema,

Para tal, será implementado um modelo de reposição com base em vendas, que se distingue do atual modelo por quantidade. Outra mudança estrutural prende-se com a passagem da reposição ao nível do lote para reposição à peça.

Com este novo sistema é esperado uma distribuição mais eficiente dos novos artigos, diminuindo tanto os níveis de *stockouts* e excessos.

1.3 Método seguido no projeto

Os projeto envolveu as seguintes principais fases:

- Integração na Sede – os primeiros dias consistiram na interação com os vários departamentos e equipas, com o intuito de perceber como é que a SDV está organizada e a sua atividade é exercida, o que permitiu ter uma visão holística do negócio;
- Integração no departamento de Operações – formação e acompanhamento dos principais processos internos do departamento, como logística, planeamento e gestão de *stocks*. Foram ainda feitas visitas ao entreposto logístico e lojas da rede Code;
- Formação em Sistemas – exploração do sistema de informação da empresa e base de dados de suporte ao negócio, que permitiram uma maior autonomia na realização do projeto numa fase mais avançada;
- Análise do processo de primeiro envio – esta fase do projeto coincidiu com a mudança de estação e lançamento de vários produtos em loja, o que levou a um acompanhamento mais pormenorizado deste processo e a uma análise dos seus pressupostos. Esta análise foi fundamental para adquirir e familiarizar com as variáveis e *trade-offs* na gestão de *stocks*;
- Levantamento do sistema de reposição de *stock* e *benchmarking* – foi feito um acompanhamento detalhado do processo e uma análise de *benchmarking* através de uma revisão da literatura disponível, de forma a conhecer o estado da arte no que toca ao reaprovisionamento de *stock* e a partir daí formular uma proposta de melhorias a implementar no atual sistema;

- Formulação e desenvolvimento do modelo – com base na análise de *benchmarking*, *insights* de membros do departamento sobre possíveis alterações foi desenvolvido um novo modelo, que se adaptasse às especificidades do negócio. Várias alterações foram feitas em conformidade com os resultados das análises feitas e *feedback* dos restantes intervenientes do projeto. Os *softwares* utilizados foram o *Microsoft Azure* para aceder e processar os dados da base de dados *SQL Server* e ainda o *Microsoft Excel*, para fazer as várias análise dos dados obtidos.
- Validação do modelo – foi realizada uma simulação da implementação do modelo desenvolvido e foi feito um estudo de impacto para avaliar os potenciais ganhos com a sua implementação.

1.4 Estrutura da dissertação

O presente relatório encontra-se dividido em quatro capítulos: revisão da literatura, descrição do problema, metodologia, conclusão e perspetivas de trabalho futuro.

No primeiro capítulo é feita uma contextualização teórica do projeto, nomeadamente ao nível dos conceitos explorados ao longo da dissertação, gestão de inventário e indústria de retalho de moda, e em particular, o modelo *fast-fashion*, que tem liderado a mudança de paradigma nesta indústria. É ainda apresentada as especificidades do processo de reposição de *stock*, bem como o estado da arte nesta temática.

No capítulo seguinte é explicado ao detalhe o atual sistema de reposição de *stock* utilizado na empresa e são identificados os principais *drivers* que influenciam o processo de tomada de decisão para este sistema.

No capítulo da metodologia é exposto o método desenvolvido ao longo do projeto, bem como o estudo do seu impacto.

Por fim, no último capítulo são apresentadas as principais ilações a retirar do projeto, nomeadamente ao nível das principais dificuldades encontradas, resultados alcançados e perspetivas de trabalho futuro, onde são identificadas potenciais melhorias a explorar para o modelo proposto.

Capítulo 2

Revisão de literatura

O presente capítulo subdivide-se em duas partes. Na primeira parte são abordados modelos de gestão de inventário e características do mercado de retalho de moda, que, direta ou indiretamente, ajudaram e serviram de suporte para o desenvolvimento do projeto.

Na segunda parte é feita uma apresentação detalhada do mercado *fast-fashion*, no qual a CODE se insere. Nesta mesma secção são ainda exibidos estudos e trabalhos de outros autores sobre reaprovisionamento de produtos numa rede de distribuição *fast-fashion*.

2.1 Gestão de Inventário

2.1.1 Sistemas de Controlo de *Stock*

A procura apresenta, frequentemente, comportamentos aleatórios, tanto no curto e longo prazo, que podem decorrer de fatores económicos, tecnológicos e estratégicos.

Dada esta variabilidade da procura e dificuldade de eficazmente prever o futuro, são utilizados modelos estocásticos para a gestão de *stock*, i.e. modelos que auxiliam o estudo e compreensão do comportamento da procura e assim aumentar a capacidade de resposta à imprevisibilidade da mesma, evitando situações indesejáveis de ruturas de *stock* (Gonçalves, 2000).

Nos modelos estocásticos de gestão de *stocks* destacam-se os seguintes dois modelos base:

- Modelo de revisão periódica;
- Modelo de revisão continua.

2.1.1.1 Modelo de Revisão Periódica

No modelo de revisão periódica, os pedidos de reposição são feitos em intervalos regulares (T) e pré-definidos, seja por negociação com o fornecedor ou decisão interna.

Sendo o período de reaprovisionamento constante, a quantidade a encomendar é variável e corresponde à diferença entre a *stock* existente no momento de revisão e o nível objetivo estipulado para o próximo período (P). Uma vez que o inventário não fica imediatamente disponível quando é feito o pedido, é tido em conta o tempo entre o pedido e a chegada do inventário – *lead time* (LT). A Figura 2.1 ilustra um exemplo de aplicação de revisão periódica de *stocks*, onde o nível de *stock* (S) é dado em função do tempo.

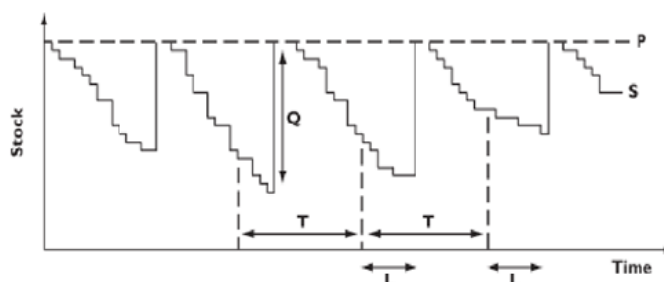


Figura 2.1: Variação do nível de *stock* (S) pelo método de revisão periódica. Fonte: Rushton et al. (2006)

As vantagens do modelo de revisão periódica prendem-se com a possibilidade de encomendar simultaneamente vários artigos ao mesmo fornecedor e assim definir um plano de aprovisionamento; distribuição uniforme das encomendas ao longo do ano, que permite reduzir os custos da encomenda e abre a possibilidade para receber descontos comerciais e reduzir encargos de transporte. Permite ainda ajustar às necessidades reais de consumo da empresa, pelas quantidades que variam em cada encomenda e dependem da previsão de consumo e da existência em armazém.

Umas das desvantagens prende-se com vulnerabilidade às variações de consumo e *lead time*, que pela ausência de controlo durante o período de revisão pode originar ruturas de *stock*.

2.1.1.2 Modelo de Revisão Contínua

O modelo de revisão contínua é similar à revisão periódica. A principal diferença é que ao invés de determinar a quantidade de reposição, o método define o nível ao qual o *stock* é repostado – ponto de encomenda (B). Assim, sempre que o nível de *stock* fica abaixo do ponto de encomenda, uma ordem de reposição é colocada.

Neste sistema, os pedidos não são feitos em intervalos de tempo regulares, sendo a data de encomenda variável: quando a procura aumenta, o ponto de encomenda é atingido mais cedo; quando a procura diminui, o ponto de encomenda é atingido mais tarde. A Figura 2.2 ilustra a situação descrita.

A vantagem deste modelo é o seu automatismo, pela sugestão de um pedido de encomenda para o fornecedor, quando o nível de *stock* atinge o ponto de encomenda. Em contrapartida, o modelo requer um sistema que permita pedidos que sejam feitos em intervalos não constantes, o que nem

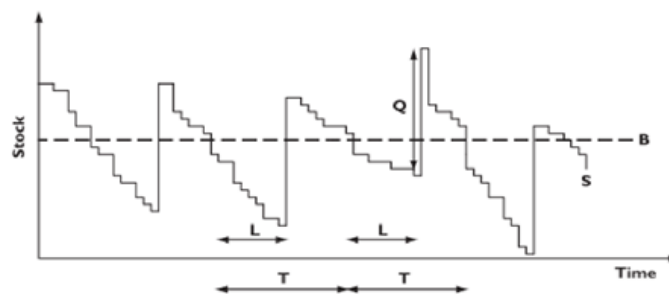


Figura 2.2: Variação do nível de *stock* (S) pelo método de revisão contínua. Fonte: Rushton et al. (2006)

sempre é possível. Este modelo não permite o fácil agrupamento de vários artigos na mesma encomenda, já que podem atingir pontos de encomenda em datas diferentes. Também é de difícil utilização quando surgem variações abruptas de consumo, o que exige a revisão constante do ponto de encomenda.

2.1.2 Classificação de *Stocks*

A elevado número de SKUs e movimentos de *stocks* torna complexa, em grandes parte das vezes, a gestão de *stocks*. De modo a ser possível concentrar a atenção de forma seletiva, torna-se fundamental possuir um mecanismo que distinga e classifique os artigos que representam uma maior importância no portfólio.

A análise ABC assenta na premissa de que nem todos os produtos têm o mesmo valor. Em função de um determinado critério, é possível colocar em evidência os elementos de uma população, aos quais se deve prestar uma maior atenção, por serem mais relevantes. Pode também ser visto como um método de classificação de inventário, pois tem-se revelado como uma ferramenta de gestão de grande valor na identificação dos produtos de *stock* com mais importância (Gonçalves, 2000).

A análise ABC permite portanto identificar e classificar diferentes categorias, que permitem uma gestão e controlo diferente dos produtos a elas pertencentes. A classificação é feita em três categorias, A, B e C, definidas por ordem decrescente de importância e são determinadas, a partir da sua contribuição para o valor de consumo anual, da seguinte forma:

- Produtos A – produtos que contribuem com uma maior percentagem para o consumo anual, e que, no entanto, representam uma pequena fração da quantidade de produtos existentes no portfólio. Normalmente, entre 15 e 25% dos produtos são responsáveis por 80% do volume de vendas, seguindo a regra de Pareto;
- Produtos B – classe intermédia, que representa tipicamente entre 20 e 25% dos produtos e aproximadamente 15% do volume de vendas;

- Produtos C – quantidade significativa de produtos com com reduzido impacto no volume de vendas. Normalmente, 50 e 65% dos produtos representam 5% do volume de vendas.

2.1.3 Stock de Exposição

No retalho verifica-se a uma diminuição na taxa de vendas quando o nível de inventário é menor do que um determinado nível (Caro and Gallien, 2007). Tal decorre do facto de ser reduzida a exposição do artigo e, por esta mesma razão, mais difícil de ser notado pelos consumidores. Este facto é conhecido como *Broken Assortment Effect* e é particularmente comum na indústria da moda, já que, quando o inventário é baixo, os restantes artigos são menos atrativos para os consumidores (Smith and Achabal, 1998). Assim, é importante incorporar este efeito para determinar o *stock* mínimo de exposição, de forma a garantir uma adequada apresentação do produto em loja.

No que toca aos retalhistas, é importante destacar a política de *Pull Back Display*, praticada pela Zara. Na Zara, ruturas em determinados tamanhos e cores chave, despoletam a retirada de exposição de todo o respetivo conjunto. Esta política deriva do trabalho de Zhang and Fitzsimons (1999), que analisa o custo de oportunidade de *shelf-space* e efeitos na experiência do consumidor quando um conjunto incompleto de tamanhos ou cores se encontra em exposição. Neste estudo é concluído que os consumidores ficam menos satisfeitos quando descobrem que o seu tamanho não está disponível em loja e que este efeito tem maior expressividade em certos tamanhos chave - tendencialmente tamanhos centrais (e.g. M). Tal acontece porque, em primeira instância, os clientes podem não perceber que um determinado produto foi produzido no tamanho extremo (e.g. XS), já que nem todos os produtos são oferecidos em tamanhos extremos, e por sua vez culpam-se pela sua fisionomia. No entanto, quando tamanhos centrais não estão em exposição os clientes tipicamente culpam a loja por uma ineficiente gestão de inventário. Esta perceção negativa por parte dos consumidores afeta a imagem da loja e poderá impactar visitas futuras.

2.2 Fast-Fashion

A *fast-fashion* é um modelo de negócio que surgiu como resposta a um mercado no qual as tendências mudam a ritmos cada vez mais acelerados e os consumidores exigem uma disponibilidade quase imediata dos artigos, a preços competitivos. Este modelo pode ser definido pela combinação de três elementos: *Quick-Response*; variações frequentes na gama de produto ao longo da estação; e produtos de moda, que captam as últimas tendências do mercado, a preços acessíveis à grande parte dos seus consumidores. Estes dois primeiros elementos, fundamentalmente operacionais, garantem a execução do modelo, enquanto que o último elemento representa a proposta de valor entregue (Caro and Martínez-De-Albéniz, 2015). Vários retalhistas como H&M, Gap, Inditex, Uniqlo têm liderado a mudança de paradigma neste mercado. No entanto, um estudo conduzido por Caro and Martínez-De-Albéniz (2015) demonstra que os grupos Inditex e H&M encontram-se a outro nível perante as restantes, quando analisadas em função da eficácia do *Quick-Response*. A eficácia do *Quick-Response* foi avaliada em duas métricas:

- *Gross Margin Return on Investment* (GMROI) – capacidade de gerar margem bruta e menores níveis de inventário, medido pela média dos últimos 5 anos;
- Produtos introduzidos semanalmente – capacidade de sortimento dinâmico ao longo da estação.

De uma perspetiva económica e de gestão, o *fast-fashion* surgiu como a realização do retalho *Lean*, com produção de artigos em menores quantidades e *time-to-market* mais reduzidos (Caro and Martínez-De-Albéniz, 2015). No modelo anterior ao *fast-fashion*, os retalhistas faziam apenas uma encomenda para fazer face à procura da estação inteira, resultando em níveis elevados de inventário e dificuldade em ajustar à procura dos consumidores, originando, ou em inventário excedentário, ou vendas perdidas.

Segundo Christopher and Peck (1997) também o facto de os retalhistas serem lentos a introduzir produtos num mercado apresenta um efeito duplamente penalizador. Inicialmente, por perderem a fase inicial do produto, no qual o produto gera mais vendas. Posteriormente, quando lançado no mercado, numa fase em que o produto já não é percecionado como novidade para os consumidores e então será escoado através de promoções. Esta situação é ilustrada na Figura 2.3.

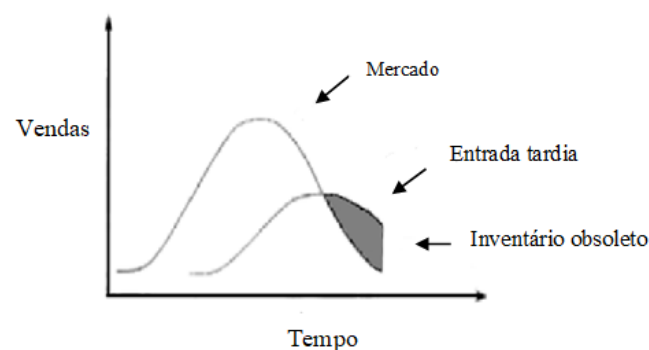


Figura 2.3: Efeito das entradas tardias na indústria da moda. Adaptado de Christopher and Peck (1997)

De forma geral, o *lead time* de cada produto depende do nível em que este se insere na *Fashion Pyramid*, introduzida por Abernathy (1999).

Na base desta pirâmide encontram-se os produtos básicos. Estes produtos têm carácter permanente, e são apresentados ao longo de várias estações, com pequenas variações de *design*. Tipicamente os produtos básicos são produzidos em grandes quantidades, já que o seu comportamento é mais previsível, por países em desenvolvimento e com *lead times* mais alongados.

O centro da pirâmide é composto pelos produtos básico-moda, produtos básicos que têm um componente de moda – e.g. um corte ou tecido não convencional – mas que são produzidos como os produtos básicos em maior volume. A linha que separa estas duas categorias é ténue, e como apresentam *lead times* semelhantes muitas vezes são catalogados numa única categoria. É de destacar

o peso deste tipo de produtos para os retalhistas de moda, já que, a título de exemplo, na H&M, representam sensivelmente 70% da gama de produtos (Caro and Martínez-De-Albéniz, 2015).

Na categoria de topo encontram-se os produtos puramente de moda. É nestes artigos que retalhistas *fast-fashion*, como a H&M e Zara, apresentam uma vantagem competitiva e utilizam a produção *quick-response* para estarem disponíveis nas lojas assim que possível. Para tal, é acelerada a fase de produção, recorrendo a fornecedores locais, e não a fornecedores em países em vias de desenvolvimento. Também a fase de design é reduzida através da padronização de processos e materiais. Desta forma, a Zara apresenta um *time-to-market* de apenas 6 semanas, se não ocorrem atrasados por problemas de fabrico ou por autorizações pendentes (Caro and Martínez-De-Albéniz, 2015).

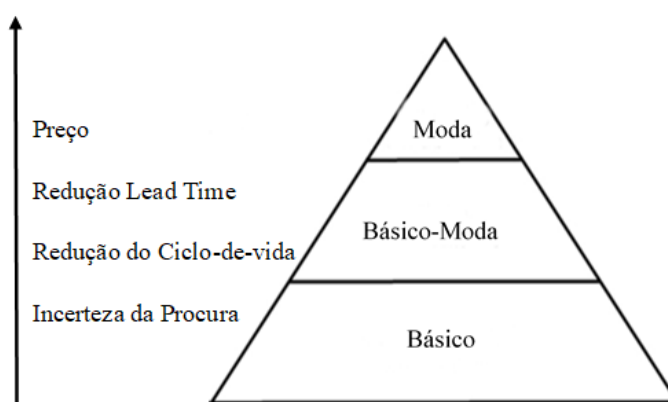


Figura 2.4: Fashion-Pyramid. Adaptado de Caro and Martínez-De-Albéniz (2015)

2.2.1 Comportamento dos Consumidores

Anteriormente, os produtos *high fashion* eram associados a custos elevados, pelo que a introdução do *fast-fashion* veio quebrar a estrutura da *Fashion Pyramid*, ao mudar a noção dos bens Veblen, produtos cuja procura aumenta com o aumento do seu preço, refletindo uma esperança de representarem estatuto social e económico (Cline, 2013).

Entender e caracterizar o comportamento dos consumidores *fast-fashion* torna-se, portanto, necessário para entender o fenómeno.

De acordo com Brooks (2015), as preferências do consumidor podem ser explicadas não só por cadeias de consumo verticais, como ainda por fatores horizontais, nomeadamente questões sociais e culturais, que ajudam a entender o fenómeno do *fast-fashion*. Para Miller (2013), muitos consumidores procuram prazer e que esse hedonismo é responsável pelas suas escolhas. Assim, muitos retalhistas focam-se em prazeres sensoriais para aumentar as suas receitas.

O desenvolvimento tecnológico também terá desempenhado um papel importante na mudança de comportamento dos consumidores e na lealdade para com os retalhistas. Atualmente, é possível aceder facilmente às últimas tendências e estilos, e muitos consumidores moldam as suas escolhas

pelo que os seus ídolos vestem ou pelo que assistem nas *passerelles* de moda (Barnes and Lea-Greenwood, 2006). Por esta mesma razão, o *fast-fashion* representa a aspiração social, através da identidade que os consumidores procuram transmitir.

É importante também perceber que os consumidores, especificamente na indústria *fast-fashion*, exibem uma necessidade imediata de obtenção de produtos. Como resultado, os retalhistas colocam esta pressão na sua cadeia de abastecimento e na respetiva capacidade de resposta rápida – *quick-response*. Outra consequência manifestada da oferta imediata é no preço e qualidade do produto. Na verdade, os produtos *fast-fashion* podem ser medidos pela quantidade de lavagens até à sua deterioração (Cline, 2013). A rapidez com que as tendências mudam tornam também estes produtos descartáveis, justificando assim o seu reduzido ciclo-de-vida. No entanto, esta cultura de consumismo e desperdício leva a que a responsabilidade social corporativa das empresas que atuam nos moldes de *fast-fashion* esteja constantemente sobre escrutínio (Siegle, 2011). Cline (2013) justifica o comportamento dos consumidores em comprar produtos de moda descartáveis em parte pelo fascínio pelos preços baixos a que conseguem os produtos. Desta forma, a lealdade dos consumidores é entregue às lojas que introduzem rapidamente as últimas tendências no mercado, aos preços mais baixos.

Cachon and Swinney (2009) também estudaram o efeito da *quick-response* nos consumidores estratégicos - aqueles que esperam pelos saldos para comprarem artigos a uma fração do preço de entrada. Reduzindo o *quick-response* a quantidade de ordens antecipadas para artigos moda, diminui a probabilidade de excesso de inventário no final de estação e, conseqüentemente, o incentivo dos compradores estratégicos em esperarem pelos saldos. Como resultado, o *quick-response* apresenta maior valor acrescentado na presença de consumidores estratégicos, ao contrário de consumidores míopes.

2.2.2 Sistema de Reposição de Stock em Fast-Fashion

Apesar de existir literatura variada no tópico de cadeias de abastecimento e otimização de reaprovisionamento em retalho, apenas alguns estudos focam a sua atenção no caso particular da indústria *fast-fashion* (Iannone et al., 2013). Como apresentado anteriormente, esta indústria coloca desafios adicionais, dos quais se destacam nesta temática em concreto: grande variedade de produtos, curto ciclo de vida dos produtos, elevada imprevisibilidade, sazonalidade na procura e influência do nível de *stock* disponível (Lanzilotto et al., 2014).

Iannone et al. (2013) apresentam um modelo de otimização das fases de *Merchandise*¹ e Reaprovisionamento. A segunda fase do modelo tem um maior interesse para o presente projeto, já que define as necessidades de curto prazo a enviar para cada *Point-of-Sale* (POS), a partir de um armazém logístico.

¹ A fase de *Merchandise* é definida como sendo o processo de previsão de vendas pré-estação, de médio-longo prazo, que tem como objetivo definir planos comerciais de compra e distribuição de artigos para as lojas para cada período.

Tabela 2.1: Cenários possíveis para cada nível de desvio. Fonte: Iannone et al. (2013)

	$\Delta_2 > 0$	$\Delta_2 < 0$
$\Delta_1 < 0$	$Q_C = Q_B \times (1 + \Delta_1)$	$Q_C = Q_B$
$\Delta_1 > 0$	$Q_C = Q_B$	$Q_B = Q_B \times (1 + \Delta_1)$

Esta fase tem como objetivo monitorizar as vendas efetivas e comparar como as estimativas de venda iniciais feitas para o período – desagregadas por lojas e código de produto - avaliando possíveis desvios positivos ou negativos resultantes do plano de *Merchandise*. Também apresenta a vantagem de a projetar necessidades futuras, em vez de apenas repor as quantidades vendidas.

Assim sendo, para definir o plano de Reaprovisionamento para cada POS e proceder à análise de desvios são necessários dois *inputs*:

- Percentagem de vendas – medido ao nível de cada categoria de produto. Este indicador permite fazer uma análise imediata das tendências de venda de cada loja;
- Previsão de vendas – medido com o mesmo nível de detalhe do *input* anterior. Para tal, responsáveis pelo departamento de Vendas e *Design* estudam tendências do mercado e a ocorrência de eventos particulares (campanhas de promoção, *fashion weeks*, etc.).

Com estes *inputs* são calculados os desvios entre as vendas atuais e a previsão de vendas para cada período (Δ_1) e entre as vendas de cada POS e as vendas médias da empresa (Δ_2).

$$\Delta_1 = \frac{Vendas_{reais} - Vendas_{Previstas}}{Vendas_{Previstas}} \times 100 \quad (2.1)$$

$$\Delta_2 = \%Empresa - \%POS \quad (2.2)$$

Desta forma, as quantidades retificadas a distribuir para cada POS (Q_C) são calculadas mediante ajustes proporcionais ao erro da quantidade definida no início de estação (Q_B), das quais se podem enquadrar em quatro cenários possíveis.

Adicionalmente, é definido um máximo de artigos que um POS poderá receber, mediante a sua dimensão, de forma a evitar ultrapassar a capacidade de armazenamento.

Com este modelo é possível reduzir custos de logística e inventário excedentário no final da estação, através de um sistema de reaprovisionamento que aumenta a probabilidade de venda em cada POS.

Caro and Gallien (2007) desenvolveram uma *framework* que permite medir ao longo do tempo a performance operacional do processo de distribuição de inventário. Esta *framework* pretende captar a essência do clássico modelo de *newsvendor*, avaliando a capacidade do sistema em não enviar *stock* nem em excesso ou defeito, face à procura real. No entanto, ao contrário do modelo

de *newsvendor*, as métricas estabelecidas permitem analisar a distribuição de um vasto número de artigos, numa cadeia com vários pontos de venda.

Para avaliar qualquer excesso de *stock* na cadeia de lojas foi estabelecido o rácio *shipment success*. Esta métrica representa a fração de todas as unidades enviadas de um determinado artigo, desde o início da estação, que já foram vendidas.

Para medir o défice de *stock* enviado foi definido o rácio *demand cover*, que pode ser interpretado pela porção da procura que foi possível converter em vendas, ao longo de uma semana, através da exposição de artigos em loja. Devido a eventos de rutura, a procura é muitas das vezes subestimada, tendo sido estabelecido o seguinte método para a sua estimação:

If $Vendas_{rsj}^w$ and $DND_{rsj}^w < 7$ **then**

$$Procura_{rsj}^w = Vendas_{rsj}^w \times \frac{7}{7 - DND_{rsj}^w}$$

else

$Procura_{rsj}^w$ = procura mais recente

end

, onde DND_{rsj}^w e $Vendas_{rsj}^w$ são os dias da última semana w em que um artigo r , no tamanho s e na loja j esteve em ruturas, e respetivas vendas.

A Figura 2.5 ilustra a *framework* desenvolvida com base nas duas métricas mencionadas.

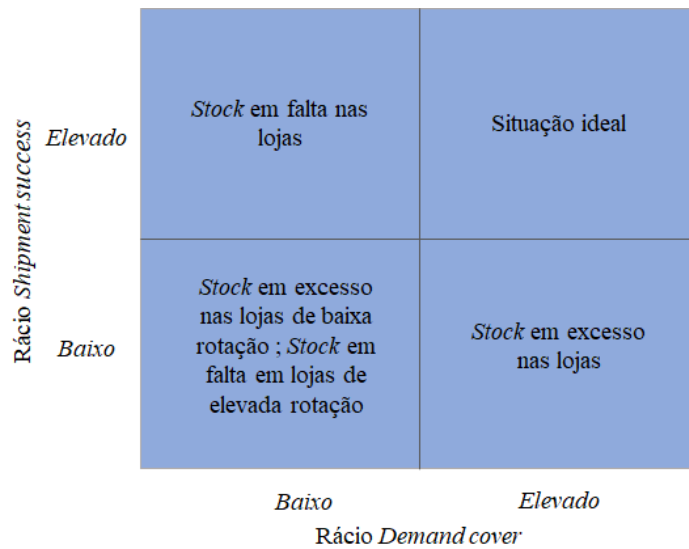


Figura 2.5: Framework de avaliação da performance operacional de distribuição de uma cadeia *fast-fashion*. Adaptado de Caro and Gallien (2007)

Capítulo 3

Descrição do Problema

3.1 Tipologia Loja

A marca CODE encontra-se difundida por todo o país, com 52 lojas. Em termos de relevância, os distritos do Porto e Lisboa destacam-se como os principais focos de concentração, contando no seu conjunto com 21 lojas.

Apesar da CODE não enfrentar grandes desafios culturais no mercado interno, várias características tornam as lojas distintas entre si, exigindo um tratamento diferenciado principalmente no que toca ao planeamento operacional e tático. De seguida, serão apresentadas as principais características diferenciadoras destas lojas.

No que toca à sua tipologia, destacam-se dois grupos:

- Lojas próprias – que se encontram em centros comerciais ou rua. Nestas lojas, são utilizados *POS* detidos pela CODE, sendo possível obter dados sobre os movimentos transacionados a cada instante.
- Galerias Pingo-Doce – lojas que se encontram dentro das superfícies comerciais do Grupo Jerónimo Martins. Por esta mesma questão, o *target market* é distinto das lojas próprias e o negócio está bastante exposto ao setor alimentar, já que o depende em larga medida do tráfego das lojas Pingo Doce. Diferem das lojas próprias por utilizarem *POS* do grupo parceiro. Os sistemas de informação das duas empresas estão integrados, porém a informação das vendas não é dada em tempo real, mas sim na madrugada do dia seguinte.

As lojas também podem ser caracterizadas por serem de primeira linha ou *outlets*. O peso crescente de *stock* de estações anteriores suscitou a procura de soluções de escoamento, nomeadamente pela criação de *outlets* e vendas a terceiros. Desta forma, as lojas do Barreiro e Belavista (Lisboa) foram convertidas em *outlets* no início da estação Primavera/Verão 2019. A partir do início da

estação Outono/Inverno 2019, a loja da Belavista voltou a ser loja de primeira linha e, em sua substituição, foi inaugurado um novo *outlet*, a *CODE Discount* da Maia.

Outra característica a considerar é a sazonalidade referente a cada loja, que decorre em grande parte de fatores externos à empresa e que atuam com um comportamento padronizado. Esta sazonalidade é responsável por oscilações intra-anuais, mensais, semanais e até diárias nas vendas da loja.

A sazonalidade intra-anual, na qual o volume de vendas tem picos e cavas em determinados meses, tem um peso mais acentuado no mês de Julho e Dezembro. Este comportamento explica-se em parte pelo efeitos dos saldos em Julho e o Natal em Dezembro, como é visível na Figura 3.1.

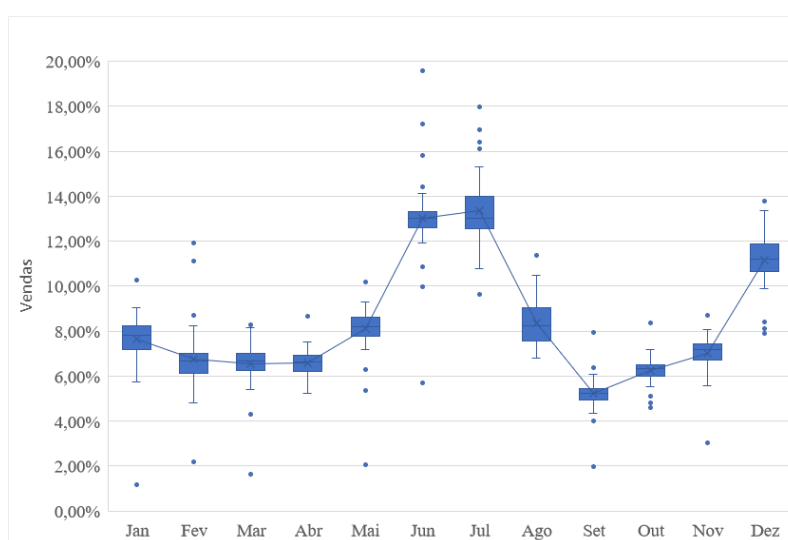


Figura 3.1: Efeito da sazonalidade intra-anual nas lojas CODE em 2019

A sazonalidade mensal, que afeta todo o comércio de modo generalizado, está patente em um maior volume de vendas nos primeiros dias do mês, que coincide com o pagamento de salários na maior parte das empresas e, por esta mesma razão, maior propensão ao consumo.

As vendas durante a semana também não estão uniformemente distribuídas, com as lojas a apresentarem um acréscimo de vendas ao fim-de-semana. Em algumas lojas a venda durante estes dias representa mais de 40% do volume semanal. As lojas localizadas no Seixal e Avenida da Boavista (Porto) apresentam uma distribuição diferente, já que não abrem ao Domingo (Figura 3.2).

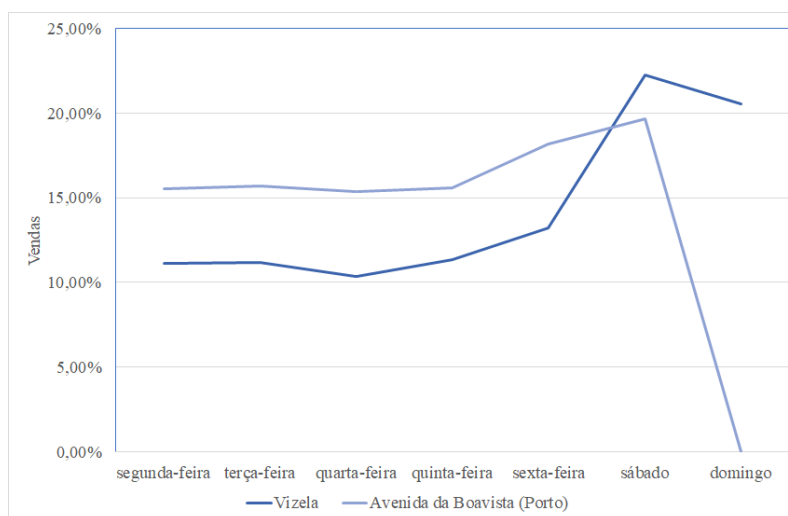


Figura 3.2: Comparação do efeito da sazonalidade intra-semanal em 2019 em duas lojas com um comportamento distinto: Vizela e Avenida da Boavista

3.2 Tipologia Produto

3.2.1 Estrutura Mercadológica

A Estrutura Mercadológica refere-se à classificação dos produtos considerando o tipo e o segmento de mercado a que o produto atende.

Na CODE, esta estrutura está segmentada em 4 níveis: Divisão, Família, Categoria e Subcategoria.

A Divisão, que corresponde ao nível mais alto desta hierarquia de produtos, está dividida em *Homem*, *Mulher*, *Bebé*, *Criança*, *Calçado*, *Têxtil-Lar* (Figura 3.3).

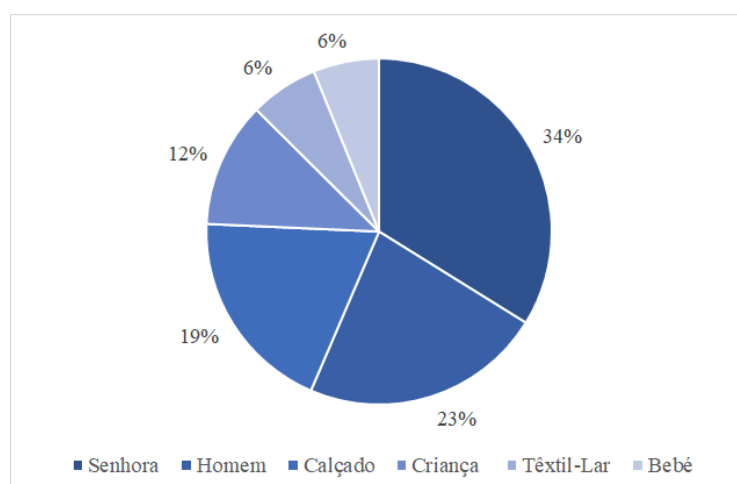


Figura 3.3: Distribuição das Vendas em Valor por Divisão na CODE em 2019

A Subcategoria corresponde ao nível hierárquico mais baixo e procura agregar os produtos que partilham os mesmos atributos e características entre si. A Figura 3.1 um exemplo de estrutura mercadológica, correspondente à subcategoria *Calças Sarja Homem*.

Tabela 3.1: Estrutura Mercadológica da subcategoria Calças Sarja Homem

Divisão	Família	Categoria	Subcategoria
Homem	Roupa Sazonal Homem	Calças Homem	Calças Sarja Homem

No que toca aos produtos, estes podem assumir algumas variantes. Em primeiro lugar, cada produto poderá ser oferecido em uma ou várias cores. Cada produto pode também estar associado a um conjunto de tamanhos. O conjunto produto-cor-tamanho constitui assim a unidade mais básica de inventário - o *Stock Keeping Unit* (SKU).



Figura 3.4: Produtos-cor e SKUs associados a um produto da subcategoria *Pólo Malha Homem*

3.2.2 Coleções

Quanto ao período de venda os artigos estes estão organizados por estação e fase.

As coleções estão divididas em duas temporadas, que correspondem às estações do ano, Primavera/Verão (PV) e Outono/Inverno (OI). Tipicamente, os artigos têm como atributo uma única estação, o que significa que os artigos não vendidos no final da estação são retirados da loja e vão sendo progressivamente distribuídos para os *outlets* da marca. A exceção prende-se com os artigos permanentes, que ficam expostos em loja ao longo de várias estações. Nestes casos, o atributo é atualizado no início de uma nova estação.

Em relação às fases, estas correspondem ao mês de lançamento do artigo em loja, permitindo entradas faseadas da coleção ao longo da estação. Desta forma, é possível não só apresentar

novidades para o cliente no decorrer da estação, como também aumentar a flexibilidade em adaptar a exposição de artigos em loja às alterações climáticas, o que não é possível fazer de forma integral com o atributo estação.

3.2.3 Atributos Distribuição

Os produtos na CODE também se encontram catalogados pelo seu modelo e preço tipo.

O modelo está relacionado com a posição na *Fashion-Pyramid* – produto básico, básico-moda ou moda (ver Secção 2.2). Os produtos básico e básico-moda apresentam menos incerteza na sua procura e tendencialmente são encomendados em maiores quantidades pelo departamento de Compras.

O preço tipo é definido durante o processo de compra dos produtos. Por vezes é possível negociar os produtos a preços mais reduzidos do que em circunstâncias normais. Tal pode acontecer, por exemplo, por atrasos nas entregas ou pelo produto apresentar pequenos defeitos mas que não inviabilizam a comercialização do mesmo. Estes produtos são vendidos a um preço reduzido e inferior às principais cadeias concorrentes, mas garantido uma *markup* não muito diferente à *markup* caso o produto fosse adquirido sem desconto. Mediante a redução de preço que é feita, os produtos podem ser classificados como *primeiro preço* ou *super primeiro preço*.

Estes dois atributos dos produtos referidos são atualmente utilizados como critérios do produto para a parametrização da quantidade de envio no processo de distribuição de artigos para as lojas, que é descrito na secção seguinte.

3.3 Fases da Distribuição dos Artigos para as Lojas

O processo de envio de artigos para as lojas compreende três fases distintas ao longo da estação e do ciclo de vida do produto: primeiro envio, reposição e transferências entre lojas.

Na fase de primeiro envio, os artigos são enviados em lotes em quantidade suficiente para fazer face às necessidades da loja até à primeira reposição. Estes lotes são compostos por todos os tamanhos pertencentes a um determinado produto-cor, cujas quantidades são previamente estabelecidas de acordo com o perfil de vendas dos tamanhos da subcategoria à qual o produto pertence. Para o cálculo da quantidade de lotes de cada produto-cor a enviar para cada loja são definidas um conjunto de regras que interceptam informações do produto e da loja. Estas regras incluem: loja de envio, preço tipo e modelo.

Após o primeiro envio para a loja, os níveis de *stock* passam a ser geridos pelo sistema de reposição, que atua enquanto existir *stock* em armazém central. Esta fase é alvo de uma análise mais pormenorizada na Secção 3.4, já que é nesta fase do processo de distribuição que se insere o presente projeto.

Tabela 3.2: Composição de um lote da subcategoria *Camisola Malha Homem*

Tamanho	Quantidade
S	1
M	2
L	3
XL	2
XXL	1

Quando um determinado produto deixa de ter *stock* a nível central, inicia-se a última fase da distribuição, as transferências entre lojas. Nesta fase são movimentados produtos de lojas nas quais estão a ter baixa rotação, para lojas nas quais a rotação é mais elevada, com o objetivo último de aumentar a probabilidade de venda. Também é considerada a concentração dos produtos, tentando que numa loja estejam reunidos as várias peças, i.e. tamanhos, que compõem um produto, e assim evitar a dispersão dos mesmos pela rede de lojas. Neste processo os principais intervenientes são os supervisores de loja, que sugerem ao departamento de Suporte ao Negócio movimentos de transferência, que posteriormente introduz os dados no sistema. Por exceção, as transferências entre lojas podem ocorrer ainda durante a fase de reposição, como forma de colmatar eventuais erros de distribuição durante a fase de primeiro envio ou reposição.

3.4 Fase de Reposição - Sistema Atual

3.4.1 Levantamento do Processo Atual

O atual sistema de reposição é feito por revisão contínua do nível de *stock* de cada produto em loja, pelo sistema Min-Max. Tal como no sistema de primeiro envio, as ordens de reposição são feitas por distribuição ao lote. Uma ordem de reposição é despoletada pelo sistema sempre que o nível de *stock* perfaz uma quantidade mínima (Q_{min}), repondo o nível de inventário até satisfazer a quantidade máxima (Q_{max}). A quantidade máxima estabelecida para cada produto corresponde ao envio de um lote do produto (Q_p) para a loja requisitada e pode ser representado pela seguinte expressão:

$$Q_{max} = Q_{min} + Q_p \quad (3.1)$$

A segunda variável de decisão, a quantidade mínima, é definida no *Enterprise Resource Planning* (ERP) da SDV para cada produto e loja, utilizando os mesmos critérios do sistema de primeiro envio: loja a enviar (l), preço tipo (t) e modelo do produto (m). Deste modo, a parametrização da quantidade mínima encontra-se definida na expressão 3.2:

$$Q_{min} = c_{l,p,m} \times Q_p \quad (3.2)$$

, em que $c_{l,p,m}$ corresponde a uma percentagem do número de peças que compõem um lote.

Regra geral, o valor do parâmetro $c_{l,p,m}$ varia entre os 60 e 70%. A parametrização é feita antes do início da estação com base numa análise histórica de produtos semelhantes e outras considerações como o *stock* mínimo de exposição. Um reajuste aos valores dos parâmetros é feito pelos gestores de *stock* no decorrer da estação, mediante uma análise *ad hoc* da eficiência do produto-loja ou *feedback* das lojas. No entanto, a reparametrização não é reactiva, e por isso está sempre dependente da proatividade e atenção dos gestores de *stock*.

Certas ordens de reposição podem ainda ser introduzidas no sistema de forma manual, de modo a antever uma procura acrescida de certos artigos durante um determinado período de tempo. Estes eventos podem ser de natureza endógena, sendo induzidos pela própria empresa (e.g. campanhas de descontos), ou de natureza exógena (e.g. período de Natal, feriados nacionais e locais).

Quando a quantidade requerida pela loja é superior à quantidade disponível em armazém central, há necessidade de ratear. Para tal o critério atualmente utilizado é o volume de vendas de cada loja. Exemplificando, caso apenas estejam disponíveis cinco lotes em armazém central e 15 lojas tenham feito um pedido de reposição, é dada a prioridade de envio às cinco lojas com maior volume de vendas, já que a quantidade a enviar é constituída em todos os casos por um lote apenas.

O processo de distribuição para as lojas é assegurado por um parceiro logístico em regime de *outsourcing*, que opera através do seu centro logístico na zona industrial da Maia. Depois de gerada a ordem de reposição, esta é processada pelo operador logístico para ser enviada para a loja. Os sistemas de informação da duas empresas estão integrados, o que permite o acompanhamento em tempo real do estado das ordens de reposição. Em relação ao escalonamento das ordens de reposição, este segue um algoritmo de fila de espera simples, *First Come, First Serve* (FCFS).

No regime contratualizado à data da redação da presente tese, cada loja é aprovisionada duas vezes por semana, com um determinada janela de entrega. Em caso de feriado a dia da semana, a entrega em loja acontece no dia útil seguinte, com excepção se o feriado for à Sexta-feira, neste caso a entrega é antecipada para Quinta-feira. O registo da entrega é feito pelo instante de saída do centro logístico, não havendo nenhum registo no momento de entrega. Assim, o produto encontra-se em *Work-in-Progress* (WIP) desde o momento em que é iniciada a ordem de envio até à saída do centro logístico.

Em relação ao tempo de trânsito, o parceiro logístico garante entregas em rede nacional em 24h, com excepção para as lojas da região do Algarve que é de 48h. Apesar disso, o *lead time* de um produto apresenta uma certa variabilidade. Em primeiro lugar, depende do dia da semana em que é feito o pedido de reposição, já que as lojas só recebem entregas duas vezes por semana. No cenário em que uma loja receba entregas à Segunda-feira e Sexta-feira, se um pedido de reposição coincidir com o dia de entrega à Segunda-Feira, o *lead time* esperado seria de quatro dias. Em segundo lugar, o *lead time* depende ainda da variabilidade do número de peças programadas para o

dia, já que o número de peças diárias enviadas está restrito a um determinado valor contratualizado com o operador logístico e sempre que este é excedido podem ser gerados atrasos. Assim, no cenário analisado, um volume extraordinário de ordens de reposição poderia atrasar a entrega na Sexta-Feira e esta só ser feita na Segunda-Feira seguinte, com o *lead time* a estender-se para 7 dias.

3.4.2 Análise do Sistema de Reposição de *Stock* Atual

O sistema de reposição descrito na secção anterior não está desenhado para cumprir as necessidades de um produto ao nível do tamanho, gerando por isso sérias ineficiências.

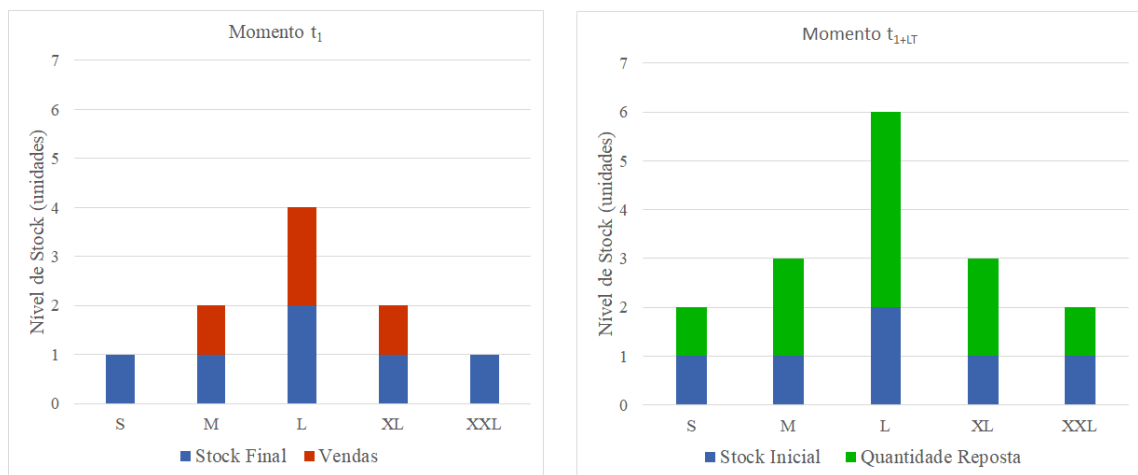
A título de exemplo, analise-se o caso hipotético de um produto, cujo primeiro envio no momento t_0 foi feito ao lote e que tem a composição apresentada na Tabela 3.3.

Tabela 3.3: Composição hipotética de um lote

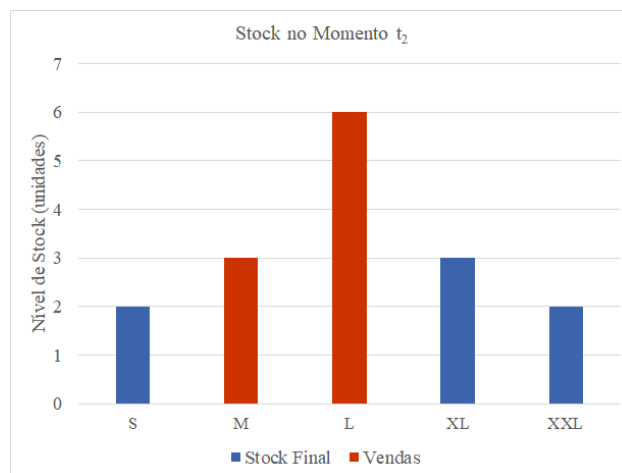
Tamanho	Quantidade
S	1
M	2
L	4
XL	2
XLL	1
Total	10

No caso do nível de reposição ser 60%, ou seja, seis peças, o sistema iniciaria uma ordem de reposição de um novo lote quando o *stock* em loja atingisse esse nível. Considere-se que no momento t_1 , o produto vendeu quatro peças (2 Ms e 2 Ls), iniciando uma nova ordem de envio, que dá entrada no momento t_1+LT .

Como é notório pela Figura 3.5, quando determinados tamanhos apresentam uma procura mais acentuada, o sistema envia outros tamanhos para a loja que podem não estar forçosamente em falta, resultando numa ineficiente alocação de inventário. Por consequência, o nível médio do inventário aumenta.

Figura 3.5: Nível de *stock* no momento t_1 e t_{1+LT}

No momento t_2 , já com o lote reposto, foram vendidas na sua totalidade o *stock* dos tamanhos M e L, entrando estes tamanhos em rutura. Como ainda assim o nível de *stock* do produto é superior às seis peças, quantidade mínima, não é gerado nenhum pedido de reposição. Esta situação encontra-se ilustrada na Figura 3.6.

Figura 3.6: Nível de *stock* no momento t_2

Este cenário evidencia portanto os casos de rutura prolongadas e a incapacidade do sistema vigente em se adaptar às necessidades de inventário ao nível da peça, já que este é determinado pelo agregado dos tamanhos. Estes períodos de rutura de um artigo tendem a ocorrer com o decorrer da estação e à medida que eventos de reposição dos artigos são feitos, uma vez que aumenta a probabilidade de se acumularem tamanhos com menor rotação e os níveis mínimos não serem atingidos para os tamanhos em falta serem repostos. O nível de ruturas terá repercussões no volume de vendas de cada loja, representado vendas perdidas por procura não satisfeita. Outro efeito das ruturas prende-se com a percepção do cliente, que é afetada negativamente ao não ter o

seu tamanho disponível em loja no momento da compra, podendo, inclusive, ter efeitos em futuras visitas à loja, como referido na Secção 2.1.3.

Por conseguinte, no próximo capítulo é feito, numa primeira fase, um levantamento do estado dos níveis de rutura e excesso nas lojas. Numa segunda fase é feita uma proposta de alteração do atual sistema de reposição.

Capítulo 4

Metodologia

4.1 Caracterização das Ruturas e Excesso

4.1.1 Definição de Ruturas e Excesso

Para avaliar as ruturas foi definida a fração de eventos, em dias, nos quais um determinado artigo, anteriormente aprovisionado, não tem *stock* disponível em loja, num determinado tamanho, pela totalidade de dias analisados. Para a determinação deste índice de performance é ignorado o momento do dia em que ocorre o *stockout*, i.e., se um artigo entra em rutura ao final do dia é considerado que esteve o dia todo em rutura. Apesar de gerar um enviesamento acredita-se que o impacto não seja significativo nos resultados.

Em relação ao excesso, este foi avaliado pelo rácio entre as vendas acumuladas e envios acumulados - rácio *shipment success*. Este rácio representa a fração de todas as unidades enviadas para a loja de um determinado artigo, desde o início da estação, que foram efectivamente vendidos até à data. Tipicamente o rácio de um determinado artigo tem tendência a aumentar ao longo do tempo, uma vez que as vendas semanais progressivamente escoam o inventário já enviado para a loja e a quantidade enviada reduz com a escassez de inventário em armazém central.

4.1.2 Recolha de dados

Para a análise da situação atual ao nível das ruturas e excesso foram considerados os produtos da estação OI19, durante o mês de Outubro de 2019. O motivo da escolha do mês de Outubro prendeu-se com o facto de ser um mês mais estável, no qual os efeitos de entrada de novos produtos em loja e campanhas de desconto são mais atenuados, o que permite uma leitura mais fiável dos resultados.

Do universo de produtos analisados foi ainda explorada a possibilidade de existirem produtos a introduzir uma distorção nos resultados, e que por esta mesma razão deviam ser excluídos da análise. Os artigos que foram excluídos são os que pertencem aos seguintes grupos:

- Produtos sem *stock* em armazém central – produtos com um ciclo de vida curto ou com um volume de vendas acima do expectável e que por esta mesmas razões já não possuem *stock* em Outubro e é expectável que estejam em rutura em várias lojas;
- Produtos transferidos ou retirados de loja – produtos que de forma a responder a uma elevada procura em certas lojas são transferidos para outras lojas, originando ruturas propositadas e que por isso não devem ser incluídas na análise.

Para perceber melhor o impacto e a proveniência das ruturas foi feita uma classificação ABC dos produtos e lojas.

4.1.3 Classificação dos Produtos e Lojas

A classificação dos produtos foi feita pelas vendas médias, em quantidade, desde a sua entrada em loja, até o período de saldos. Desta forma é possível considerar o efeito da entrada progressiva de artigos em loja no decorrer da estação. Esta análise foi ainda feita a um nível de granularidade correspondente ao produto-cor, já que se verifica uma grande disparidade de comportamento de um produto nas várias cores em que este se encontra disponível. No total foram analisados 788 produtos-cor, lançados ao longo da estação OI19.

A classe A é constituída por 157 artigos, que significa aproximadamente 20% da totalidade de produtos-cor. Esse número de artigos representam 180 000 unidades vendidas, o que corresponde a sensivelmente 40% das unidades vendidas ao longo da estação. Devido à sua importância no volume de vendas, os artigos da classe A merecem particular atenção e vigilância no que toca ao nível de ruturas.

Já a classe B e C são constituídas por 236 ($\approx 30\%$) e 395 ($\approx 50\%$) dos artigos e representam 36% e 24% do volume de vendas, respetivamente. A representação gráfica desta análise encontra-se patente na Figura 4.1.

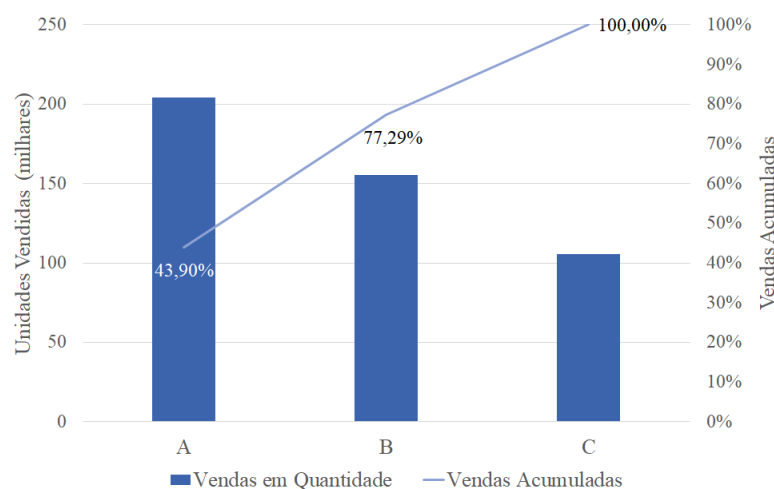


Figura 4.1: Classificação ABC dos produto em quantidade

No que toca às lojas, a análise ABC foi feita pelo volume de vendas, em valor, durante o ano de 2019. Para a classificação das lojas foi reajustada a proporção utilizada para a classificação dos produtos (A - 20%, B - 30% e C - 50%), de modo a se ajustar melhor à realidade da empresa e às diferenças entre as lojas. Assim, ficou definido que as lojas com volume anual superior a 1 milhão de euros seriam classificadas como A, a classe B retrataria as lojas com volume de vendas superior a 650 000 euros, enquanto que a classe C as lojas com volume de vendas inferior a este valor.

Com esta classificação, as lojas da classe A registam 41% do volume global de vendas, com 12 lojas (23%) pertencentes à classe.

Por sua vez, a classe B e C representam 35% e 24% do volume global de vendas, com 18 (35%) e 22 (42%) lojas pertencentes a esta classe, respectivamente.

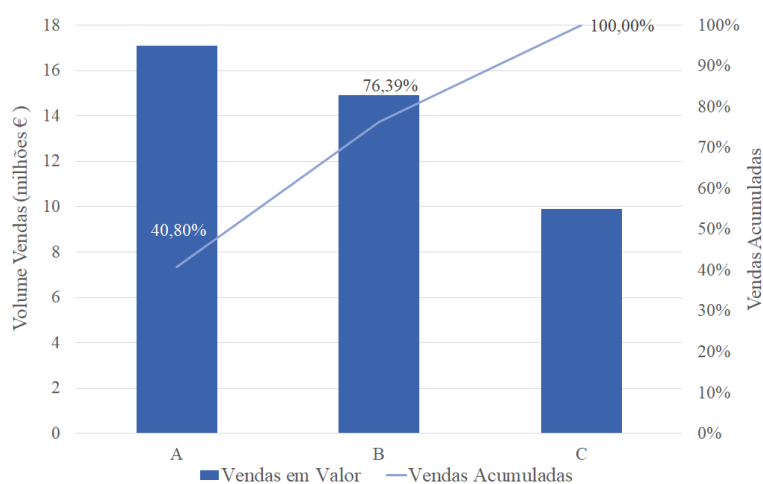


Figura 4.2: Classificação ABC das lojas em valor

4.1.4 Dados Obtidos

Após a caracterização dos produtos e lojas, foi possível fazer uma análise ABC dos resultados obtidos, através de uma matriz que cruza a informação dos produtos e lojas.

Na Tabela 4.1 estão patentes os níveis de rutura durante Outubro de 2019. O nível que foi traçado como objetivo e é utilizado como referência é 5%, que indica que a cada 20 dias, certo artigo passou um dia sem *stock*. Deste modo, valores de rutura acima de 5% indicam um nível elevado de rutura, que devem ser mitigados. No entanto, os dados apresentados encontram-se muito acima dos 5%, com o valor médio de 13%. Em relação aos produtos, as ruturas vão progressivamente aumentando para classes com vendas médias mais elevadas, sendo os artigos A, com 17% de ruturas, aqueles que suscitam um maior alerta. No que toca às lojas, o comportamento é o oposto, com as lojas C a apresentarem as ruturas mais elevadas (15%). No cômputo geral, os quadrantes Produto A e Lojas B e C apresentam as ruturas mais elevadas (18%) e merecem uma particular atenção. Uma possível explicação para este facto é o atual sistema não utilizar os atributos mais

adequados para alocar inventário para as lojas e assim as vendas de artigos A em lojas de venda mais reduzidas, lojas B e C, são subestimadas e dão origem a ruturas mais elevadas.

Tabela 4.1: Matriz ABC do nível de ruturas em Outubro 2019

		Categoria Produto			Total
		A	B	C	
Categoria Loja	A	14%	9%	8%	10%
	B	18%	12%	12%	14%
	C	18%	14%	14%	15%
Total		17%	12%	11%	13%

Na Tabela 4.2 são revelados os valores de excesso, expressos através do rácio *shipment success*. Valores mais reduzidos deste rácio revelam a ineficiência dos envios para as lojas, através de uma discrepância entre a quantidade total enviada e vendida dos artigos em cada quadrante. O valor médio no universo de lojas e produtos considerados é 33%, o que indicia um excesso generalizado de distribuição de inventário na rede de lojas. Esta métrica apresenta piores resultados para lojas e produtos com menores volumes de vendas, sendo que no caso de lojas C e produto C é registado um valor médio de 17%.

Através de uma análise conjunta do nível de excesso e rutura em cada quadrante é também possível perceber um certo fenómeno: as lojas com maiores ruturas também apresentam excessos mais elevados, i.e, um rácio *shipment success* mais baixo. Apesar de contra-intuitivo, este fenómeno corrobora a tendência assinalada na Secção 3.4.2, que indica a acumulação excessiva de certos tamanhos em loja e rutura nos restantes, o que contrapõe a típica correlação negativa entre os dois índices, em que para ter menores ruturas é preciso aumentar o nível de inventário em loja, e vice-versa.

Tabela 4.2: Matriz ABC *shipment success* em Outubro 2019

		Categoria Produto			Total
		A	B	C	
Categoria Loja	A	51%	34%	28%	38%
	B	46%	30%	23%	34%
	C	37%	22%	17%	27%
Total		45%	29%	23%	33%

4.2 Sistema de Reposição de *Stock* Proposto

4.2.1 Identificação de Melhorias

Como referido anteriormente, o atual sistema de reposição gera várias ineficiências, sendo imperativa a sua reestruturação. Um dos objetivos do projeto é a formulação de um novo sistema

que colmate as distorções provocadas pelo atual sistema, principalmente ao nível das ruturas e do excesso.

Antes do início do projeto, já tinha sido identificado uma possível alteração estrutural e de grande impacto no atual sistema, que se prendia com o nível de granularidade a que era feita a reposição para as lojas. Assim, com a alteração sugerida, o novo sistema faria reposição ao nível do SKU, comumente referida na presente dissertação como reposição à peça, que substituiria o atual sistema de reposição ao lote. Desta forma, seria possível ter um maior controlo e flexibilidade na alocação de inventário às lojas, evitando situações como excesso de *stock* em lojas com pouca rotação de um determinado produto e ruturas em lojas com rotação elevada do mesmo produto.

A segunda alteração estrutural no sistema de reposição seria no modelo de reposição, que atualmente é feito por revisão contínua (Secção 3.4.1). Como existem apenas dois momentos semanais de reaprovisionamento das lojas, não existe vantagem em acompanhar diariamente os *stocks*. Inclusivamente, como existe um limite diário de volume de reposição e as ordens de reposição são geradas de forma automática, é comum ser dada prioridade de reposição de forma involuntária a lojas com reposição mais tardia em detrimento de lojas que recebem mais cedo, criando variabilidade no *lead time* e potenciando situações de *stockout*. Por outro lado, o sistema de revisão contínua também não reage a variações de consumo de um determinado produto, pela sazonalidade ao longo da estação ou pelo ciclo de vida do produto, exigindo para tal uma alteração constante do ponto de encomenda. A alternativa encontrada passaria pela implementação de um modelo de revisão periódica, que permitia fazer um plano de aprovisionamento para as lojas, com base na previsão de venda dos artigos, bem como sincronizar os pedidos de reposição com os dias de entrega para as lojas. Neste sistema, a variável de decisão seria a quantidade a enviar, ao contrário do modelo de revisão contínua, no qual as variáveis de decisão são o ponto de encomenda e quantidade máxima.

4.2.2 Modelo de Previsão de Vendas

O sistema atual de distribuição de inventário não usa um modelo de previsão das vendas para determinar os envios. Deste modo, o primeiro passo para determinar a quantidade a enviar para cada loja passou pela implementação de um modelo de previsão de vendas semanais.

Como fontes de dados disponíveis foram considerados os dados históricos. No entanto, estes dados não são de procura, mas sim da porção da procura (i.e. vendas) que as lojas conseguiram capturar e que é fortemente influenciada por situações de ruturas de *stock*. Assim, para gerar o modelo de previsão de vendas é necessário estimar a procura total de um produto caso existisse inventário disponível em loja, denominado por potencial de venda.

Uma vez que cada loja pode apresentar um comportamento de consumo diferente, o modelo de previsão teve que ser realizado ao nível de loja. Posteriormente foram testadas várias alternativas para determinar o modelo de previsão de vendas com maior precisão. As alternativas consideradas são permutações da seguinte estrutura:

- Determinação do potencial de venda de cada artigo em cada loja;
- Determinação da janela temporal de histórico com que é feita a previsão;
- Multiplicação por um fator de sazonalidade para gerar a previsão.

4.2.2.1 Cálculo do Potencial de Venda dos Produtos

As vendas em loja decorrem da quantidade enviada em aprovisionamentos anteriores, pelo que se a quantidade enviada é inferior à procura de um determinado produto ocorrem ruturas, que limitam as vendas efetivas e subestimam portanto o seu valor. De modo a superar o efeito das ruturas são apresentados aqui os métodos cogitados para o cálculo do potencial de venda.

O primeiro método analisado (método 1) foi considerar uma média de vendas de um artigo pelos dias de vendas possíveis (i.e, com *stock* diferente de zero e apenas os dias em que o artigo tenha entrado em loja) e extrapolar esta média pela semana ou período de análise (expressão 4.1).

$$\hat{D}_{pctl} = k \times \frac{\sum_{i=d-k}^d V_{pctli}}{S_{pctl}}, \quad (4.1)$$

onde $\hat{D}_{pctl}$ é a estimativa de procura semanal de um produto p , na cor c , tamanho t , e loja l ; k os dias de análise e d o dia do pedido; V_{pctli} são as vendas de peça no dia i ; e S_{pctl} é o conjunto de dias dado pelo mínimo entre os dias desde o primeiro envio de uma peça para a loja e os seus dias sem rutura, durante o período k .

No entanto, este método pressupõe que o ritmo de vendas se mantém nos dias em que é extrapolado, o que nem sempre acontece e pode facilmente criar grandes distorções, principalmente quando o potencial de vendas é estimado com base em poucos dias de histórico, quer por efeito de rutura, quer por dias desde a entrada em loja. Como exemplo, considere-se um produto que em um tamanho vende uma peça no primeiro dia de vendas e gera rutura de *stock*. Neste caso, o artigo seria extrapolado com um potencial de venda de 7 peças para a semana, o que em grande parte das vezes é corresponde a uma sobreestimação do potencial de venda do artigo.

De modo a evitar esta distorção no cálculo do potencial de venda, no segundo método (método 2) considerou-se o agregado produto-cor como estimativa do potencial de venda. Assim sendo, a estimativa neste método é dada pelas vendas médias do produto, considerando para efeito de dias em loja a média de dias em que o conjunto de tamanhos desse artigo (T) estiveram sem rutura ou em loja (expressão 4.2). Desta forma é possível amortizar o efeito das ruturas ao nível dos tamanhos e conseguir extrapolar as vendas com menor variabilidade para artigos com poucos dias de histórico.

$$\hat{D}_{pcl} = k \times \frac{\sum_{i=d-k}^d V_{pcli}}{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T S_{pctl}}, \quad (4.2)$$

O potencial de venda tem que ser posteriormente desagregado ao nível do tamanho. Para ajudar com a desagregação recorreu-se à estrutura mercadológica (secção 3.2.1) e foram consideradas os seguintes métodos:

- Método 2A: subcategoria/tamanho – distribuição de vendas pelos tamanhos de uma subcategoria no conjunto de lojas.
- Método 2B: subcategoria/loja/tamanho – distribuição de vendas pelos tamanhos de uma subcategoria de produtos em uma determinada loja.
- Método 2C: produto/tamanho – distribuição de vendas pelos tamanhos de cada produto no conjunto de lojas.

O método 2B tem a vantagem de considerar o comportamento de consumo único de cada loja e assim permite distinguir lojas com distribuições de tamanhos diferentes ao nível da subcategoria (ex: lojas do Algarve pela maior presença de Ingleses e Alemães poderão vender mais tamanhos grandes, por hipótese). Por outro lado, este método apresenta a desvantagem de, para subcategorias com menor volume de vendas, a distribuição de vendas dos tamanhos pode não ser representativa e originar distorções na desagregação.

Já o método 2C permite ajustar os casos em que a distribuição de tamanhos da subcategoria e do produto apresentam diferenças significativas. No entanto, poderá apresentar vulnerabilidades quando o produto é lançado no mercado e apresenta poucas vendas. Por esta mesma razão foi considerada apenas a desagregação do potencial do produto pelas vendas de cada tamanho no conjunto global de lojas.

Não é possível determinar o melhor método descrito para estimar o potencial de venda através de uma forma direta, já que não é possível prever o que teria acontecido se as ruturas não tivessem acontecido. A melhor alternativa encontrada foi utilizar dados históricos, simular ruturas e assim determinar o método que melhor estima as ruturas simuladas, comparando com os dados reais. Apesar de aceitável, esta análise não é perfeita, uma vez que ignora, por exemplo, o impacto que uma rutura de um tamanho pode ter nas vendas dos dias seguintes ou em outros tamanhos. No entanto, esta análise não beneficia nenhum método em particular, permitindo estabelecer uma boa estimativa da performance relativa entre métodos.

De modo a realizar a simulação descrita foram recolhidos dados de artigos em Outubro de 2019 que, durante um período de duas semanas ($k=14$), não apresentaram quaisquer ruturas. De seguida, estes dados foram filtrados de forma a produzir uma amostra representativa da população de artigos e lojas, tendo sido seleccionadas duas lojas de cada classe loja e 60 produtos de várias subcategorias e repartidos de igual forma pelas classes A, B e C de produto. Este filtro produziu uma amostra com cerca de 3500 observações, de SKUs (produto/cor/tamanho) sem rutura de *stock* em loja durante duas semanas. Por fim, para cada observação foi removida de forma aleatória dias

de histórico (no limite apenas um dia de histórico foi preservado) de forma a simular o efeito das ruturas.

Como método alternativo foi ainda considerado um método de controlo (método 3), que passaria por considerar o potencial de venda igual às vendas com ruturas, ou seja, considerar que o potencial de vendas seria independente do número de dias que uma peça estaria em rutura. Apesar de não ser espectável que este modelo estime o potencial de venda com elevada precisão, foi incluído na análise de forma a entender melhor o valor acrescentado que os restantes métodos trariam ao modelo.

A análise dos resultados foi feita para cada método ao nível da classe de produto. Este procedimento ajudou a prevenir que qualquer enviesamento dos resultados em artigos com poucas vendas levassem a falsas conclusões. A métrica utilizada para controlar o enviesamento de cada método foi o *Mean Error* (ME). Para testar a variabilidade foi utilizado o *Mean Absolute Deviation* (MAD) e *Mean Square Error* (MSE) e ainda o *MAD-to-Mean*. Este último permite a comparação dos métodos ao nível das classes de produtos, já que, ao dividir o erro médio pela média das vendas, esta métrica redimensiona o erro possibilitando a comparação entre amostras de escalas de valores diferentes (Kolassa and Schütz, 2007).

Os resultados da análise encontram-se sumarizados no Anexo A.1. O método 3, de controlo, apresenta em termos gerais o pior desempenho, como seria de esperar, apesar de ao mesmo tempo apresentar os melhores resultados para a classe C. Uma possível justificação para este facto é as vendas desta classe sofrerem poucas alterações com poucos dias de histórico sem ruturas, em comparação com o período total de análise, duas semanas. Por contraste, os restantes métodos, como avaliam o potencial de venda a um nível mais agregado, criam uma maior distorção nesta classe. No entanto, os métodos 2B e 2C apresentam em conjunto os melhores resultados, principalmente ao nível das classes A e B. A menor precisão ao nível da classe C não compromete a aplicabilidade dos métodos, já que esta classe tem um impacto mais reduzido nas vendas. Uma vez que os resultados não variam muito entre estes dois métodos, a escolha do método 2C deve-se a dois principais motivos:

- Mitigar possíveis erros na categorização dos produtos na estrutura mercadológica, fazendo com que os produtos tenham uma distribuição diferente da categoria mais agregada (Anexo E);
- Casos esporádicos em que a mesma subcategoria apresenta mais do que uma escala de tamanhos diferente, o que exige a distinção dessas escalas em sistema para aplicar o método.

4.2.2.2 Fator de Sazonalidade e Janela Temporal de Previsão

O fator de sazonalidade é utilizado de forma ao modelo de previsão considerar as alterações na procura de semana para semana, ao longo da estação. Para tal, é considerada a variação nas ven-

das em período homólogo no ano anterior. O principal desafio encontrado prendeu-se com o facto de grande parte dos produtos, por terem ciclos de vida inferiores a seis meses, não apresentarem histórico de vendas em período homólogo. Para contornar isto, recorreu-se mais uma vez à estrutura mercadológica, e assim o fator de sazonalidade é calculado a um nível mais agregado que o produto.

Como apresentado na Figura 3.1, apesar das lojas apresentarem sazonalidade ao longo das semanas do ano, esta não varia muito de loja para loja. Com a excepção de certos *outliers*, que se devem ao encerramento temporário de certas lojas e que provocam ruído nos resultados. No entanto, este nível de agregação pode falhar em captar diferenças de comportamentos de sazonalidade que podem acontecer a outros níveis, sendo estes mais expressivos para categorias mais baixas. Por outro lado, as categorias de níveis mais baixos de agregação também são muito sensíveis a certos eventos, como a variação do número de referências em loja em certas alturas do ano. Como exemplo, considere-se os produtos da subcategoria *parkas*, que foram lançados em 2019 em Novembro e por isso as variações semanais nesta altura para esta subcategoria foram da ordem dos 700%. Para além de ser um efeito de 1º envio para loja e não de reposição, no ano seguinte o lançamento dos produtos desta subcategoria podem não ocorrer exatamente nesta altura).

De forma a mitigar as desvantagem associadas à uma análise a um nível agregado superior ou inferior foi considerado o nível mais agregado da estrutura mercadologica, a divisão. A este nível é possível distinguir produtos *Homem*, *Senhora*, *Calçado*, *Têxtil-lar*, *Criança e Bebé*. O Anexo B.1 mostra uma comparação da sazonalidade de cada divisão e a sua variação nas diferentes lojas, podendo ser destacados os seguintes efeitos:

- Diferenças de sazonalidade em cada divisão - divisão *Bebé* com comportamento estável ao longo do ano, com excepção do mês de Dezembro. Por contraste, a divisão *Senhora* tem um comportamento parecido com o agregado das divisões (Figura 3.1);
- Média das lojas é um bom estimador da sazonalidade - comportamento homogéneo da sazonalidade nas várias divisões, com a excepção da subcategoria *Têxtil-lar*. Alterações na forma de exposição dos produtos desta divisão foram progressivamente implementadas ao longo de 2019 pelo departamento de *Visual Merchandising*, criando distorções no comportamento das vendas, sendo por isso necessário retirar os *outliers* da análise desta divisão.

O fator de sazonalidade definido é exposto na expressão 4.3.

$$FS_{div} = \frac{\sum_{i=d+1}^k VA_{div,i}}{\sum_{i=d-k}^d VA_{div,i}}, \quad (4.3)$$

onde FS_{div} é o fator de sazonalidade para uma divisão e $VA_{div,i}$ as vendas da divisão, d o dia do ano do pedido de reposição e k os dias de cobertura do sistema de reposição.

Por fim, foi preciso ainda determinar a janela temporal do histórico (k) com que iria ser feita a previsão. Para tal, foi considerado utilizar os dados históricos da última semana (método I) ou últimas duas semanas (método II), que correspondem a um k de 7 e 14, respectivamente. A justificação para estas escolhas prende-se com o facto de grande parte dos produtos ter um curto ciclo de vida, e amortizar as vendas ao longo de muitas semanas resulta num modelo que não se adapta rapidamente a uma alteração das vendas que possa ocorrer ao longo do ciclo de vida do produto.

Para efeitos de comparação foi considerado ainda um método de controlo, o método III, no qual não é considerado o efeito da sazonalidade e $k=14$.

Desta forma, foi utilizada uma amostra representativa de 30 produtos com *stock* uniformemente distribuídos pelas classes ABC de produto, pertencentes a divisões diferentes e sem ruturas de *stock* durante o período de análise, de modo a que as vendas reais não estivessem subestimadas. Estes produtos foram ainda acompanhados em 12 lojas, igualmente distribuídas pelas classes ABC de lojas. A amostra totaliza 1000 observações. A análise estendeu-se durante um período de cinco semanas, a começar na segunda quinzena do mês de Novembro até ao Natal, período de elevada sazonalidade, de forma a analisar a capacidade dos modelos em capturarem alterações da procura de semana para semana.

Os resultados obtidos revelam uma melhor performance do Método II, que considera o histórico da últimas duas semanas, com mais de 83% dos erros absolutos a serem inferiores ou iguais a 1.

4.2.2.3 Modelo Final

Depois de todos os testes o modelo final de previsão assume a forma presente na expressão 4.4, com $k=14$. A primeira parcela representa o cálculo do potencial de vendas ao nível do produto. A segunda parcela corresponde à desagregação do potencial de vendas ao nível do SKU e terceira parcela diz respeito a incorporação do fator de sazonalidade.

$$\hat{Y}_{pctl} = \frac{k \times \sum_{i=d-k}^d V_{pctli}}{S_{pctl}} \times \frac{\sum_1^L V_{pctl}}{\sum_1^L \sum_1^T V_{pctl}} \times \frac{\sum_{i=d+1}^k VA_{div,i}}{\sum_{i=d-k}^d VA_{div,i}}, \quad (4.4)$$

Definição de Variáveis:

Vendas de uma peça nos últimos 14 dias: V_{lpci}

onde l =loja, p =produto, c =cor, t =tamanho, i =dia

Mínimo entre os dias desde a chegada à loja de um artigo e os dias sem rutura da peça nos últimos k dias: S_{pctl}

Vendas da divisão correspondente ao produto, em período homólogo no ano passado: $VA_{div,i}$

Número de dias de histórico utilizados: k

Conjunto de tamanhos associados a um produto: T

Conjunto de lojas: L

A estimativa de venda é posteriormente arredondada ao valor inteiro mais próximo.

Por fim, calculada a quantidade prevista pelo modelo para as necessidades de cada produto em cada loja, a quantidade enviada (Q_{pctl}) é dada pela diferença entre o *stock* existente e a quantidade prevista. Caso a quantidade já existente em loja seja superior à quantidade prevista não é enviada nenhuma peça (expressão 4.5).

$$Q_{pctl} = \begin{cases} \hat{Y}_{pctl} - X_{pctl}, & \text{se } \hat{Y}_{pctl} > X_{ijkl} \\ 0, & \text{se } \hat{Y}_{pctl} \leq X_{pctl} \end{cases} \quad (4.5)$$

4.2.3 Modificações ao Modelo de Previsão

4.2.3.1 Definição de um Limitador de Previsão

Em certos casos, o modelo de previsão apresenta grandes desvios por excesso face à procura real, o que significaria que seria enviada quantidade em excesso em relação às necessidades da loja para as duas semanas seguintes e que não poderiam ser necessariamente vendidas nas semanas seguintes, obrigando a uma transferência de loja ou a venda depreciada durante os saldos. Para colmatar estes desvios excessivos foi criado um limitador à quantidade prevista pelo modelo. Inicialmente foi considerado um limitador absoluto para cada classe de produto. No entanto este limitador, apesar de ser eficiente para os casos mais extremos, falha em captar o histórico único de cada produto em cada loja. Assim foi criado um segundo limitador, que limita a quantidade prevista em três vezes a quantidade vendida na melhor semana da peça em loja.

4.2.3.2 Definição de *Stock* Mínimo

A variabilidade elevada inerente à procura alertou para o facto de ser importante incorporar um *stock* mínimo de segurança. Este *stock* mínimo teria maior impacto nos produtos da classe C, que apresentam maior variabilidade e por isso são mais difíceis de prever com precisão pelo sistema. A pouca rotação destes produtos leva a uma baixa previsão de venda para as semanas seguintes, principalmente em lojas com menor volume de vendas. Consequentemente, os níveis de *stock* para estes produtos são baixos. Na verdade, uma rutura nestes produtos nem sempre gera uma venda perdida, já que a probabilidade de ocorrerem dois movimentos de compra da mesma peça num curto período de tempo é reduzida. No entanto, as lojas também seguem critérios de exposição e também é importante atender que, quando o nível de inventário baixa um certo nível, também se verifica uma diminuição nas taxas de venda - *Broken Assortment Effect*.

Um *stock* mínimo de segurança foi assim estabelecido para cada classe de loja e produto. Foi necessário reajustar o critério de classificação dos produtos, tornando-o mais objetivo, fácil de

parametrizar no sistema e de fácil interpretação. Deste modo, com base na classificação ABC feita na Secção 4.1.3 foi determinado o valor limite de vendas médias diárias para cada classe, garantindo que a proporção de produtos dentro de cada classe não alterasse face ao critério anteriormente utilizado. Como os produtos da classe A apresentavam um comportamento heterogéneo, com produtos a registar 32 vendas diárias médias e outros com apenas 8, foi criada uma 4ª categoria, classe TOP, de forma a destacar os produtos que dentro da classe A têm uma rotação maior. A Tabela 4.3 apresenta os valores limite dentro de cada classe e no Anexo D podem ser visualizadas as alterações na classificação dos produtos pela introdução da classe TOP.

Tabela 4.3: Classificação ABC dos produtos em função das Vendas Médias

Vendas Médias (VM)	Classificação
$VM \geq 15$	TOP
$15 > VM \geq 8$	A
$8 > VM \geq 5$	B
< 5	C

Contudo, seria simplista estabelecer um *stock* mínimo igual para todos os tamanhos de um produto, já que a distribuição de venda de tamanhos segue, em grande partes dos casos, uma distribuição normal. Foi assim incorporado um conceito não utilizado no seio da SDV: tamanhos centrais. Para tal, foi feita uma análise das vendas agregadas durante o ano de 2019, ao nível da subcategoria de produto para determinar os tamanhos centrais. A Figura 4.3 ilustra a diferença dos patamares de vendas dos tamanhos na subcategoria *Pólo Malha Homem*, tendo sido definidos como tamanhos centrais o M, L e XL.

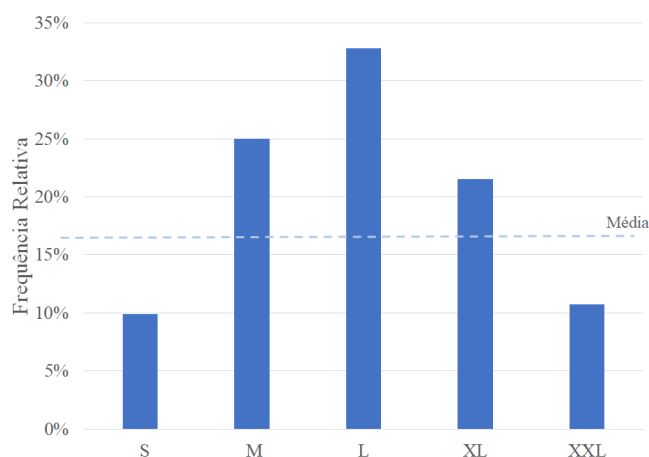


Figura 4.3: Distribuição das vendas no ano 2019 na subcategoria *Pólo Malha Homem*

Os tamanhos centrais permitem portanto uma maior flexibilidade e assertividade na definição do *stock* mínimo, que se encontram definidos no Anexo C.

4.3 Validação do Sistema Desenvolvido e Análise dos Resultados

Depois de desenhada a nova proposta para o sistema de reposição, era necessário medir o seu impacto. Devido ao período atípico enfrentado à data de redação da presente dissertação, no qual as lojas se encontravam fechadas face à pandemia de Codiv-19, não foi possível experimentar o novo sistema enviando com uma pequena amostra de produtos para algumas lojas. Alternativamente, foi montada uma simulação em *Excel*, de forma a replicar a implementação do novo sistema, e assim medir o seu impacto. Apesar de não ser o cenário preferível, o apuramento dos benefícios do novo sistema era condição *sine qua non* para a viabilidade do projeto, já que a sua implementação implica também investimento por parte da SDV com o parceiro logístico, afetando os custos de transporte, ainda por apurar.

4.3.1 Amostra

Por uma questão de complexidade, não foi considerada toda a população de artigos e lojas da CODE, mas sim uma amostra representativa desta mesma população. Os critérios utilizados foram semelhantes aos utilizados anteriormente para a escolha do melhor método de desagregação do potencial de venda à peça:

- Produtos uniformemente distribuídos pela classes de produto e diversificados no espectro da estrutura mercadológica;
- Produtos com *stock* em armazém central e sem transferências durante o período de análise;
- Produtos com entrada em loja antes do período de análise;
- Lojas diversificadas pela classe de loja e representando a dispersão geográfica;
- Lojas que recebem inventário em diferentes dias da semana.

A amostra final contava com 109 produtos-cor e 12 lojas.

O período de análise foi de oito semanas, desde o dia 6 de Outubro de 2019, até ao dia 31 de Novembro de 2019, e foi dividido em três fases:

- Fase de arranque (2 semanas) – período correspondente aos dias de históricos necessários para o modelo de previsão;
- Fase de estabilização (3 semanas) – período necessário para os efeitos da alteração de sistema de reposição de *stock* estabilizarem;
- Fase de monitorização (3 semanas) – período de avaliação dos ganhos da implementação do novo sistema de reposição de *stock*;

Antes de iniciar a simulação foram feitos pequenos ajustes às observações recolhidas, nomeadamente:

- Correção de inventário negativo - por vezes as lojas reportam inventários negativos em certas peças. Para efeitos de análise estes valores foram assumidos como *stock* zero em loja;
- Retificação do dia de entrada de inventário em loja - como não existe nenhum mecanismo de modo às lojas registarem o momento de entrada de *stock* em sistema, a data de entrada em loja é dada pelo momento de saída do armazém central. Foi assim incorporado o tempo de trânsito, de forma a não haver um dessincronização entre os eventos de reposição na simulação e no modelo atual.

4.3.2 Análise de Resultados

De modo a medir o impacto do sistema de reposição desenvolvido através da simulação foram definidos os seguintes indicadores de desempenho:

- Percentagem de dias em rutura;
- Vendas perdidas;
- Quantidade enviada;
- *Stock* médio em loja;
- Excesso de produto;
- Taxa de Sucesso.

Apresentam-se de seguida os resultados obtidos dos indicadores de desempenho mencionados, para o método desenvolvido e método atual utilizado.

Começando pela percentagem de dias em rutura, este indicador foi medido para cada loja (Figura 4.4) e para cada subcategoria (Anexo F.1). Como é visível pela Figura 4.4, as lojas registam uma diminuição abrupta no nível de ruturas e todas elas se encontram abaixo do objetivo traçado, 5%.

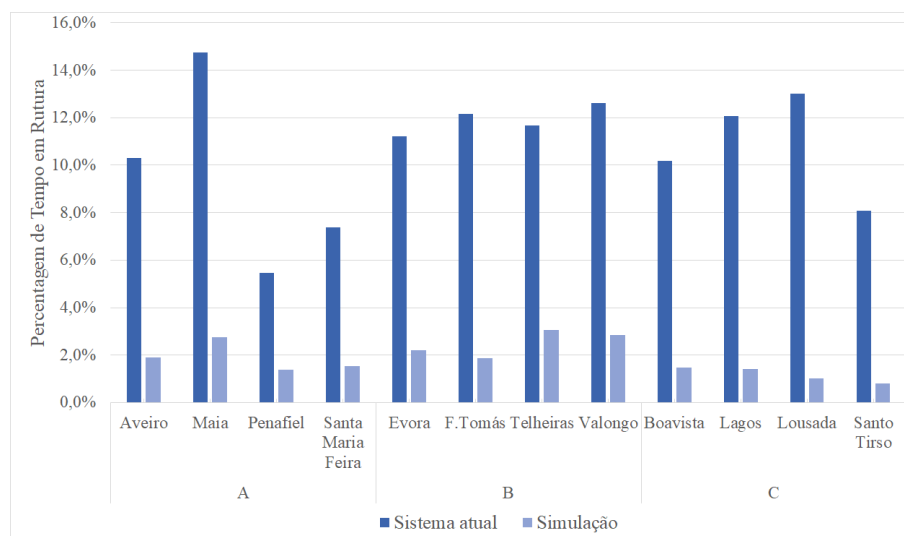


Figura 4.4: Comparação do nível de ruturas no método atual e na simulação

É importante salientar que a simulação não considera variabilidade no *lead time* da reposição, o que poderá não ser verdade, já que o novo sistema exige uma alteração profunda na operação logística - a reposição à peça é um processo mais demorado e complexo do que a reposição ao lote. Por outro lado, a quantidade total enviada também apresenta uma grande diminuição em termos médios e para cada loja (Figura 4.5), o que alivia o trabalho logístico. O *lead time* dependerá de qual destes dois efeitos for mais significativo, o que afeterá o nível de ruturas.

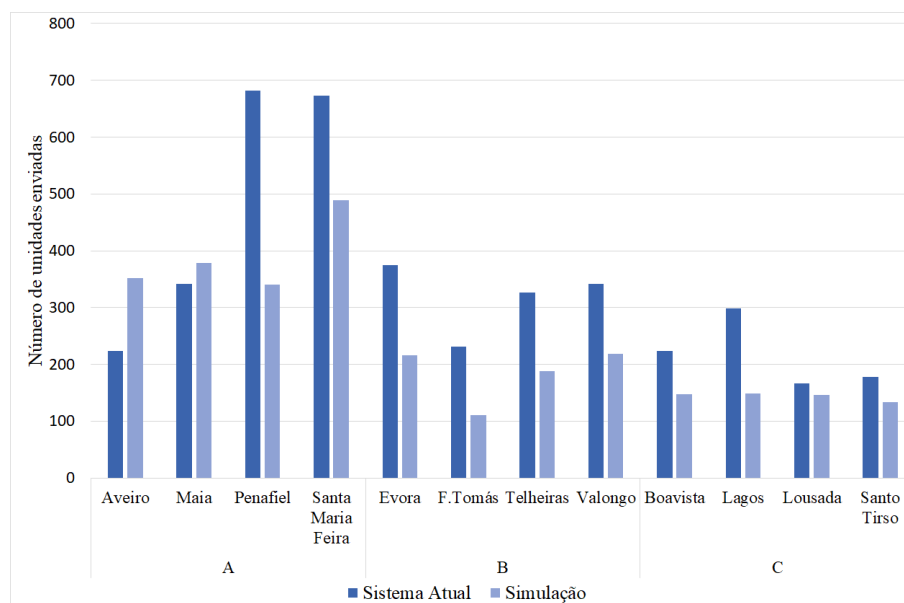


Figura 4.5: Comparação da quantidade enviada no método atual e na simulação

As vendas perdidas correspondem às vendas não realizadas, em valor, por a peça se encontrar em rutura. Este indicador foi medido pelas vendas médias multiplicadas pelos dias em rutura durante

a fase de monitorização. Uma vez que algumas peças apresentavam uma amostra pequena de dias sem rutura para determinar as vendas médias, as vendas médias foram calculadas considerando os dias sem rutura ao longo da estação toda (excluindo o período de saldos). A diminuição das vendas perdidas no modelo desenvolvido corresponde a uma estimativa do aumento do volume de vendas. Esta diminuição na amostra é de 5800€ e representa, face ao volume de vendas da amostra no período de análise, um aumento de 13,68%.

A Figura 4.6 mostra um aumento do *stock* médio diário em loja durante a fase de estabilização face ao sistema atual, que pode ser explicado pela reposição das peças em rutura em loja. No entanto, durante a fase de monitorização, o *stock* médio diário já apresenta uma diminuição, em resposta aos excessos de *stock* em certos artigos, que representa em termos médios uma diminuição de 5,35%. A diminuição do *stock*, uma vez que não é acompanhado por uma diminuição das vendas, pode abrir uma janela de oportunidade para diminuir o investimento na quantidade global de compra de artigos.

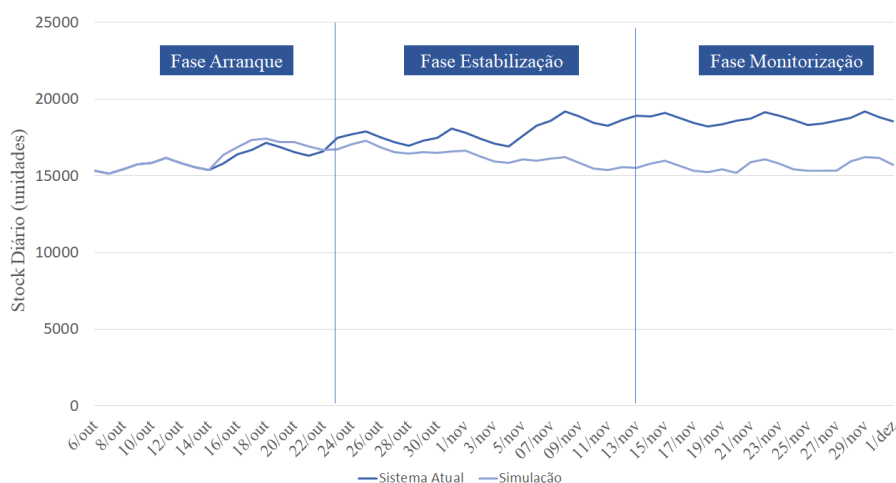


Figura 4.6: Comparação do nível de *stock* médio diário no método atual e na simulação

Por fim, a nível de excesso de *stock* foi difícil de medir de forma precisa, uma vez que resulta de erros de reposições anteriores e do primeiro envio. De forma a isolar o excesso durante a fase de monitorização, foi medido o sucesso pela quantidade enviada em cada evento de reposição e que foi vendida durante as três semanas seguintes, contando para efeitos de vendas, as vendas acima do *stock* existente antes da reposição e do *stock mínimo*. Para esta métrica foram apenas contabilizados os artigos sem ruturas nas semanas subsequentes. A Figura 4.7 resume os resultados obtidos com a simulação, comparando com o sistema atual, para cada quadrante da matriz de classificação produto e loja. É de salientar os ganhos mais significativos do sucesso da reposição nos produtos B e C, transversalmente a cada classe de loja.

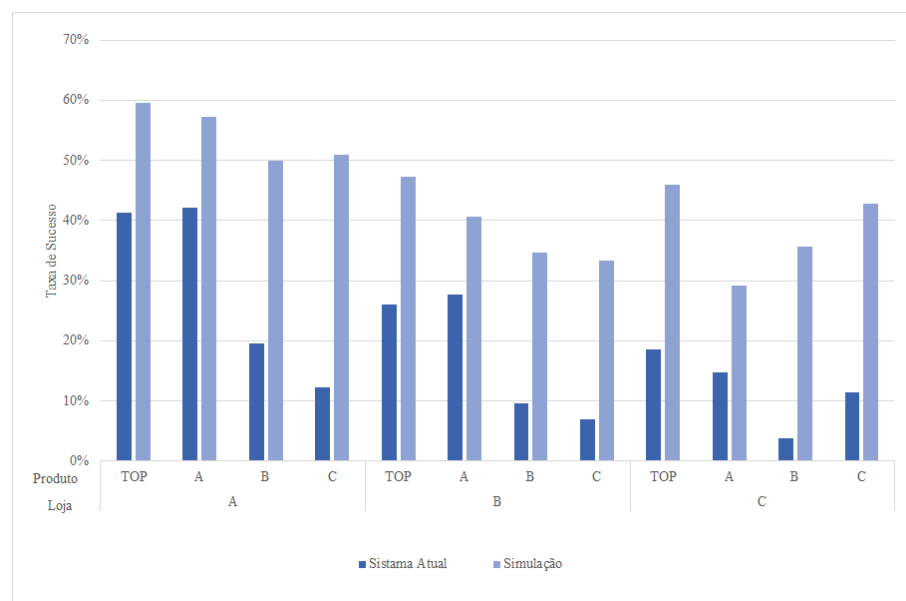


Figura 4.7: Comparação do nível de sucesso para cada classe de loja e produto no sistema atual e simulação do sistema desenvolvido

Capítulo 5

Conclusão e Perspetivas de Trabalho Futuro

O segmento de *fast-fashion* do retalho de moda, que a SDV procura acompanhar, apresenta grandes desafios em relação à gestão da distribuição de inventário para as lojas, nomeadamente na fase de reposição, que foi o foco do projeto. Os principais desafios encontrados no desenvolvimento deste projeto foram:

- Grande variedade de artigos comercializados pela CODE por coleção, com características muito distintas entre si;
- Necessidade de criar uma ferramenta de raiz, que fosse robusta e traduzisse grande parte dos fenómenos particulares do negócio, e ao mesmo tempo fosse de fácil e rápida adaptação por parte dos diferentes *stakeholders*;
- Complexidade das bases de dados e grande quantidade de dados disponíveis, que torna difícil o discernimento da escolha dos dados com maior relevância.

Não obstante dos desafios, o novo sistema proposto apresenta resultados promissores, como prova a simulação.

Com o novo sistema é possível reduzir o nível de ruturas abaixo dos 5%, nível traçado como objetivo para o projeto, o que resulta num aumento de 13,68% no volume de vendas, pela diminuição de vendas perdidas. Este aumento nas vendas traduz-se, extrapolando para toda a rede de lojas, num ganho anual de 4 400 000 €, face ao volume de vendas do ano de 2019.

Em termos de excesso de *stock*, o sucesso de cada evento de reposição passa de 27%, em termos médios, no sistema atual, para 51% no sistema desenvolvido. Esta redução do excesso de *stock* é acompanhado de uma diminuição do *stock* médio em loja de 5,35%, que indica uma possível redução no futuro do investimento em inventário.

No cômputo geral, pode ser afirmado que o sistema desenvolvido foi bem sucedido, já que cumpriu com os objetivos previamente traçados, melhorando ao mesmo tempo o nível de ruturas e excesso, o que, tipicamente não é possível, já que estes índices estão negativamente correlacionados.

Em relação a perspectivas de trabalho futuro, deverá ser dada continuidade ao apuramento e melhoria da ferramenta desenvolvida para a fase de reposição de inventário.

Os principais pontos a ser analisados para possíveis melhorias são:

- Redefinição da estrutura mercadológica, através da homogeneização das categorias e criação de atributos para produtos que possuam comportamentos de venda distintos (ver Anexo E);
- Estudo de impacto do aumento da eficiência registada no processo de compra de *stock*, que permitirá reduzir custos de inventário;
- Implementação de um sistema de monitorização do modelo de previsão e dos indicadores identificados para o níveis de rutura e sucesso, como ferramenta que permite um processo de decisão mais assertivo, rápido e menos dependente de fatores subjetivos, como a proatividade e intuição de gestores de *stock*

Bibliografia

- Abernathy, F. H. (1999). *A stitch in time : lean retailing and the transformation of manufacturing—lessons from the apparel and textile industries*. Oxford University Press.
- Barnes, L. and Lea-Greenwood, G. (2006). Fast fashioning the supply chain: shaping the research agenda. *Journal of Fashion Marketing and Management*, 10(3):259–271.
- Brooks, A. (2015). Systems of provision: Fast fashion and jeans. *GEOF Geoforum*, 63:36–39.
- Cachon, G. P. and Swinney, R. (2009). *The value of fast fashion: rapid production, enhanced design, and strategic consumer behavior*. Stanford University.
- Caro, F. and Gallien, J. (2007). Inventory management of a fast-fashion retail network.
- Caro, F. and Martínez-De-Albéniz, V. (2015). *Fast fashion: Business model overview and research opportunities*, volume 223.
- Christopher, M. and Peck, H. (1997). Managing Logistics in Fashion Markets. *The International Journal of Logistics Management*, 8(2):63–74.
- Cline, E. L. (2013). *Overdressed : the shockingly high cost of cheap fashion*. Portfolio/Penguin.
- Correa, J. (2007). *Optimization of a fast-response distribution network*. PhD thesis, Massachusetts Institute of Technology.
- Garro, A. (2011). *New product demand forecasting and distribution optimization : a case study at Zara*. PhD thesis, Massachusetts Institute of Technology.
- Gonçalves, J. F. (2000). *Gestão de aprovisionamentos*. Publindústria, Porto.
- Iannone, R., Ingenito, A., Martino, G., Miranda, S., Pepe, C., and Riemma, S. (2013). Merchandise and Replenishment Planning Optimisation for Fashion Retail.
- Kelley, R. A. (2013). *Inventory Redistribution Optimization in the Fast Fashion Industry*. PhD thesis, Massachusetts Institute of Technology.
- Kolassa, S. and Schütz, W. (2007). Advantages of the MAD/mean ratio over the MAPE. *Foresight: The International Journal of Applied Forecasting*, 6:40–43.
- Lanzilotto, A., Gnoni, M. G., Martino, G., Iannone, R., and 2014, t. S. S. F. T. (2014). Impact analysis of a cross-channel strategy in the fashion retail industry: A conceptual framework. *Proc. Summer Sch. Francesco Turco Proceedings of the Summer School Francesco Turco*, 09-12-September-2014:58–63.

- Miller, K. (2013). Hedonic customer responses to fast fashion and replicas. *Journal of Fashion Marketing and Management*, 17(2):160–174.
- Rushton, A., Croucher, P., and Baker, P. (2006). *The Handbook of Logistics and Distribution Management*.
- Siegle, L. (2011). *To die for : is fashion wearing out the world?* Fourth Estate.
- Smith, S. A. and Achabal, D. D. (1998). Clearance Pricing and Inventory Policies for Retail Chains. *manascie Management Science*, 44(3):285–300.
- Zhang, S. and Fitzsimons, G. J. (1999). Choice-Process Satisfaction: The Influence of Attribute Alignability and Option Limitation. *Organizational behavior and human decision processes*, 77(3):192–214.

Anexo A

Potencial de venda

Tabela A.1: Erros para cada método de potencial de venda e classes de produtos

Método	Produto	MAD	MAD/Mean	ME	MSE
2A	A	-0,005	1,266	0,138	0,138
	B	0,012	0,793	0,502	0,582
	C	0,003	1,022	0,219	0,199
	Total	0,002	0,922	0,262	0,277
2B	A	0,012	1,224	0,133	0,090
	B	0,014	0,733	0,464	0,496
	C	0,002	1,006	0,215	0,165
	Total	0,009	0,876	0,249	0,224
2C	A	0,015	1,210	0,132	0,099
	B	0,020	0,799	0,505	0,571
	C	0,009	1,029	0,220	0,196
	Total	0,015	0,919	0,261	0,258
3	A	-0,043	0,391	0,043	0,055
	B	-0,291	0,460	0,291	0,542
	C	-0,092	0,430	0,092	0,124
	Total	-0,126	0,442	0,126	0,209

Anexo B

Fator de sazonalidade

Tabela B.1: Comparação de métodos e classe de produto para o fator de sazonalidade

Método	Produto	MAD	MAD/Mean	ME	% Erro absoluto ≤ 1
I	A	-0,005	1,220	-0,101	71%
	B	0,012	1,056	-0,035	69%
	C	0,003	1,356	-0,062	77%
	Total	1,064	1,262	-0,070	71%
II	A	0,886	1,052	-0,052	83%
	B	0,892	1,016	-0,117	82%
	C	0,849	0,880	0,036	90%
	Total	0,886	1,052	-0,052	83%
III	A	0,769	0,913	-0,266	70%
	B	0,809	0,922	-0,324	64%
	C	0,729	0,798	-0,243	72%
	Total	0,769	0,913	-0,266	70%

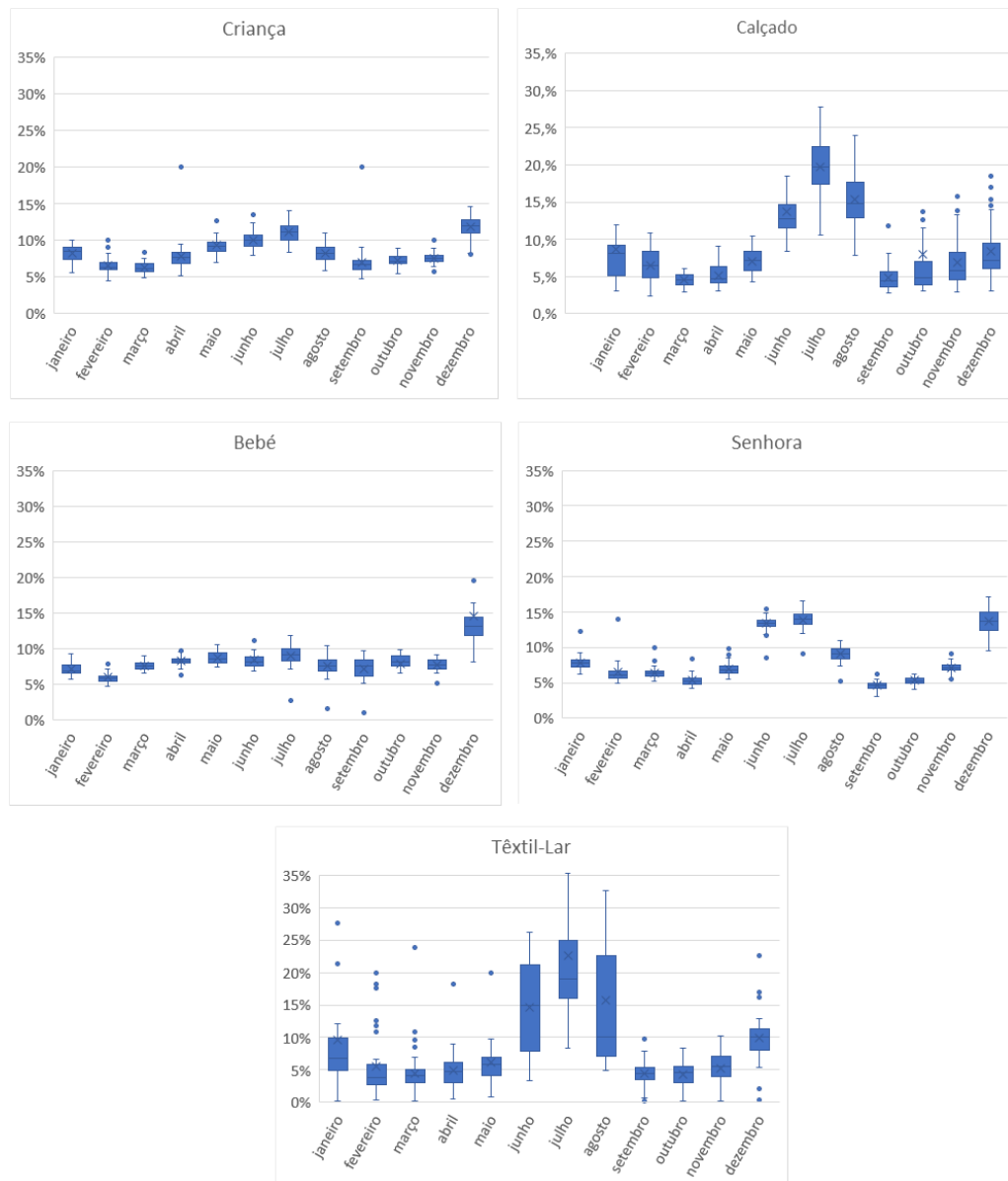


Figura B.1: Comparação da sazonalidade em cada Divisão e variação nas diferentes lojas

Anexo C

Stock Mínimo

Tabela C.1: Definição de *stock* mínimo por classe de produto, classe loja e tamanho central

Classe Loja	Classe Produto	Tamanho Central (Sim/Não)	Stock Mínimo
A	TOP	Sim	4
	A	Sim	3
	B	Sim	2
	C	Sim	1
B	TOP	Sim	3
	A	Sim	2
	B	Sim	1
	C	Sim	1
C	TOP	Sim	2
	A	Sim	2
	B	Sim	1
	C	Sim	1
A	TOP	Não	2
	A	Não	2
	B	Não	1
	C	Não	1
B	TOP	Não	2
	A	Não	2
	B	Não	1
	C	Não	1
C	TOP	Não	2
	A	Não	2
	B	Não	1
	C	Não	1

Anexo D

Classificação dos Produtos

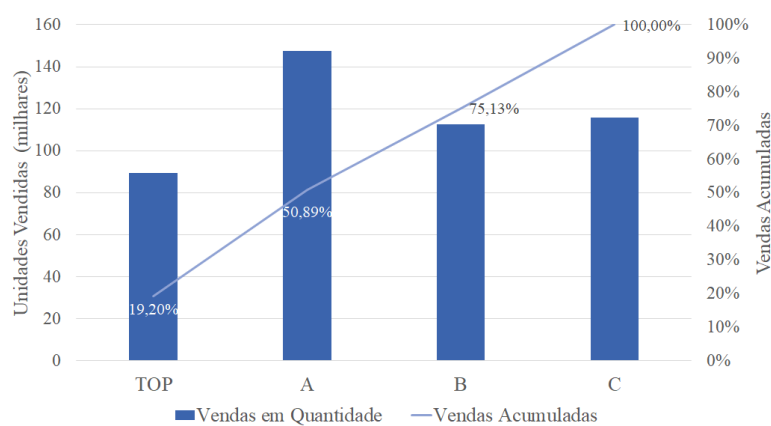


Figura D.1: Peso de cada categoria de produto depois da introdução da classe TOP

Tabela D.1: Quantidade relativa de produtos e peso das vendas em cada categoria depois da introdução da classe TOP

Classe Produto	Número de Produtos (%)	Volume de Vendas (%)
TOP	4,82%	19,20%
A	20,69%	31,70%
B	22,08%	24,24%
C	52,41%	24,87%

Anexo E

Subcategorias

Foi feita uma análise à homogeneidade das subcategorias, de forma a perceber se havia diferenças significativas no comportamento de vendas dos produtos a esta pertencentes.

De facto, apesar de regra geral os produtos seguirem uma distribuição de vendas por tamanhos sem diferenças significativas, em certos casos estas são mais evidentes. A Figura E.1 exemplifica o caso da subcategoria *Camisa MC 3/4 Senhora*, em que o produto 203396 vende mais tamanhos grandes (XL e XXL), o que contrapõe a média da própria subcategoria. Por contraste o produto 203324, que vende mais tamanhos pequenos (S e M).

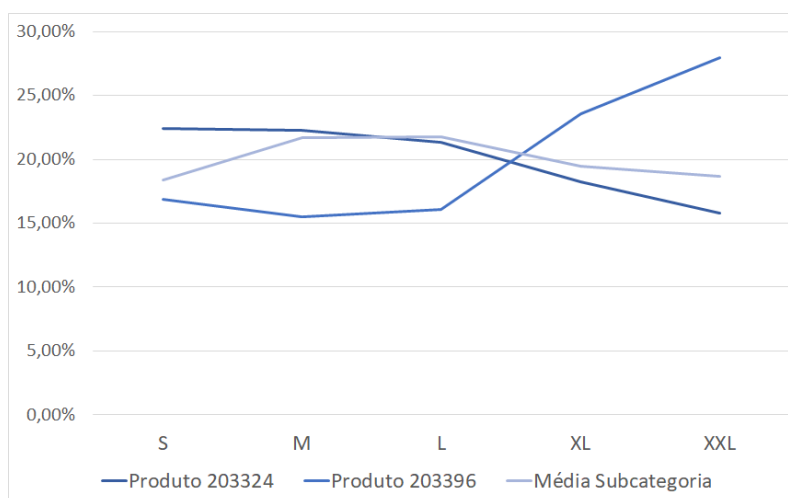


Figura E.1: Diferentes comportamentos de vendas por tamanhos de produtos da subcategoria *Camisa MC 3/4 Senhora*

Estas diferenças podem ser explicadas pelo *design* do próprio produto, já que o produto 203396 se enquadra num modelo mais largo (Figura E.2) e o produto 203324 num modelo mais cintado e curto (Figura E.3). Para contornar este facto poderia ser explorada a hipótese de serem criados atributos que distinguíssem os produtos dentro de cada subcategoria, em função das expectativas de vendas por tamanhos.



Figura E.2: Produto 203396



Figura E.3: Produto 203324

Anexo F

Nível de Ruturas por Subcategoria

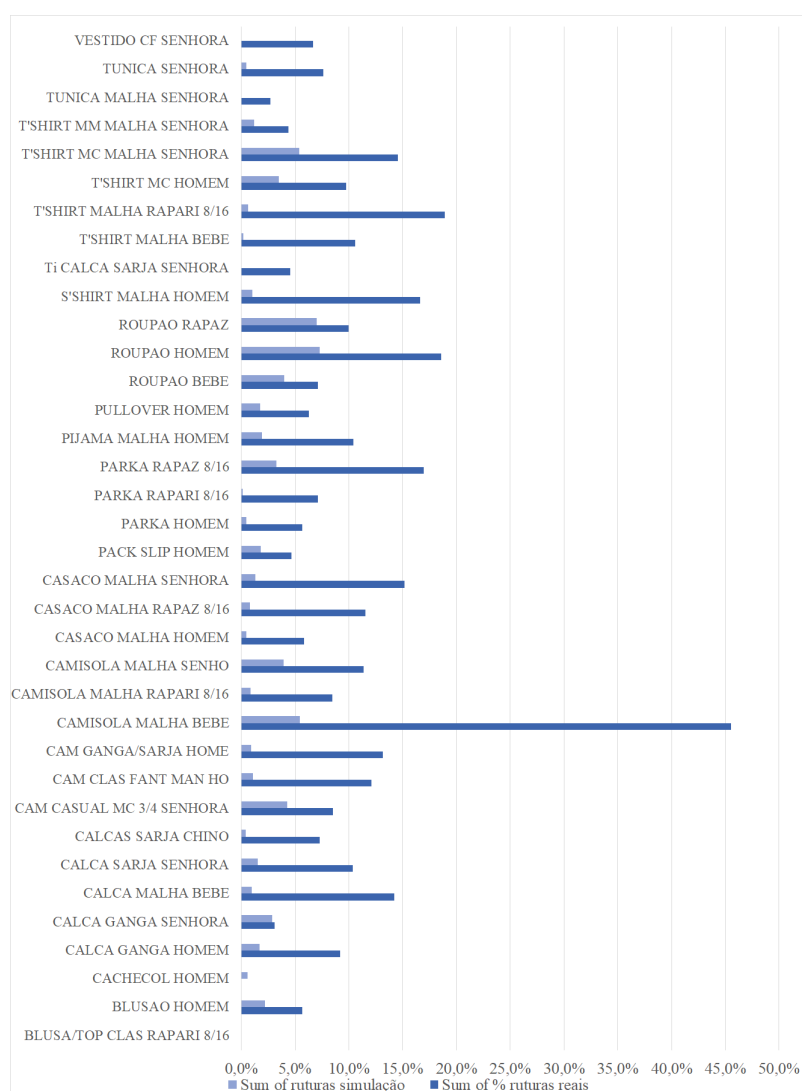


Figura F.1: Comparação do Nível de ruturas por subcategoria no método atual e na simulação