



UNIVERSIDADE DE
COIMBRA

Rita Margarida Cruz Pereira

**APLICAÇÃO E ANÁLISE DE UM MODELO DE GESTÃO
DE STOCKS NA INDÚSTRIA CERÂMICA**

**Dissertação no âmbito do Mestrado em Engenharia e Gestão Industrial
orientada pelo Professor Doutor Samuel de Oliveira Moniz e apresentada ao
Departamento de Engenharia Mecânica, da Faculdade de Ciências e Tecnologia
da Universidade de Coimbra.**

julho de 2020



FCTUC FACULDADE DE CIÊNCIAS
E TECNOLOGIA
UNIVERSIDADE DE COIMBRA

DEPARTAMENTO DE
ENGENHARIA MECÂNICA

Aplicação e análise de um modelo de gestão de stocks na indústria cerâmica

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

Application and analysis of a stock management model in the ceramic industry

Autor

Rita Margarida Cruz Pereira

Orientador

Professor Doutor Samuel de Oliveira Moniz

Júri

Presidente	Professora Doutora Aldora Gabriela Gomes Fernandes Professora Auxiliar da Universidade de Coimbra Professor Doutor Cristóvão Silva
Vogais	Professor Auxiliar da Universidade de Coimbra Professor Doutor Samuel de Oliveira Moniz Professor Auxiliar da Universidade de Coimbra
Orientador	Professor Doutor Samuel de Oliveira Moniz Professor Auxiliar da Universidade de Coimbra

Colaboração Institucional

PAVIGRÉS[®]
GRUPO

Pavigrés Cerâmicas S.A.

Coimbra, julho, 2020

A menos que modifiquemos a nossa maneira de pensar, não seremos capazes de resolver os problemas causados pela forma como nos acostumamos a ver o mundo.

Albert Einstein

Agradecimentos

A finalização desta etapa da minha vida só foi possível com o apoio de algumas pessoas e, por isso, não poderia deixar de manifestar uma palavra de agradecimento.

Começo por agradecer à minha família, aos meus pais e aos meus irmãos. Obrigada por todo o carinho, pelo orgulho demonstrado e por todo o apoio incondicional que me deram. Sem eles nada disto teria sido possível.

Um especial obrigada à minha mãe pelo exemplo que é para mim, por toda a força e coragem e por toda a motivação que me deu para que chegasse até aqui. A ela dedico este projeto.

Quero agradecer ao meu orientador, Professor Doutor Samuel Moniz, por ter acreditado em mim, por toda a disponibilidade, conhecimento, orientação e rigor e pela sua visão crítica e oportuna que me permitiram fazer o meu melhor nesta etapa importante da minha vida.

Ao grupo Pavigrés Cerâmicas S.A., em especial à Grespor, obrigada pela oportunidade oferecida e pela forma como me receberam. Agradeço também ao Eng. Nelson Afonso por toda a disponibilidade, pela ajuda prestada e por me ter acompanhado, à Eng. Daisy por toda a cooperação e simpatia, ao Sr. Manuel Couceiro pela paciência e pelo interesse que manifestou e, por último, ao Dr. Paulo Moura por toda a disponibilidade demonstrada.

Não poderia deixar de agradecer a uma grande amiga, à Catarina. Obrigada pela amizade, pelas aventuras e por todo o apoio incondicional.

À Inês, ao Bernardo e ao Pepe um obrigada pelo companheirismo e por todas as memórias que ficam de Coimbra.

Por último, mas não menos importante, quero agradecer ao João por ter caminhado ao meu lado e por toda a compreensão demonstrada.

A todos, o meu muito OBRIGADA!

Resumo

O presente relatório contempla um caso de estudo desenvolvido na Grespor, uma empresa do ramo cerâmico. Inserida numa indústria com algum grau de incerteza, a Grespor tem vindo a encarar desafios inerentes à gestão de *stocks*, resultantes da procura irregular dos seus produtos e da interdependência das suas produções. Neste sentido, devido aos problemas que advêm da complexidade desta tarefa, a empresa pretende adotar melhores práticas nesta área com a adoção de um modelo de reposição de *stocks* que até então não existe.

O objetivo deste trabalho passa por desenvolver uma abordagem de gestão de *stocks*, de forma a criar um sistema de reaprovisionamento robusto e eficiente. Neste sentido, torna-se importante determinar um modelo de gestão de *stocks* de *big bags* que indique quando é que devem ser feitas as revisões e em que valores é que o nível de *stock* deve situar-se para cada produto, impedindo ruturas e excessos de *stock*.

Através do estado da arte foi proposta uma metodologia de implementação de um modelo de gestão de *stocks*. Numa primeira análise procurou-se compreender as características de cada produto e todos os fatores que condicionavam a produção de pó atomizado. Prosseguiu-se com a classificação dos produtos tanto a nível da sua relevância para a empresa, como a nível do comportamento da procura. Consoante os padrões da procura obtidos, foram aplicados métodos de previsão da procura e foi definida uma política de *stocks* de revisão periódica, a heurística de Naddor, com diferentes níveis de desempenho tendo em conta a análise ABC/XYZ. Após definidos os parâmetros da heurística, foi importante estruturar uma estratégia de implementação gradual deste novo modelo para que a empresa pudesse adotá-lo de forma simples e coerente.

Após a proposta de resolução do problema central, foi sugerida uma reorganização da zona de armazenagem, uma vez que a alocação dos produtos era feita de forma aleatória, tornando a sua localização complexa e confusa.

Palavras-chave: Gestão de *Stocks*, Previsão da Procura, Planeamento da Produção, Heurística de Naddor, Modelos de *Stock*.

Abstract

This report presents the results of a case study developed in the ceramic company Grespor. Grespor has been facing inherent challenges in stock management, resulting from the changing demand for its products and the interdependence of its production. Therefore, due to the problems that arise from the complexity of this task, the company intends to adopt better practices by implementing a stock replacement model.

This study aims to develop a stock management approach in order to create a robust and efficient replenishment system. Taking this into account, it is essential to determine a stock management model for big bags, that indicates when revisions should be made and what are the appropriate values of stock level for each product, preventing stock ruptures and excess stocks.

Through the state-of-the-art, this paper proposes a methodology for implementing a stock management model. Firstly, a study is conducted to understand the characteristics of each product and all the factors that condition the production of atomized powder. Secondly, the products are sorted both in terms of their relevance to the company and its demand behavior. According to the demand patterns that have been obtained, demand forecasting methods are applied, and a periodic review stock policy is defined, the Naddor's heuristic, with different levels of performance taking into account the ABC / XYZ analysis. Once the parameters of the heuristic have been defined, it is crucial to structure a strategy for the gradual implementation of this new model so that the company can apply it simply and coherently.

After the proposal to solve the central problem, it is suggested a reorganization of the storage area, since the allocation of products was made randomly, making their location complex and confusing.

Keywords: Stock Management, Demand Forecasting, Production Planning, Naddor's Heuristic, Inventory Models.

Índice

Índice de Figuras	xi
Índice de Tabelas	xiii
Siglas	xv
1. Introdução	1
2. Enquadramento Teórico	3
2.1. Gestão da Cadeia de Abastecimento e Logística	3
2.1.1. Gestão de <i>Stocks</i>	4
2.2. Indicadores de <i>Stocks</i>	6
2.3. Classificação de <i>Stocks</i>	7
2.3.1. Análise ABC	7
2.3.2. Análise XYZ	8
2.3.3. Análise ABC/XYZ	9
2.3.4. Categorização da Procura	10
2.4. Previsão da Procura	13
2.4.1. Erros de Previsão	17
2.5. Modelos de Gestão de <i>Stocks</i>	17
2.5.1. Heurística de Naddor	21
2.6. Alocação de Produtos na Zona de Armazenagem	23
3. Caso de Estudo	27
3.1. Apresentação da Empresa	27
3.2. Processo Produtivo de Pó Atomizado	28
3.3. Armazenagem de Pó Atomizado	30
4. Metodologia	33
5. Implementação da Metodologia	35
5.1. Recolha e Análise do Dados	35
5.2. Atualização da Lista de Pós Atomizados	38
5.3. Indicadores de Gestão de <i>Stocks</i>	39
5.4. Classificação do <i>Stock</i>	40
5.4.1. Análise ABC	41
5.4.2. Análise XYZ	42
5.4.3. Análise ABC/XYZ	43
5.4.4. Categorização da Procura	51
5.5. Previsão da Procura	53
5.6. Modelos de Gestão de <i>Stocks</i>	59
5.6.1. Heurística de Naddor	60
5.6.2. Estratégia de Implementação	69
5.7. Alocação dos Produtos na Zona de Armazenagem	71
6. Conclusão	75
Referências Bibliográficas	79
Anexo A	83

Anexo B.....	85
Anexo C.....	87
Anexo D.....	89
Anexo E.....	91
Anexo F.....	93
Anexo G.....	95
Anexo H.....	97
Anexo I.....	99
Anexo J.....	101

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Trinómio das dimensões da gestão logística (Fonte: adaptado de Carvalho et al., (2012))	4
Figura 2. Matriz ABC/XYZ (Fonte: Autoria própria, com base em Kourentzes (2016))	9
Figura 3. Esquema de classificação dos padrões da procura (Fonte: Adaptado de Velagic, 2012).....	12
Figura 4. Matriz de classificação dos padrões da procura (Fonte: Adaptado de Syntetos et al., 2005a)	12
Figura 5. Formação do grupo Pavigrés Cerâmicas S.A.....	27
Figura 6. Processo produtivo de pó atomizado.....	30
Figura 7. Metodologia aplicada	33
Figura 8. Fluxograma do processo de resposta às encomendas dos clientes.....	36
Figura 9. O mesmo produtos com designações diferentes	39
Figura 10. Análise de Pareto.....	42
Figura 11. Exemplos da evolução da procura dos produtos Cinza Steel e Uni Estanho	45
Figura 12. Exemplos da evolução dos níveis de <i>stock</i> dos produtos Malveira GR e Branco Neve L	46
Figura 13. Exemplos da evolução da procura dos produtos Branco L e Uni Metal	46
Figura 14. Exemplos da evolução dos níveis de <i>stock</i> dos produtos Uni Prata e Uni Carvão	47
Figura 15. Exemplos da evolução da procura e dos níveis de <i>stock</i> do produto Búzios	47
Figura 16. Exemplos da evolução da procura dos produtos Uni Céu e Uni Lima	48
Figura 17. Exemplos da evolução dos níveis de <i>stock</i> dos produtos Uni Menta e Fino Estanho	48
Figura 18. Exemplos da evolução da procura dos produtos Ocre L e Fino Zinco	49
Figura 19. Exemplos da evolução dos níveis de <i>stock</i> dos produtos Alaska GR e Areia....	49
Figura 20. Exemplificação do comportamento dos padrões de procura presentes nos produtos da Grespor	52
Figura 21. Apresentação dos cenários testados	65
Figura 22. Apresentação do cenário escolhido	68
Figura 23. Diagrama de Gantt	70
Figura 24. <i>Layout</i> da zona de armazenagem	74
Figura 25. Organograma geral da Pavigrés Cerâmicas, S.A. (Fonte: Adaptado de Pavigrés Cerâmicas, S.A.).....	83

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 1. Avaliação da precisão dos dados da procura retirados das AN.....	37
Tabela 2. Quadro resumo da atualização da lista de produtos.....	39
Tabela 3. Distribuição dos itens de acordo com a Análise ABC.....	42
Tabela 4. Matriz da análise ABC/XYZ	44
Tabela 5. Média da taxa de rotação consoante a classificação ABC/XYZ	50
Tabela 6. Média da taxa de cobertura (em meses) consoante a classificação ABC/XYZ...	50
Tabela 7. Distribuição dos produtos consoante a categorização da procura	52
Tabela 8. Fusão da análise ABC/XYZ com a categorização da procura.....	53
Tabela 9. Comparação dos erros médio dos métodos de previsão (pó atomizado: Uni Mineral)	56
Tabela 10. Distribuição dos métodos com melhor desempenho na procura errática	57
Tabela 11. Distribuição dos métodos com melhor desempenho na procura irregular	57
Tabela 12. Exemplificação do cálculo de T0 mínimo considerando o tempo médio entre produções.....	62
Tabela 13. Função inversa da distribuição normal consoante nível de serviço.....	63
Tabela 14. Cálculos intermédios para a aplicação da heurística de Naddor.....	63
Tabela 15. <i>Stock</i> máximo de <i>big bags</i> para cada cenário	66
Tabela 16. Apresentação dos novos cenários	68
Tabela 17. Medidas a serem implementadas	69
Tabela 18. Capacidade de cada zona de armazenamento	71
Tabela 19. Análise ABC com o critério da procura	72
Tabela 20. Distribuição dos produtos por grupo nas zonas de armazenagem.....	73
Tabela 21. Lista atualizada de pós atomizados.....	85
Tabela 22. Taxas de rotação e de cobertura.....	87
Tabela 23. Análise ABC	89
Tabela 24. Análise XYZ.....	91
Tabela 25. Categorização da procura	93
Tabela 26. Fusão da análise ABC/XYZ e da categorização da procura.....	95
Tabela 27. T ₀ mínimo considerando um intervalos entre produções diferentes.....	97
Tabela 28. Parâmetros da gestão de <i>stock</i> com a respetiva análise ABC/XYZ e níveis de serviço	99

Tabela 29. Localização dos produtos por zona 101

SIGLAS

ADI – *Average Demand Interval*

AES – Alisamento Exponencial Simples

AN – Análise de Necessidades

CV – Coeficiente da Variância

ME – *Mean Error*

MSE – *Mean Square Error*

QEE – Quantidade Económica de Encomenda

SBA – *Syntetos & Boylan Approximation*

SCM – *Supply Chain Management*

SIGEP – Sistema Integrado de Gestão de Empresas e Pessoas

TSB – Teunter, Syntetos & Babai

1. INTRODUÇÃO

Na logística não há como ignorar a presença de *stocks*, visto que representam uma parcela significativa nos custos de uma empresa (Ballou, 2004). A confiabilidade inerente à armazenagem de produtos, bem como a sua vertente financeira são as principais preocupações na gestão de *stocks* que obrigam os gestores a repensar a abordagem que devem seguir.

A gestão de *stocks* é responsável por organizar a disponibilidade dos produtos de forma a satisfazer as exigências dos clientes, tratando-se de um problema de otimização entre os níveis de serviço e os custos totais. Neste seguimento, uma gestão eficiente e eficaz dos *stocks* passa pela análise de todo o sistema de informação, pela definição de estratégias para os diferentes produtos e, conseqüentemente, pela formulação de previsões e pela determinação de quanto e quando encomendar sem que haja ruturas e excessos de *stock*. Desta forma, é possível alcançar a melhor qualidade de serviço a um custo mínimo.

Este projeto tem como base um caso de estudo concedido pela Grespor, pertencente ao Grupo Pavigrés Cerâmicas, S.A., uma indústria cerâmica portuguesa. Devido à imprevisibilidade da procura do setor cerâmico, torna-se difícil prever a procura e definir modelos de gestão de *stocks*. Assim, a Grespor sente a necessidade de ter um sistema de reaprovisionamento mais robusto e mais responsivo, de forma a otimizar as suas medidas de desempenho, os custos de aprovisionamento e o nível de serviço que oferece.

O objetivo principal deste trabalho passa por construir um sistema de gestão de *stocks* de *big bags*. Os *big bags* são sacos de uma tonelada de pó atomizado grés porcelânico utilizado para a produção de formatos pequenos (peças complementares), sendo que a produção de pó para este tipo de formatos é feita através de uma estratégia *make-to-stock*. Mais detalhadamente, o que se pretende é aplicar um modelo de gestão de *stocks* que tenha em consideração não só a flutuação da procura, mas também o planeamento da produção da unidade Grespor, com o intuito de aumentar a rotatividade dos produtos e impedir ruturas e excessos de *stock*. Posteriormente, foi-me proposto um novo desafio, a reorganização da zona de armazenagem com os novos parâmetros do modelo de gestão de *stocks*, de forma a diminuir as distâncias percorridas e o tempo despendido na localização dos produtos pela zona de armazenagem.

Este relatório encontra-se dividido em 5 partes. O primeiro capítulo diz respeito à introdução, onde é feita uma pequena apresentação do tema, bem como dos objetivos traçados para o trabalho desenvolvido. No segundo capítulo é feita uma revisão da literatura, de forma a enquadrar as ferramentas e as metodologias que irão ser desenvolvidas e implementadas de acordo com as características do sistema analisado. O terceiro capítulo resume-se à apresentação da empresa e do caso de estudo de forma detalhada. No quarto capítulo, será exposta a metodologia seguida para resolver o caso estudo. Por conseguinte, no quinto capítulo serão desenvolvidas as várias análises abordadas no estado da arte e serão apresentados os seus resultados. Por fim, no último capítulo é feita uma síntese das ideias principais e dos resultados apresentados ao longo do trabalho e são sugeridas propostas de trabalhos futuros.

2. ENQUADRAMENTO TEÓRICO

Este capítulo irá servir de suporte para as ferramentas e metodologias aplicadas neste caso de estudo. Com todas as vertentes da gestão de *stocks* e devido à complexidade da conjugação das características dos produtos com a sua procura, é feita uma pesquisa fundamentada para que seja possível identificar a estratégia a utilizar.

Neste seguimento, serão abordados, de forma descritiva, alguns conceitos relacionados com a gestão da cadeia de abastecimento, indicadores de gestão de *stocks*, classificação de *stocks* consoante as suas características e a sua procura, métodos de previsão da procura, modelos de gestão de *stocks* e, por fim, abordagens de alocação de produtos na zona de armazenagem.

2.1. Gestão da Cadeia de Abastecimento e Logística

Os conceitos de logística e gestão da cadeia de abastecimento (*Supply Chain Management* – SCM) são muitas vezes confundidos. Segundo Cooper (1997), o *Council of Logistics Management* (1986) definiu a logística como o processo de planear, implementar e controlar de forma eficiente e económica o fluxo e o armazenamento de matérias-primas, *stock in-process* e produtos acabados, bem como o fluxo de informação associado, desde o ponto de origem até ao ponto de consumo, com o objetivo de atender aos requisitos do consumidor. Por sua vez, *The International Center for Competitive Excellent* (1994) definiu a SCM como a integração dos processos industriais e comerciais que fornecem produtos, serviços e informações que agregam valor aos clientes, desde os fornecedores primários até ao cliente final.

Neste sentido, é necessário integrar as operações comerciais na cadeia de abastecimento que vão além da logística, mantendo sempre o foco no cliente. Assim, o grande objetivo da gestão da cadeia de abastecimento, bem como da logística é ter os bens e/ou serviços certos, no momento certo e nas condições desejadas, com o menor custo possível e com o maior retorno de investimento (Ballou, 2004).

A Figura 1 sintetiza as principais dimensões da logística: o tempo, o custo e a qualidade do serviço. Assim, para fazer uma boa gestão da logística é necessário estabelecer

raciocínios e decisões através de *trade-offs* entre as dimensões, de acordo com os objetivos da organização (Carvalho, 2012). Para fazer uma boa conjugação entre o tempo e o custo, a organização deve ser ágil; no caso de pretender ter uma boa conjugação entre o tempo e a qualidade de serviço, a organização deve ser responsiva; e caso queira obter uma boa conjugação entre o custo e a qualidade do serviço, a organização deve ser sustentável.

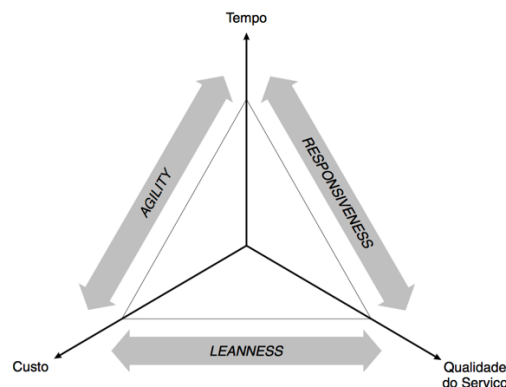


Figura 1. Trinómio das dimensões da gestão logística (Fonte: adaptado de Carvalho et al., (2012))

2.1.1. Gestão de Stocks

A capacidade de criar e posicionar melhor os *stocks* na cadeia de abastecimento é, sem dúvida, uma vantagem competitiva difícil de alcançar. Os *stocks* são acumulações de matérias-primas, materiais *in-process* e/ou produtos acabados que surgem nos vários pontos do canal de produção e de logística das empresas (Ballou, 2004). Por sua vez, a gestão de *stocks* é a atividade responsável por flexibilizar a capacidade responsiva das empresas, através da coordenação da procura, do planeamento da produção e da distribuição.

Apesar da armazenagem não acrescentar valor ao produto (Carvalho, 2012), os *stocks* são fundamentais para a SCM, uma vez que afetam diretamente os custos totais e o nível de serviço. As principais razões que levam as empresas a manterem *stocks* são:

- reduzir os custos de transporte e de produção, através de incentivos nas atividades de compras e transportes e através de produções em escala;
- encontrar um equilíbrio entre a capacidade de oferta e de procura, encobrendo, assim, a incompatibilidade entre estes dois fatores;
- auxiliar o processo de produção. Os *stocks* podem atuar como buffers em situações críticas e permitir a uniformização dos lotes de produção;
- colaborar no processo de comercialização, através de entregas mais rápidas;
- garantir um elevado nível de serviço.

Os *stocks* têm como principal objetivo oferecer uma base de suporte ao atendimento ao cliente, à logística e à produção, de forma a atender a procura a um custo mínimo. Assim, é necessário achar um equilíbrio entre o serviço ao cliente que a empresa pretende prestar e os custos totais.

Os cumprimentos das exigências dos clientes refletem-se no nível de serviço que a empresa pretende oferecer. Este indicador pode ser influenciado pela localização do armazém, pela quantidade económica de encomenda ou, até mesmo, pelo *stock* de segurança definido. O nível de serviço pode ser medido através do rácio entre o número de encomendas anuais não satisfeitas e o total de encomendas. Normalmente, as empresas definem o nível de serviço que pretendem prestar aos seus clientes, direcionando o desafio para a minimização do número de encomenda não satisfeitas.

Segundo Carvalho (2012), os custos totais podem ser calculados através da melhor combinação entre os custos de aquisição, os custos de posse, os custos de encomenda e os custos de rutura. Os custos de aquisição dizem respeito ao preço ou ao custo de fabricação de cada produto. Os custos de posse referem-se aos custos de armazenamento, que estão associados a instalações físicas, equipamentos, recursos humanos, impostos, entre outros; aos custos de oportunidade de capital, que é um custo que está associado ao facto de a empresa investir o capital em *stock*, em vez de investir noutra aplicação financeira; e, por último, aos custos de obsolescência que ocorrem quando um produto se torna obsoleto (este custo só deve ser considerado caso haja uma grande probabilidade do produto se tornar obsoleto). Os custos de encomenda estão relacionados com os custos de lançamento e receção de cada encomenda, incluindo os custos de comunicações e transportes. Por fim, os custos de rutura que estão associados às vendas perdidas e aos pedidos em atraso.

Embora existam custos de posse associados aos *stocks*, estes são considerados como custos de oportunidade. Através da implementação de *stocks*, é possível diminuir os custos operacionais a partir do aumento da eficiência da produção e dos transportes.

Relacionando os dois conceitos chave, o aumento do nível de serviço, traduz-se num aumento dos custos associados ao *stock*. Assim, um elevado nível de *stock* leva a um elevado custo de posse e a um elevado risco de obsolescência, no entanto conduz a um elevado nível de serviço que se vai refletir num aumento de receitas. Em contrapartida, um baixo nível de *stock* leva a reduzidos custos de posse, contudo gera elevados custos de rutura e um reduzido nível de serviço que pode resultar na perda de clientes. Em modo de

conclusão, torna-se essencial encontrar um equilíbrio entre estes dois objetivos extremos, a maximização do nível de serviço e a minimização dos custos totais.

2.2. Indicadores de Stocks

Os indicadores de gestão de *stocks* ajudam a identificar e a avaliar possíveis problemas que a empresa tenha, e, por conseguinte, melhorar o seu desempenho.

Assim, conhecer os resultados atingidos, confrontá-los com as metas previamente definidas, compará-los com os valores do sector, compreender a sua evolução ao longo do tempo e perceber a sua tendência gera uma informação de valor indiscutível para quem tem de tomar decisões (Caldeira, 2012).

Existem inúmeros indicadores de gestão de *stocks*, no entanto, é essencial identificar aqueles que são mais relevantes para cada situação. Nesta dissertação, irão ser mencionados dois indicadores: a taxa de rotação e a taxa de cobertura.

A taxa de rotação traduz o número de vezes que o *stock* se renova num ano (Reis, 2017). Este indicador é calculado pela equação (1):

$$\text{Taxa de rotação} = \frac{\text{total de saídas do armazém (unidades/ano)}}{\text{stock médio (unidades/ano)}} \quad (1)$$

Quanto maior for a taxa de rotação de um produto, maior é a probabilidade de ocorrer rutura de *stock*, uma vez que a oferta é reduzida para a procura que apresenta. No entanto, uma taxa de rotação elevada significa que esse *stock* é de grande rendibilidade para a empresa (Reis, 2017). Segundo a CENCAL (Centro de Formação Profissional para a Indústria Cerâmica), é considerada uma taxa de rotação baixa valores inferiores a 5, ou seja, com uma renovação inferior a 5 vezes ao ano.

À taxa de rotação está associado um índice de gestão de *stocks*, a taxa de cobertura. Este indicador traduz o tempo médio (em meses) em que o *stock* assegura a procura, sem ter que colocar uma nova encomenda ao fornecedor. A taxa de cobertura é dada pela equação (2):

$$\text{Taxa de cobertura} = \frac{\text{stock médio (unidades/ano)}}{\text{total de saídas do armazém (unidades/ano)}} \quad (2)$$

Este indicador pode ser também calculado através do inverso da taxa de rotação.

2.3. Classificação de Stocks

A complexidade da gestão de *stocks* tem vindo cada vez mais a aumentar devido à globalização, ao aumento do portfólio, à descentralização, entre outros fatores. De acordo com Buliński et al., (2013), um ponto fulcral para determinar um bom sistema de reabastecimento deve ser a análise detalhada da procura para obter informações sobre produtos específicos e tendências de mudanças (Pierścionek 1997).

Para facilitar esta tarefa recorre-se à divisão de produtos com padrões diferentes (por exemplo, procura, volume de vendas, entre outros) com o objetivo de aplicar, a cada grupo, estratégias apropriadas de gestão de *stocks*. Segundo Buliński et al., (2013), essa necessidade foi observada pela primeira vez por Dicky, que descobriu que a classificação de produtos pode ser realizada para determinar as políticas de compras, o planeamento da produção e a gestão da loja. Segundo Rego e Mesquita (2011), os autores Huiskonen (2001) e Boylan et al., (2008) afirmaram que a classificação dos produtos é parte essencial da gestão de *stocks*, na medida em que determina o nível de atenção adequado para cada categoria, auxilia na escolha dos métodos de previsão da procura e dos modelos de gestão de *stocks*, e estabelece diferentes metas de desempenho entre as categorias, nomeadamente taxas de rotação e níveis de serviço. Algumas das ferramentas mais utilizadas para categorizar os *stocks* são a análise ABC, a análise XYZ, a análise ABC/XYZ e a categorização da procura.

2.3.1. Análise ABC

A análise ABC, baseada no princípio de Pareto, é muito utilizada no planeamento e controlo de *stocks* (Çelebi et al., 2008), uma vez que agrupa e classifica os produtos de acordo com um critério predefinido (por exemplo, volume de vendas, procura, taxa de rotação, entre outros). De acordo com Buliński et al., (2013), o princípio de Pareto defende que cerca de 70 a 80% dos efeitos resultam de 20 a 30% das causas, (Hendrick, 1985). Aplicando o critério de volume de vendas, esta análise permite agrupar os produtos em três categorias:

- Tipo A: representam 20% dos produtos. São produtos de alto valor e/ou alta participação nas vendas, sendo considerados muito importantes;

- Tipo B: representam 30% dos produtos. São produtos de médio valor e com uma participação nas vendas intermédia, sendo considerados moderadamente importantes;
- Tipo C: representam 50% dos produtos. São produtos de baixo valor e/ou baixa participação nas vendas, sendo considerados pouco importantes.

Com esta divisão é possível determinar os produtos que deverão ser o foco na gestão de *stocks*, visto que apenas cerca de 20% dos produtos representam 80% do volume de vendas acumulado. Neste seguimento, os produtos que apresentam um maior volume de vendas (artigos do tipo A) devem ser priorizados relativamente aos restantes produtos que possuem valores mais baixos, exigindo, assim, níveis de serviço mais elevados. As percentagens a considerar podem variar substancialmente e por este motivo não devem ser consideradas como absolutas.

2.3.2. Análise XYZ

De forma a obter uma melhor segmentação dos produtos, para além da análise ABC, deve-se dividi-los também de acordo com o comportamento da procura. Esta divisão pode ser feita através da análise XYZ.

Para realizar a análise XYZ é necessário avaliar o Coeficiente da Variância (CV), que é calculado através da seguinte equação (Dhoka e Choudary, 2013):

$$CV = \frac{\sigma}{\bar{X}} \quad (3)$$

em que σ é o desvio padrão, \bar{X} é a média.

Por sua vez, o desvio padrão é calculado através da equação (4):

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2} \quad (4)$$

em que X_i é a procura no período i e N é o número total de observações.

De realçar que o desvio padrão, bem como a média vão depender dos períodos que se está a considerar para análise (dados diários, semanais, mensais, ...).

Através do CV é possível classificar os produtos em 3 grupos (Scholz-Reiter et al., 2012; Errasti et al., 2010):

- Grupo X: produtos com procura constante e com flutuações bastante regulares ($CV < 0,5$);
- Grupo Y: produtos com fortes flutuações na procura, apresentando geralmente tendência ou sazonalidade ($0,5 \leq CV \leq 1$);
- Grupo Z: produtos com procura completamente irregular ($CV > 1$).

2.3.3. Análise ABC/XYZ

Segundo Scholz-Reiter (2012), devido ao amplo espectro de aplicação, a análise ABC é aplicada regularmente como uma análise primária apoiada pela análise XYZ (Hoppe, 2005; Schoensleben, 2007; Reese e Geisel, 1997; Reiner e Trcka, 2004). A conjugação destas duas análises resulta numa matriz com uma avaliação dos produtos mais precisa, onde estes são divididos em nove grupos de acordo com as suas características (Figura 2). Esta matriz permite descrever a natureza das vendas dos produtos, sendo possível identificar quais são os produtos que vendem mais ou menos e se essas vendas são estáveis.

	A	B	C	
X	AX	BX	CX	Alto Previsibilidade Baixo
Y	AY	BY	CY	
Z	AZ	BZ	CZ	
	Alto Baixo Importância			

Figura 2. Matriz ABC/XYZ (Fonte: Autoria própria, com base em Kourentzes (2016))

Relativamente às 4 extremidades da matriz, pode-se afirmar que (Kourentzes, 2016):

- Grupo AX: produtos muito importantes e relativamente fáceis de prever;
- Grupo CX: produtos pouco importantes e relativamente fáceis de prever;

- Grupo AZ: produtos muito importantes que são difíceis de prever;
- Grupo CZ: produtos pouco importantes e difíceis de prever.

Ainda é possível concluir que é mais fácil melhorar a precisão na parte superior da matriz do que na parte inferior, visto que são produtos de procura mais previsível. Os produtos que se localizam no canto superior direito não necessitam de tanta atenção, uma vez que são muito previsíveis e têm um baixo grau de importância. Os produtos que pertencem ao grupo AZ necessitam de grande atenção, visto que são muito importantes e possuem uma previsibilidade muito baixa. Os produtos AX, apesar de serem muito relevantes para a empresa, não necessitam de um acompanhamento tão severo, uma vez que são relativamente fáceis de prever.

2.3.4. Categorização da Procura

A categorização dos padrões da procura alternativos é um elemento essencial na gestão de *stocks*. É muito comum categorizar os padrões da procura e, de seguida, seleccionar um procedimento de estimativa e um método de gestão de *stocks* para prever requisitos futuros e gerir os *stocks* com maior eficiência (Syntetos et al., 2005).

De acordo com Syntetos et al., (2005), Williams (1984) foi o primeiro autor a categorizar os padrões da procura com o objetivo de encontrar métodos de previsão mais adequados. Após ter analisado os dados da procura de um serviço público, este autor propôs um modelo de categorização da procura, com 5 categorias, subjacente na ideia da “partição da variância”, que consistia na decomposição da variância do *lead time* da procura em 3 partes: variância da transação (número de encomendas), variância do tamanho da procura e variância do *lead time*.

Mais tarde Eaves e Kingsman (2004), através da análise dos dados da procura da *Royal Air Force*, concluíram que o modelo de Williams não representava a procura da melhor forma, uma vez que os valores de corte foram escolhidos arbitrariamente, sendo que só se verificava correto no caso de estudo analisado pelo autor (Boylan et al., 2008). Neste sentido, foi proposto um novo modelo, contudo os valores de corte foram escolhidos com alguma subjetividade, restringindo-se a situações empíricas particulares.

Posteriormente, Syntetos et al., (2005) desenvolveram uma abordagem que consistia em categorizar a procura através da comparação do desempenho de diferentes métodos de previsão, de acordo com a análise do erro quadrático médio. Desta forma, os

valores de corte para cada categoria foram definidos matematicamente, apresentando um modelo de categorização da procura com aplicabilidade em todas as situações. Assim, este autor categorizou a procura através de dois parâmetros: o intervalo médio entre as procuras (*Average Demand Interval* - ADI) (equação (5)) e a variabilidade do tamanho da procura, calculada através coeficiente da variância da procura ao quadrado (CV^2) (equação (6)).

$$ADI = \frac{N}{T} \quad (5)$$

Sendo que N representa o número total de períodos em estudo e T representa o número de períodos com procura diferente de zero.

$$CV^2 = \left(\frac{\sigma}{\mu} \right)^2 \quad (6)$$

Conforme os valores de CV^2 e de ADI é possível classificar a procura em 5 categorias (Ghobar e Friend, 2002 e Cavalieri et al., 2008):

- Contínua: para produtos que possuam $CV^2 < 0,49$ e $ADI < 1,32$. O intervalo em análise ocorre com poucos períodos sem procura e com pouca variabilidade no seu tamanho. Este tipo de procura não gera dificuldades significativas na sua previsão ou na gestão de stocks.
- Errática: para produtos que possuam $CV^2 > 0,49$ e $ADI < 1,32$. A procura é constante ao longo do tempo, no entanto é altamente variável relativamente ao seu tamanho.
- Intermitente: para produtos que possuam $CV^2 < 0,49$ e $ADI > 1,32$. A procura é aleatória e extremamente dispersa, isto é, com muitos períodos sem procura. No entanto, esta apresenta uma reduzida variabilidade relativamente à sua dimensão.
- Irregular: para produtos que possuam $CV^2 > 0,49$ e $ADI > 1,32$. A procura é altamente aleatória, com muitos períodos sem procura, sendo que quando ocorre o seu tamanho também é bastante variável. Os produtos que possuem este tipo de procura são bastantes difíceis de controlar.

- Esporádica: Produtos que têm no máximo uma ocorrência de procura no período analisado. Para estes produtos é bastante difícil tirar conclusões do seu comportamento futuro.

A Figura 3 mostra um esquema que resume o comportamento dos padrões da procura de acordo com os critérios referidos anteriormente.

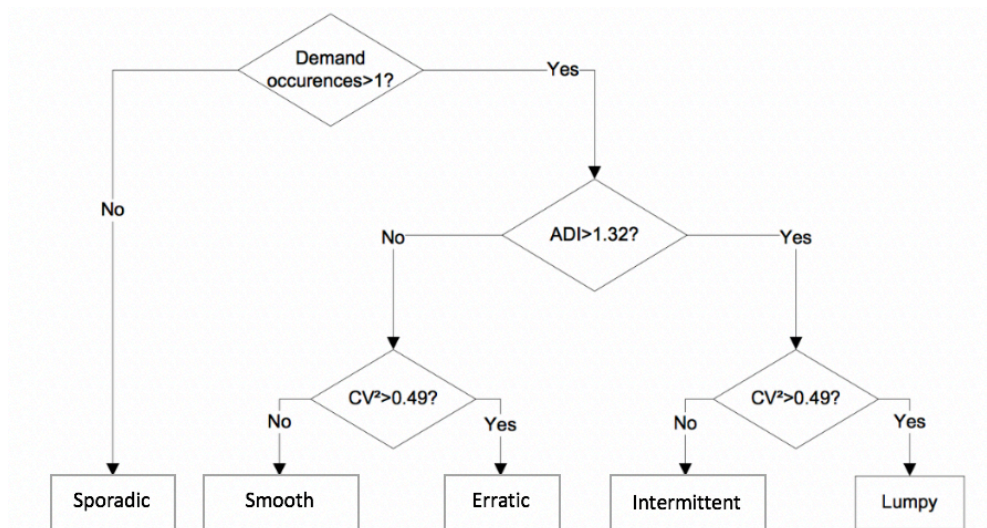


Figura 3. Esquema de classificação dos padrões da procura (Fonte: Adaptado de Velagic, 2012)

Syntetos et al., (2005) apresentou, assim, uma matriz que facilita o enquadramento de cada produto no tipo de procura (Figura 4). Esta matriz é dividida em 4 quadrantes, que assumem como valores de corte 0,49 para a variabilidade do tamanho da procura e 1,32 para o intervalo médio entre as procuras.

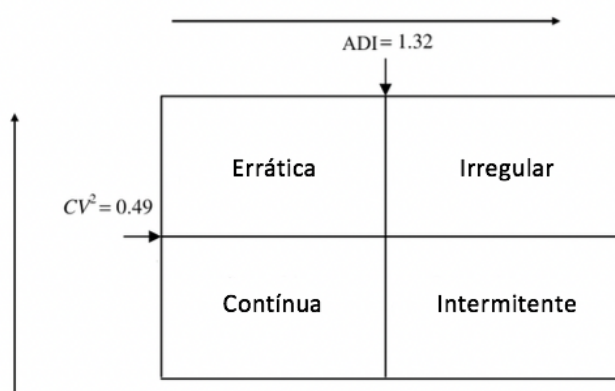


Figura 4. Matriz de classificação dos padrões da procura (Fonte: Adaptado de Syntetos et al., 2005a)

2.4. Previsão da Procura

A previsão da procura futura é uma ajuda importante para o planeamento eficaz e eficiente de qualquer setor de atividade, desde o abastecimento de matérias-primas até à entrega do produto final. À medida que os clientes exigem cada vez mais tempos de resposta curtos juntamente com qualidade aprimorada do produto, as previsões da procura tornam-se críticas para ajudar as organizações a identificar novas oportunidades de mercado, a antecipar a procura futura, a planear a produção e a reduzir os stocks (Sanders e Manrodt, 2002).

Apesar das previsões serem vantajosas para toda a gestão da cadeia de abastecimento na medida em que reduzem o grau de incerteza, é de realçar que estas nunca são completamente precisas. Desta forma, é necessário ter em conta as seguintes premissas: as previsões estão sempre erradas; quanto maior for o horizonte de previsão, pior é o seu desempenho; e as previsões agregadas são mais precisas (Chopra e Meindl, 2007).

Os produtos em *stock* estão associados a diferentes padrões de procura que, por sua vez, exigem diferentes métodos de previsão consoante as suas características. Neste sentido, após a categorização da procura é necessário aplicar métodos de previsão mais adequados a cada categoria. Esta escolha tem implicações significativas na gestão de *stocks* e, conseqüentemente, na satisfação do cliente.

Os métodos de previsão podem ser divididos em dois grandes grupos: métodos qualitativos ou métodos quantitativos. Os métodos qualitativos têm como base as especulações e os julgamentos subjetivos, utilizando muitas vezes analogias para fazer estimativas futuras. Assim, quanto maior for a experiência profissional, maior é a probabilidade de obter bons resultados nas previsões. Estes métodos são comumente utilizados para complementar os métodos de previsão quantitativos ou caso não seja possível ter acesso à informação histórica do sistema. Nos modelos qualitativos estão inseridos: opiniões de peritos, método de Delphi e estudos de mercado.

Por sua vez, os métodos quantitativos requerem como *input* a informação histórica do sistema para prever os dados futuros. Após analisada a procura histórica, surgem dois grandes subgrupos: os métodos de séries temporais e os métodos causais. Caso a procura apresente padrões (por exemplo, tendência, sazonalidade, entre outros) são

aplicados modelos de séries temporais de acordo com as características da série; caso contrário são aplicados modelos causais com base em regressões lineares. As técnicas quantitativas possuem a vantagem de serem facilmente implementadas em *softwares*, sendo aplicadas automaticamente.

A previsão para produtos com procura não contínua, isto é intermitente, errática ou irregular é mais complexa devido aos períodos consecutivos sem procura e/ou à variabilidade do tamanho das encomendas. Indo ao encontro destas dificuldades, nas últimas décadas foram desenvolvidos estudos relativamente à previsão deste tipo de produtos, uma vez que o alcance de pequenas melhorias no sistema de uma empresa, em relação a estes produtos, pode ser traduzido em economias de custo substanciais (Eaves e Kingsman, 2004). Neste seguimento, irão ser destacados alguns métodos que apresentam bons resultados para estes padrões de procura.

De acordo com Willemain et al., (2004), o Alisamento Exponencial Simples (AES) provou ser um método robusto de previsão e é provavelmente o mais utilizado, relativamente às técnicas temporais, para prever a procura intermitente. Syntetos e Boylan (2005) foram de encontro a esta afirmação, acrescentando que o AES, apesar de obter um melhor desempenho em ambientes de procura estacionária, tem sido frequentemente usado pelas empresas na previsão de procura intermitente, demonstrando resultados razoáveis. Este método é aplicado diretamente nos dados originais da procura, exigindo apenas três dados, a observação e a previsão mais recente e a constante de alisamento. É de realçar que este método dá maior importância às observações mais recentes e realiza sempre a atualização da estimativa independentemente da presença da procura nesse período. O cálculo deste modelo é apresentado na equação (7):

$$F_{t+1} = \alpha d_t + (1 - \alpha)F_t \quad (7)$$

em que F_t é a previsão da procura para o instante t , d_t é a procura no instante t e α é a constante de alisamento ($0 \leq \alpha \leq 1$).

Contudo, o estudo pioneiro de Croston (1975) demonstrou a inadequação da aplicação do método clássico AES para a procura intermitente, visto que este originava erros de previsão elevados, na medida em que determinava estimativas baixas antes de ocorrer a procura e mais altas após a ocorrência de procura. Estes erros estavam relacionados com o

facto de este método ignorar as dimensões da procura e os intervalos entre estas. Neste seguimento, este autor desenvolveu um método que fornecia uma estimativa precisa da procura média por período (Willemain et al., 2004). Croston propôs uma abordagem de decomposição dos dados da procura em duas séries: as estimativas do tamanho da procura (equação 8) e as estimativas dos intervalos médios da procura (equação 9). Estas séries são atualizadas separadamente através do AES, sendo que essas atualizações só ocorrem quando a procura é positiva, caso contrário as estimativas permanecem as mesmas, eliminando, assim, os períodos com procura nula. De forma a obter a previsão final, as estimativas são divididas (equação 10). Segue-se a formulação do método de Croston:

$$s_{t+1} = \begin{cases} s_t, & d_t = 0 \\ (1 - \alpha)s_t + \alpha d_t, & d_t > 0 \end{cases} \quad (8)$$

$$k_{t+1} = \begin{cases} k_t, & d_t = 0 \\ (1 - \alpha)k_t + \alpha d_t, & d_t > 0 \end{cases} \quad (9)$$

$$F_{t+1} = \frac{s_{t+1}}{k_{t+1}} \quad (10)$$

em que s_t é a estimativa de Croston do tamanho médio da procura e k_t é a estimativa de Croston do intervalo médio entre as ocorrências (em meses).

Vários estudos foram desenvolvidos com foco neste método. Johnston e Boylan (1996), mostraram que para tirar proveito do método de Croston em relação ao AES, o intervalo entre as procuras deveria ser maior que 1,25. No entanto, Syntetos e Boylan (2001) chegaram mais longe, mostrando que o método de Croston era positivamente tendencioso em todos os pontos do tempo e em pontos isolados. Neste sentido, estes autores criaram uma versão modificada que corrige o enviesamento dos intervalos da procura. Assim, a Aproximação de Syntetos-Boylan (*Syntetos & Boylan Approximation* - SBA) ajusta as estimativas tendenciosas, aplicando um fator multiplicativo à estimativa final de Croston. A previsão para um período futuro é calculada através da equação (11):

$$F_{t+1} = \left(1 - \frac{\alpha}{2}\right) \times \frac{s_{t+1}}{k_{t+1}} \quad (11)$$

Esta abordagem foi estudada por vários autores de forma a avaliar o seu desempenho comparativamente com as outras abordagens. Eaves e Kingsman (2004) e Teunter e Sani (2009b) são alguns exemplos de autores que comprovaram que o método SBA possuía um desempenho superior em relação aos outros métodos que também lidam com procura irregular.

Mais tarde, Teunter et al., (2011) mencionaram outra desvantagem do método de Croston que também recaía sobre o método SBA. Ambas as abordagens não atualizavam as previsões após períodos com procura nula, tornando, assim, o método inadequado para lidar com problemas de obsolescência (Teunter et al., 2011). Ao contrário dos métodos anteriores, estes autores criaram o método TSB (Teunter, Syntetos & Babai) imparcial para todos os períodos, uma vez que atualiza a probabilidade de ocorrência da procura em vez do intervalo entre procuras que só ocorre quando esta é positiva. Este método usa o AES para criar duas séries separadamente, a probabilidade e o tamanho da procura. A estimativa da probabilidade da procura (equação 12) é feita a cada período, enquanto que a estimativa do tamanho da procura (equação 13) é atualizada apenas nos períodos com procura positiva. A previsão final (equação 14) é dada pelo produto destas duas estimativas. Com a atualização da probabilidade de ocorrência de procura de todos os períodos é possível tirar conclusões acerca da redução dos níveis de *stock* ou da remoção de *stock* obsoleto. Desta forma, esta nova abordagem reage mais rapidamente à procura decrescente (Babai et al., 2014). A sua formulação é dada da seguinte forma:

$$x'_{t+1} = \begin{cases} x'_t + \beta(0 - x'_t), & x_{t+1} = 0 \\ x'_t + \beta(1 - x'_t), & x_{t+1} = 1 \end{cases} \quad (12)$$

$$b'_{t+1} = \begin{cases} b'_t, & x_{t+1} = 0 \\ b'_t + \alpha(1 - b'_t), & x_{t+1} = 1 \end{cases} \quad (13)$$

$$F_{t+1} = x'_t \times b'_t \quad (14)$$

Onde:

- x_t Indicador da ocorrência de procura para o período t ($x_t = 0 \vee x_t = 1$);
- x'_t Estimativa da probabilidade da ocorrência de procura para o período t;
- b'_t Estimativa do tamanho da procura para o instante t;

β Constante de alisamento ($0 \leq \beta \leq 1$).

2.4.1. Erros de Previsão

Após a aplicação dos vários métodos de previsão disponíveis, é importante comparar os resultados obtidos de forma a selecionar a técnica que melhor se identifica com as estimativas calculadas.

Apesar de existirem medidas de desempenho mais sofisticadas, segundo Velagic (2012) são comumente utilizadas, na procura irregular, o erro médio (*Mean Error*, ME) e o erro quadrático médio (*Mean Square Error*, MSE).

O ME permite avaliar se o método utilizado é tendencioso e, caso seja, em que direção recai essa tendência (negativa ou positiva). Esta medida é muito fácil de calcular e de interpretar. Como tem em consideração o sinal dos erros, é menos dependente da escala comparativamente com o MSE (Syntetos, 2005). Este erro pode ser obtido através da equação (15):

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (F_t - d_t) \quad (15)$$

em que n é o número de estimativas que se está a avaliar.

Enquanto que o ME estima o enviesamento do método de previsão, o MSE é um estimador da variância. De acordo com Velagic (2012), o MSE é uma medida que depende da escala, especialmente propensa a distorções devido a valores discrepantes e, como tal, pode levar a muitas dificuldades na interpretação dos seus resultados (Heinecke et al., 2012). O MSE é dado pela equação (16):

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (F_t - d_t)^2 \quad (16)$$

2.5. Modelos de Gestão de *Stocks*

Na gestão de *stocks* é essencial encontrar uma solução ótima relativamente às quantidades de material que devem estar armazenadas, isto porque o excesso de *stock* leva a custos mais elevados e à ocupação de espaço que poderia estar a ser aproveitado para outros fins; por outro lado, a rutura de *stocks* pode ter um elevado impacto na permanência do

cliente. Neste seguimento, foram desenvolvidos estudos sobre modelos de gestão de *stocks* com o objetivo de determinar níveis ótimos ou aproximados de reabastecimento, de forma a minimizar os custos totais e/ou a maximizar o nível de serviço que a empresa pretende assegurar aos seus clientes (Babai, et al., 2010).

Segundo Chopra e Meindl (2007), o principal objetivo de um modelo de negócios passa por responder a 3 questões:

- Com que frequência é que o stock deverá ser monitorizado?
- Quando é que deve ser colocada a encomenda?
- Quanto é que se deve encomendar?

Para a escolha da melhor política existe um fator fulcral que se deve ter em consideração: a existência ou não de aleatoriedade da procura e da oferta. A aleatoriedade da procura diz respeito à variabilidade e à incerteza das quantidades encomendadas e a aleatoriedade da oferta refere-se à entrega variável ou à não entrega das quantidades encomendadas por parte do fornecedor. Sendo assim, os modelos de políticas de reposição de *stocks* podem ser divididos em 2 grandes grupos: modelos determinísticos e modelos estocásticos.

Os modelos determinísticos apenas podem ser aplicados em situações onde a procura não sofre qualquer tipo de aleatoriedade, ou seja, quando a procura é conhecida. Nesta vertente, Ford Harris (1913) inicializou um estudo de modelos de gestão de *stocks* com o desenvolvimento da teoria da Quantidade Económica de Encomenda (QEE). Este modelo só pode ser aplicado se a taxa de procura e o prazo de entrega forem constantes. Não admite rutura de *stocks*, visto que os produtos são repostos de forma instantânea no momento em que é colocada a encomenda. O custo de aquisição e de encomenda unitário são independentes da quantidade encomendada e o custo anual de posse é proporcional à quantidade em *stock* (Carvalho, 2012). O propósito deste modelo passa por encontrar a quantidade a encomendar que minimize os custos para a empresa. A vantagem da sua aplicabilidade passa pela simplicidade do mesmo, uma vez que determinado o ponto de encomenda e o lote a encomendar, o modelo ocorre de forma automática: quando o nível de *stock* atinge o ponto de encomenda é feito o pedido do lote já definido. No entanto, esta política torna-se desvantajosa quando surgem flutuações acentuadas e importantes na procura, uma vez que é necessário alterar de forma sistemática o ponto de encomenda, deixando de ser um processo automático.

Em contrapartida, os modelos estocásticos descrevem situações em que a procura se comporta de forma incerta. Esta aleatoriedade da procura torna a gestão de *stocks* mais complexa, uma vez que admite rutura. Desta forma, as empresas criam *stocks* de segurança, com o objetivo de conseguirem responder à oscilação da procura e, assim, diminuir a probabilidade de ocorrer rutura. Nesta abordagem, os modelos de reposição de *stocks* podem seguir uma revisão contínua ou uma revisão periódica.

Nos modelos de revisão contínua, como o próprio nome indica, o *stock* é revisto de forma contínua através de uma monitorização constante do seu nível. Em contrapartida, os modelos de revisão periódica exercem uma monitorização do nível de *stock* em intervalos fixos de tempo. Quando a quantidade de produtos em *stock* desce um determinado nível (ponto de encomenda), é colocada uma nova encomenda.

Relativamente aos modelos de revisão contínua, as políticas mais frequentemente utilizadas são: *Order-Quantity* (s, Q) e *Order-Up-to-Level* (s, S) (Van Horenbeek, et al., 2013).

O modelo de revisão contínua (s, Q), rege-se por uma monitorização constante do nível de *stock*. Quando este atinge o ponto de encomenda (s), é lançada uma encomenda com a quantidade económica (Q). No modelo (s, S) também é feito um controlo de *stock* contínuo, no entanto, a quantidade a encomendar é a diferença entre o *stock* máximo (S) e o *stock* mínimo (s) pré-determinados. Estes modelos tornam-se dispendiosos na medida em que todas as vezes que chega uma encomenda é necessário fazer uma nova avaliação do nível de *stock*, onde são dispensados recursos e tempo.

No que diz respeito aos modelos de revisão periódica, é muito comum usarem a política *Order-Up-To-Level* (T, S). Neste modelo, a posição do *stock* é revista no final de cada período fixo (T) e, caso tenha ocorrido saídas de itens nesse período, o *stock* é reabastecido, de forma a que este atinja o ponto máximo (S). De notar que as quantidades a serem encomendadas não são fixas, variando consoante o consumo durante T , e não existe ponto de encomenda. Este intervalo de tempo pode ser definido através de expressões matemáticas ou sugerido pela empresa. A grande vantagem deste modelo é a flexibilidade para definir o período ótimo entre encomendas. No entanto, como as encomendas são feitas em períodos fixos, exige um maior *stock* de segurança para assegurar as flutuações da procura, tornando-se, neste ponto de vista, pouco flexível.

Alguns autores associaram o modelo de revisão periódica (T, S) com o modelo de revisão contínua (s, S), formulando, assim, uma política de gestão de *stocks* (T, s, S). Neste sistema, o nível do *stock* é revisto no final de um período fixo T e, caso este esteja abaixo (ou, em alguns casos, abaixo ou igual) do nível de *stock* mínimo (s), é colocada uma nova encomenda para elevar o seu nível até ao ponto S (*stock* máximo).

O sistema de gestão de *stocks* deve adaptar-se às flutuações da procura, tanto a nível da variabilidade do tempo entre as encomendas, como a nível da variabilidade da dimensão de cada encomenda. Assim, torna-se essencial escolher uma política que se adeque às características operacionais do sistema. Desde muito cedo que se desenvolveram estudos no âmbito da gestão de *stocks* para produtos com procura contínua e suave, no entanto esses estudos não poderiam ser aplicados a produtos cuja procura é esporádica ou “irregular” (Williams, 1984). Alguns autores, como por exemplo, Sani e Kingsman (1997) e Babai et al., (2010) recomendaram a implementação de modelos de revisão periódica para produtos com procura intermitente.

Os modelos referidos anteriormente, partem do pressuposto do ajuste da procura a uma distribuição probabilística específica. É recorrente observar indústrias com um histórico de procura limitado, com imensos períodos consecutivos de procura nula e quando ocorre procura são em elevadas quantidades (Willemain et al., 2004). Assim, nem sempre é possível estimar na prática a distribuição exata da procura, visto que muitos produtos possuem procura errática, intermitente ou irregular. De forma a solucionar este problema, é usual a aplicação de heurísticas que apenas necessitam da média da procura e da sua variância, não sendo necessário o ajustamento da distribuição da procura (Babai et al., 2010).

As heurísticas que mais atraem a atenção da comunidade académica são: *Power Approximation* (Ehrhardt e Mosier, 1984); Heurística de Naddor (Naddor, 1975); e a Aproximação Normal (Wagner, 1975) (Babai, et al., 2010). Estas heurísticas visam a minimização dos custos.

Sani e Kingsman (1997), bem como, Babai et al., (2010) realizaram estudos comparativos destas 3 heurísticas (T, s, S). Ambos os estudos chegaram à conclusão de que estas heurísticas superavam os métodos empíricos, sendo que a heurística de Naddor era a que apresentava um melhor desempenho em termos da minimização de custos comparativamente com as outras.

2.5.1. Heurística de Naddor

Em 1975, Naddor tentou encontrar soluções aproximadas para uma política periódica (s, S), usando métodos heurísticos. Este comparou os níveis de reabastecimento dos modelos (T, R) e (s, S), concluindo que os níveis de reabastecimento R e S eram iguais; e ainda comparou os modelos (Q, r) e (s, S), concluindo que os níveis de reabastecimento r e s também correspondiam ao mesmo valor (Sani & Kingsman, 1997). Estas conclusões levaram a que o autor desenvolvesse uma heurística periódica (s, S), com a designação de heurística de Naddor.

Esta heurística apresenta bons resultados para produtos com procura irregular, ou seja, produtos que apresentem variabilidade nas dimensões da procura e/ou no intervalo de tempo entre as ocorrências .

Nesta abordagem, o *stock* é revisto a cada período de revisão fixo (T) e caso o nível de *stock* seja igual ou inferior ao nível de *stock* mínimo (s), é colocada uma nova encomenda de forma a atingir o nível de *stock* máximo (S) (Kurtulus, 2006). A quantidade de reabastecimento não é fixa e é definida pela diferença entre o *stock* máximo ótimo (S) previamente calculado e o nível de stock atual. Para ser aplicada é necessário conhecer a média e o desvio padrão da procura, a probabilidade da procura ser nula, o *lead time* e os custos de encomenda e de posse. De realçar que não é necessário especificar a distribuição da procura.

Para a implementação da heurística de Naddor, irá ser adotada a seguinte notação:

Q_0	Quantidade provisória de encomenda;
T_0	Período ótimo de revisão;
C_p	Custo de posse;
C_e	Custo de encomenda;
λ	Nível de serviço;
\bar{x}	Média da procura durante o período em análise;
σ_x	Desvio padrão da procura durante o período em análise;
\bar{y}	Média da procura durante o <i>lead time</i> mais o tempo entre revisões;
σ_y	Desvio padrão da procura durante o <i>lead time</i> mais o tempo entre revisões;
L	<i>Lead time</i> de aprovisionamento;

- P(0) Probabilidade de não existência de procura;
 w Unidade de tempo.

A formulação da heurística de Naddor, de acordo com Kurtulus (2006), segue as seguintes etapas:

- 1º) Calcular o período ótimo de revisão (equação 17) e a quantidade provisória de encomenda (equação 18):

$$T_0 = \sqrt{\frac{2 \times C_e}{C_p \times \bar{x} \times \lambda}} \quad (17)$$

$$Q_0 = \sqrt{\frac{2 \times C_e \times \bar{x}}{C_p \times \lambda}} \quad (18)$$

- 2º) Calcular as variáveis auxiliares no cálculo dos parâmetros da gestão de *stocks*, $\bar{y}(T_0)$, $\sigma_y(T_0)$, $\bar{y}(Q_0)$ e $\sigma_y(Q_0)$ (equação 19 a 22):

$$\bar{y} = \bar{y}(T_0) = \left(L + \frac{T_0}{2}\right) \bar{x} \quad (19)$$

$$\sigma_y = \sigma_y(T_0) = \sqrt{\left(L + \frac{T_0}{3}\right) \sigma_x^2 + \frac{(T_0 \bar{x})^2}{12} + \frac{1 - P(0)^{T_0}}{6}} \quad (20)$$

$$\bar{y} = \bar{y}(Q_0) = \left(L + \frac{w}{2}\right) \bar{x} + \frac{Q_0 - 1}{2} \quad (21)$$

$$\sigma_y = \sigma_y(Q_0) = \sqrt{\left(L + \frac{w}{3}\right) \sigma_x^2 + \frac{w \bar{x}^2}{12} + \frac{1 - P(0)^w}{6} + \frac{Q_0^2 - 1}{12}} \quad (22)$$

De notar que P(0), sendo a probabilidade de não existir procura, é calcula através da expressão (equação 23):

$$P(0) = \frac{\text{Número de períodos com procura nula}}{\text{Número de períodos em estudo}} \quad (23)$$

- 3º) Determinar o *stock* mínimo (s) (equação 24) e o *stock* máximo (S) (equação 25):

$$s = \bar{y}(Q_0) + N \times \sigma_y(Q_0) - Q_0 \quad (24)$$

$$S = \bar{y}(T_0) + N \times \sigma_y(T_0) \quad (25)$$

em que N é o fator corretivo, obtido através da função inversa da distribuição normal para o valor de λ .

- 4º) Determinar a quantidade mínima a encomendar corrigida, caso seja necessário colocar uma encomenda (equação 26):

$$Q = S - s \quad (26)$$

De notar, que Q é a quantidade mínima a encomendar, uma vez que o stock atual pode situar-se abaixo do nível de stock mínimo. Nesse caso, a quantidade a encomendar será maior que Q .

Esta heurística torna-se diferenciadora na medida em que as variáveis que permitem o cálculo de S e s são uma correção do T_0 e Q_0 , através do cálculo da média (\bar{y}) e do desvio padrão (σ_y) da procura durante o *lead time* mais o tempo entre revisões em função de T_0 e Q_0 .

2.6. Alocação de Produtos na Zona de Armazenagem

Os problemas mais comuns no planeamento de armazéns passam pela gestão de *stocks* e pela alocação dos produtos no armazém (Zijm, 1999). A gestão de *stocks*, abordada no capítulo 2.5, tem como principal objetivo determinar os parâmetros de reaprovisionamento. Após esta fase, é importante alocar os produtos no armazém, isto é, atribuir-lhes localizações benéficas na zona de armazenamento. Estas duas atividades culminam para um sistema mais eficiente e responsivo.

O *layout* de um armazém pode ser definido como o arranjo de instalações destinadas a atingir os objetivos operacionais de uma empresa a custos mínimos e com eficiência máxima (Chabane, 2004). Este deve ser planeado com vista à minimização da distância total percorrida pelos trabalhadores e produtos, de modo a tornar-se mais eficiente

e mais económico. O *layout* de um armazém é composto tipicamente por 3 zonas: receção, zona de armazenagem e zona de preparação/expedição (Carvalho, 2012).

De acordo com Zijm (1999), as empresas atualmente trabalham com um elevado volume de produção e de distribuição que são asseguradas por *stocks* mínimos que devem ser entregues num curto prazo de tempo. Assim, é de máxima importância ter uma zona de armazenagem que permita uma fácil localização dos artigos armazenados, o que consequentemente irá permitir respostas mais rápidas e com maior qualidade.

Segundo Carvalho (2012), a alocação dos produtos num armazém pode ser feita de forma aleatória, pode seguir determinados critérios de forma a atribuir os produtos a zonas fixas ou pode seguir uma abordagem mais inflexível com a nomeação de cada produto a posições fixas.

Seguindo uma abordagem de localização aleatória, a alocação dos produtos é feita arbitrariamente, com base nos espaços desocupados. Este método permite que a mesma referência esteja espalhada pelas várias zonas da área de armazenagem. Apesar de ter como vantagens um melhor aproveitamento do espaço e um aumento da flexibilidade, este método acarreta um aumento das distâncias percorridas, uma vez que as referências podem estar localizadas em zonas diferentes, e não segue um armazenamento que tenha em conta a rotatividade e as características dos produtos.

Por sua vez, na localização fixa é determinada uma posição para cada produto. Esta alocação é definida de acordo com o critério escolhido. Este método visa minimizar as distâncias percorridas dos produtos, no entanto subutiliza o espaço uma vez que na ausência de um produto, o seu lugar não pode ser ocupado por outra referência.

De forma a obter um balanço entre as duas abordagens mencionadas anteriormente, é possível aplicar um método misto na alocação dos produtos na zona de armazenagem. Este método funciona do seguinte modo, os produtos são divididos em zonas consoante critérios predefinidos. Dentro de cada zona, os produtos são alocados de forma aleatória.

Quando se trata de armazéns que seguem abordagens de localização fixa ou mista é necessário avaliar as características dos produtos a manusear, de forma a seleccionar o critério ou a melhor combinação de critérios que apresentam melhor *performance* na divisão e alocação dos produtos. Segundo Ballou (2004) e Carvalho (2012), os critérios mais comumente utilizados são:

- complementaridade;
- compatibilidade;
- rotação;
- número de movimentos de entradas e saídas;
- tamanho (volume);
- índice cúbico por pedido.

O critério da complementaridade defende que os produtos que são encomendados em conjunto, devem estar localizados perto uns dos outros. Este critério permite uma maior facilidade na separação das encomendas e pode reduzir a distância total percorrida.

O critério da compatibilidade apela para que produtos que não sejam compatíveis, não estejam na mesma zona, de forma a evitar contaminações ou outros acidentes.

Por sua vez, o critério da rotatividade expõe o facto de cada produto ter taxas de rotação diferentes, conjugando a procura de cada referência com o seu *stock* médio. Neste seguimento, para minimizar as distâncias percorridas, os produtos com maior rotatividade devem situar-se mais perto da zona de expedição, enquanto que os produtos com menor rotatividade devem situar-se na retaguarda.

O critério do número de movimentos de entradas e saídas segue uma abordagem parecida ao critério anterior. Os produtos com maior número de movimentações são colocados perto da zona de expedição, enquanto que os produtos com reduzidas movimentações são colocados mais longe dos pontos de saída, com o intuito de minimizar as distâncias percorridas. Ambos os critérios referidos anteriormente descuram da importância da densidade perto da zona de expedição, caso haja produtos menos volumosos.

O critério do tamanho defende que os produtos mais pequenos devem situar-se perto do ponto de saída, independentemente da sua popularidade. Como estes produtos têm menor volume, é possível armazenar perto da zona de expedição um maior número de artigo que, conseqüentemente, levará a uma redução das distâncias totais percorridas. Este critério só se torna vantajoso em relação ao critério da rotatividade ou ao do número de movimentações caso haja uma elevada rotatividade destes produtos.

Por último, o índice cúbico por pedido preenche as falhas dos critérios de rotatividade, do número de movimentações e do volume. Este critério relaciona o volume do

stock médio de uma referência e o número de vezes que o produto é solicitado. Deste modo, um produto com um reduzido volume de *stock* e com elevadas movimentações (baixo índice cúbico por pedido) será alocado perto da zona de expedição.

Após selecionado(s) o(s) critério(s) é frequentemente aplicada a análise ABC de forma a facilitar a divisão dos produtos (Carvalho, 2012). De acordo com o critério escolhido (por exemplo, número de movimentações, rotação, entre outros), são formados 3 grupos com a designação de A, B e C. Os produtos do tipo A devem ser alocados perto da zona de expedição, os produtos do tipo B numa zona intermédia e os produtos do tipo C numa zona mais longe do ponto de saída.

3. CASO DE ESTUDO

De forma a contextualizar o problema proposto pela Grespor, numa primeira instância é feita uma breve apresentação do grupo Pavigrés Cerâmicas S.A. e, posteriormente, da unidade Grespor. De seguida, procedeu-se a uma pequena descrição do processo produtivo de pó atomizado e a uma caracterização de todo o sistema de armazenagem atual.

3.1. Apresentação da Empresa

A Pavigrés Cerâmicas S.A. foi inaugurada em 1978 em Anadia, Aveiro. Desde 2004, a Pavigrés Cerâmicas S.A. resulta da fusão da Pavigrés, da Grespor e da Cerev, fundadas em 1978, 1988 e 1991, respetivamente. Em 2018, o grupo adquiriu a empresa FERI & MASI, S.A. que passou a ser designada por Pavigrés II (Figura 5).

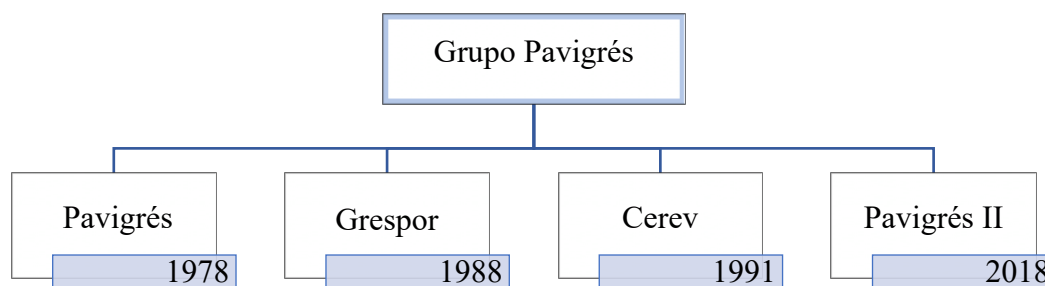


Figura 5. Formação do grupo Pavigrés Cerâmicas S.A.

É um grupo privado constituído por cerca de 10 departamentos, desde o Desenvolvimento do Produto até ao Comercial Externo (Anexo A). Conta com cerca de 600 colaboradores, tendo como atividade principal a fabricação e comercialização de mosaico porcelânico vidrado, técnico e decorado e revestimento em monocozedura rápida (pasta branca).

A Pavigrés Cerâmicas S.A. possui uma forte presença nos mercados internacionais, exportando, em média, 94% da sua produção repartida por cerca de 85 mercados diferentes com destaque na França. Todas as empresas incorporadas no grupo

pertencem ao setor cerâmico e, devido à sua complementaridade, usufruem de uma sinergia de conhecimento técnico e de uma grande robustez na estratégia competitiva no mercado.

A Pavigrés Cerâmicas S.A. já contribuiu para alguns projetos de renome como o *Quality Resort & Spa Norefjell (Noresund, NO)*, o Centro Comercial “*Baata*” (*Liepaja, LV*), o Hospital São João do Porto (Porto, PT), o Cruzeiro “*New Amsterdam*” – *Holland American Line* ou o aeroporto de *Charleroi* sul (Bruxelas, BE).

A Grespor, unidade onde foi desenvolvido este caso de estudo, é responsável pela produção de pó atomizado grés porcelânico. Este pó serve para satisfazer maioritariamente a produção de mosaico grés porcelânico da Grespor. No entanto uma pequena parte desse pó é retirado para *stock* para satisfazer a produção de formatos pequenos efetuada pela Pavigrés.

Relativamente aos produtos da Grespor, esta comercializa mosaico grés porcelânico técnico e decorado. No mosaico grés porcelânico técnico existem as gamas básicas da Grespor, os granitos, o grão grosso e os unicolores, que são fabricados desde os formatos 10x10cm ao 120x60cm e 90x90cm. Neste tipo de produtos são abrangidas a maioria das técnicas, desde o duplo carregamento a toda a massa. No mosaico grés porcelânico decorado são abrangidas as decorações com tecnologia digital, sendo fabricados em formatos grandes, 90x90cm e 120x60cm.

A unidade fabril Pavigrés para além da sua atividade principal, produção de mosaico porcelânico vidrado, também é responsável por toda produção de mosaico em formatos pequenos de grés vidrado e grés porcelânico. Os formatos pequenos são peças cerâmicas complementares que englobam rodapés 10x10cm, 10x20cm, 10x30cm e ângulos internos e externos.

3.2. Processo Produtivo de Pó Atomizado

Incidindo sobre o processo produtivo de pó atomizado existente na Grespor (Figura 6), este começa com o doseamento pré-definido do peso de cada matéria prima que participa na composição do pó atomizado que se pretende produzir. Inicialmente, estas matérias primas são armazenadas em tulhas separadamente. Argilas, caulinos, feldspatos, carbonatos e areias são alguns exemplos de matérias primas mais comuns na indústria cerâmica.

De seguida, as matérias primas são colocadas em moinhos descontínuos, com bolas de alumina, para serem misturadas através do processo de moagem a húmido, criando, assim, uma suspensão aquosa de partículas sólidas, designada por barbotina.

Posteriormente, esta pasta intermédia é direcionada para os peneiros para que haja uma separação das partículas granulares de maior dimensão, transformando-a numa barbotina uniformizada (pasta base).

Após a obtenção da pasta homogeneizada, esta é encaminhada para as tinas onde ocorre a mistura entre a pasta base e os corantes de acordo com a tonalidade que se pretende dar ao pó atomizado, originando uma pasta corada. Este processo tem uma duração muito variada que depende da complexidade da tonalidade que se pretende obter e das características das matérias primas.

A pasta corada obtida nas tinas é bombeada para o atomizador, que funciona como uma câmara de secagem, para que a barbotina seja transformada em partículas secas por pulverização. No interior do atomizador, a solução aquosa entra em contacto com ar previamente aquecido (500 a 600°C) que vai vaporizar a água, dando origem a grânulos secos uniformes, isto é, ao pó atomizado.

O pó atomizado sai do atomizador com cerca de 5 a 6 % de humidade e é direcionado, através de tapetes rolantes, para os silos de cores lisas. Se a cor final do pó atomizado for lisa, este fica armazenado nos silos de cores lisas; caso a cor final resultar de uma mistura de cores lisas, os pós atomizados a misturar são redirecionados para um misturador que, através de movimentos rotativos, irá transformar pós de cores diferentes num único pó com uma cor uniformizada. Por fim, o pó com a nova tonalidade é transportado para os silos de mistura de pós. De notar que tanto os silos de cores lisas como os silos de cores de mistura armazenam o pó atomizado durante um curto período de tempo. Posteriormente, o pó atomizado é encaminhado para as prensas de grés porcelânico da Grespor e, caso seja necessário para a produção de formatos pequenos da Pavigrés, é retirado parte dele para *stock*.

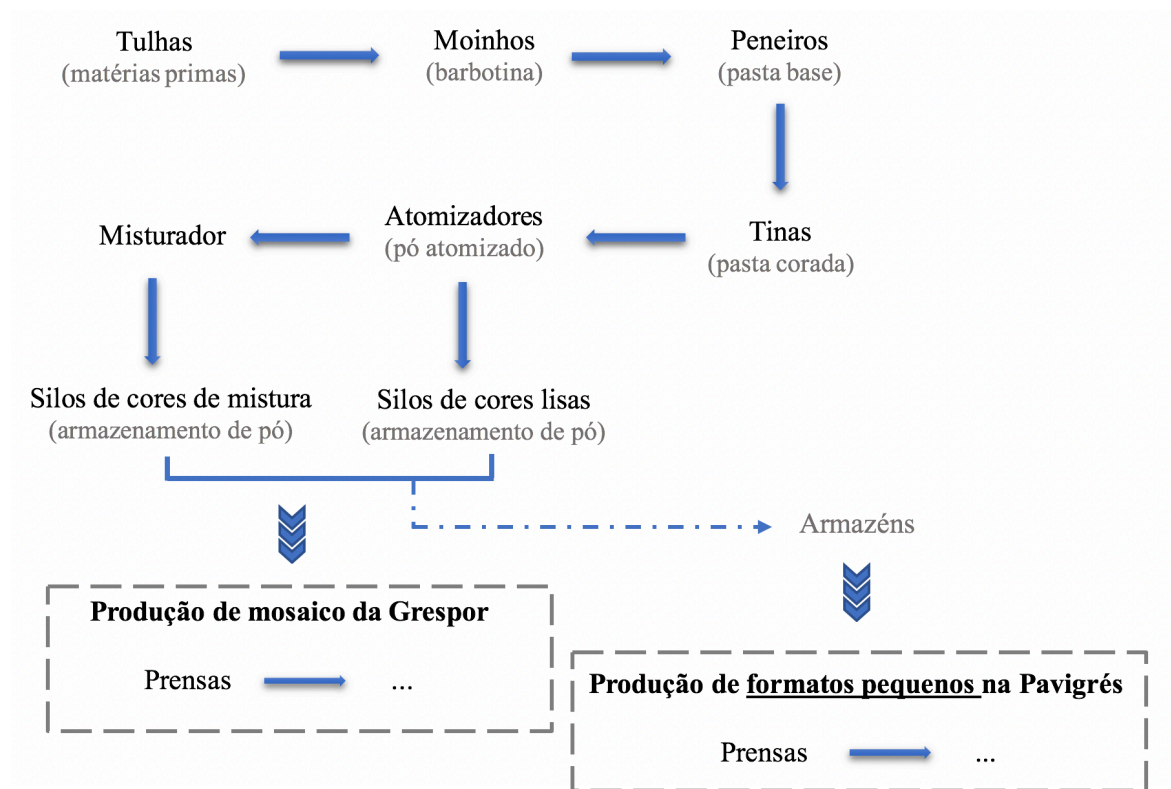


Figura 6. Processo produtivo de pó atomizado

3.3. Armazenagem de Pó Atomizado

Como referido anteriormente, a produção de formatos pequenos abrange o mosaico grés vidrado e o mosaico grés porcelânico que, por sua vez, são constituídos por pós atomizados com características diferentes. Neste sentido, como a Pavigrés não produz pó atomizado grés porcelânico, a Grespor é responsável por abastecer pó atomizado à Pavigrés, de forma a responder à produção de formatos pequenos de grés porcelânico. Este abastecimento de pó atomizado é feito através de sacos de 1 tonelada, designados de *big bags*.

Visto que a quantidade de pó atomizado requisitada pelos formatos pequenos é muito pequena, comparativamente com a produção de pó atomizado para o mosaico grés porcelânico prensado na Grespor, não compensa, a nível económico, produzir unicamente pó para os formatos pequenos. Neste sentido, a Grespor tenta conciliar a produção de pó atomizado para os seus produtos com a produção de pó para os formatos pequenos. Assim, quando é necessário são retirados *big bags* para armazém, de forma a que seja possível

manter um nível de *stock* que consiga assegurar a produção dos formatos pequenos até à próxima produção de pó atomizado para os produtos da Grespor. De realçar que o pó atomizado retirado para *stock* apenas visa satisfazer a produção de formatos pequenos da Pavigrés e não a produção de mosaico da Grespor.

O tempo entre as produções do mesmo padrão de pó atomizado é muito variável, visto que depende das encomendas que a Grespor tem de mosaico grés porcelânico. Produtos que têm grande saída, exigem uma produção recorrente do seu pó atomizado constituinte; por outro lado, produtos com pouca saída, apenas é produzido pó de forma intermitente.

Como é possível aferir, o sistema de produção de pó atomizado para *big bags* é baseado numa estratégia *make-to-stock*, isto é, os *big bags* são colocados em *stock* com base nas previsões da procura efetuadas pelo encarregado do armazém de *big bags*. Todas as vezes que é produzido um determinado pó atomizado para a produção de grés porcelânico da Grespor, é verificado no sistema se o nível de *stock* está abaixo da média da procura do último ano, sendo excluídos eventuais picos. Caso o nível de *stock* esteja abaixo do “ponto de encomenda” estabelecido a cada análise, é transmitida a informação de que será necessário fazer mais quantidade de pó atomizado e são retirados *big bags* para armazenamento. Também é tido em conta a periodicidade com que é feita a produção de cada pó, para determinar o número de *big bags* que serão retirados para *stock*.

No caso de receberem uma encomenda e se não houver unidades suficientes para satisfazê-la, a Grespor terá que produzir pó unicamente para os formatos pequenos, o que é economicamente desvantajoso para a empresa.

Todo este procedimento explicado anteriormente possui um elevado grau de subjetividade, visto que não existe nenhum modelo que calcule os parâmetros de reaprovisionamento do *stock*. O profissional que está responsável pela gestão de *stock* de *big bags*, já trabalha na empresa há cerca de 30 anos, usando o seu conhecimento empírico e a sua intuição para executar o seu trabalho.

Devido à aleatoriedade da procura dos formatos pequenos, bem como da produção de pó atomizado para a Grespor, este sistema atual utilizado pela empresa possui algumas limitações, sendo de maior importância implementar um sistema de gestão de *stocks* mais sofisticado, onde sejam definidos os vários parâmetros para a sua aplicação. De realçar que a procura de grés porcelânico da Grespor é independente da procura de formatos

pequenos grés porcelânico, uma vez que nem todos os clientes solicitam estas peças complementares.

Relativamente ao armazenamento do pó atomizado em *big bags*, este é retirado dos silos para sacos revestidos com plástico e são fechados de forma a não perder humidade. São identificados como sacos de pó atomizado, onde é referido o nome do padrão (tonalidade), a data de produção, o silo de origem e a data em que o operário o retirou.

Quando os *big bags* são requisitados para a produção de formatos pequenos, é verificada a data de produção e caso esta seja superior a 6 meses é efetuada uma leitura de humidade. Se este parâmetro estiver inferior a 4%, é considerado como produto não conforme. Também é considerado produto não conforme no caso de rompimento de um saco, uma vez que o pó não pode ser reaproveitado.

Os *big bags* são armazenados de forma aleatória por armazéns e zonas e registados no computador das Pastas, por padrão, zona, data de produção e quantidade. Neste seguimento, os *big bags* são armazenados em 2 armazéns:

- Armazém 10G localizado nas instalações da Grespor. Este armazém está dividido em 3 zonas:
 - Zona 100, com capacidade máxima de 88 *big bags*;
 - Zona 200, com capacidade máxima de 221 *big bags*;
 - Zona 600, com capacidade máxima de 527 *big bags*.
- Armazém 09P localizado nas instalações da Pavigrés. Este armazém apenas possui 1 zona:
 - Zona 700, com capacidade máxima de 119 *big bags*.

Apesar da Grespor e da Pavigrés possuírem instalações diferentes, estas são circunjacentes e, por isso, estão conectadas, facilitando o transporte dos *big bags*. Deste modo, o seu transporte entre os armazéns é feito por um empilhador de garfos.

4. METODOLOGIA

Após a definição e compreensão clara e objetiva do problema proposto pela Grespor, é necessário formular a metodologia que irá ser adotada, fundamentada pelo estado da arte. A metodologia proposta neste caso estudo segue o esquema da Figura 7.

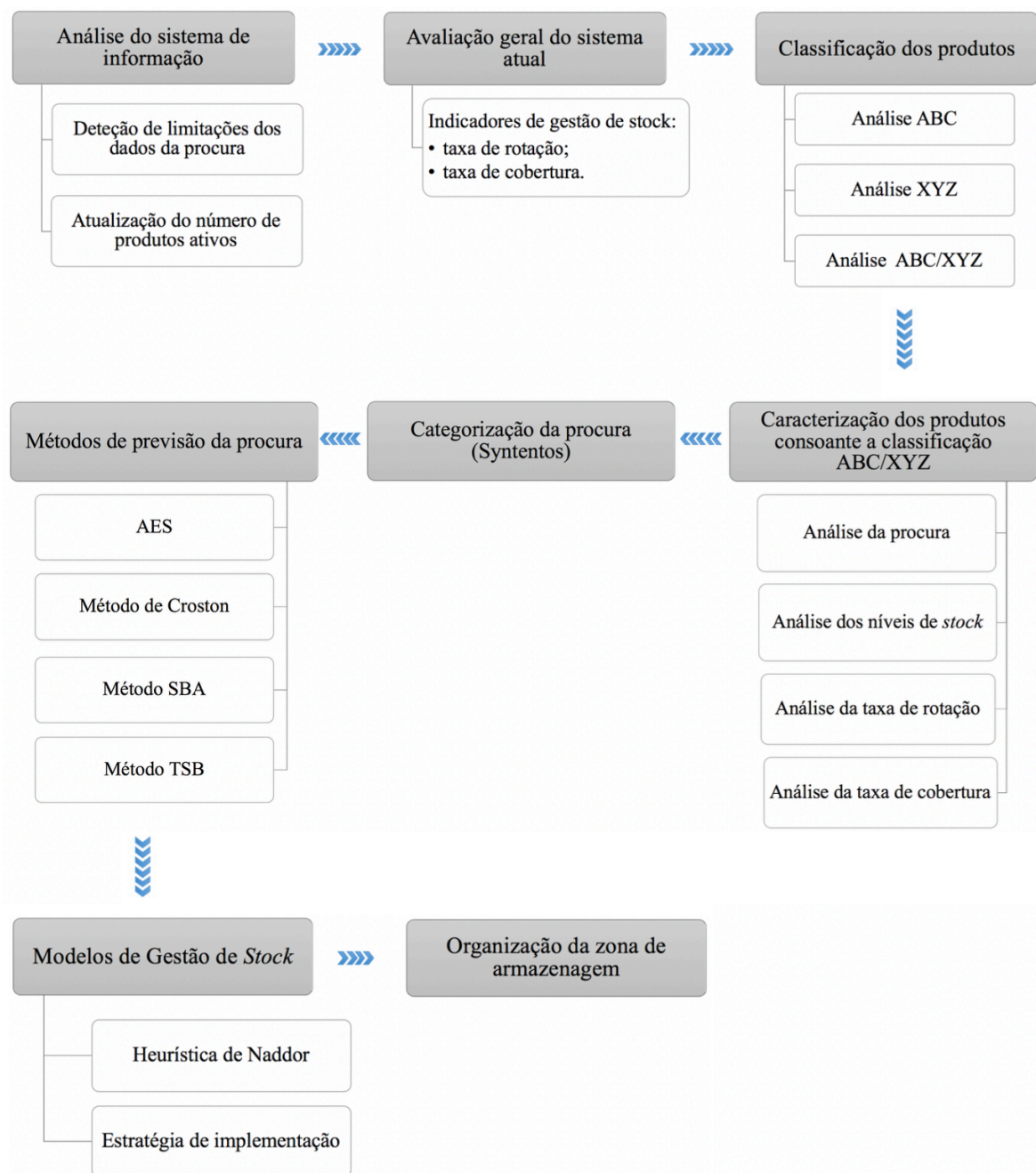


Figura 7. Metodologia aplicada

Como primeiro passo, é importante realizar uma análise detalhada e atenta do sistema de informação, de forma a entender o seu funcionamento. Nesta primeira fase é importante identificar um meio de obter os dados da procura de *big bags* mais próximos da realidade e atualizar a lista dos produtos ativos.

De forma a quantificar os problemas provenientes de uma gestão de *stocks* desajustada, procedeu-se a uma primeira avaliação do sistema atual através de 2 indicadores, a taxa de rotação e a taxa de cobertura.

De seguida, com o objetivo de simplificar a resolução deste problema, considerou-se uma mais valia agrupar os produtos consoante o seu volume de vendas e as flutuações da procura, aplicando a análise ABC e a análise XYZ, respetivamente. Posteriormente, fez-se a combinação destas duas análises e avaliaram-se as características dos produtos de cada grupo, nomeadamente a procura, os níveis de *stock* e as taxas de rotação e de cobertura. O objetivo desta caracterização passou por tentar encontrar possíveis sazonalidades ou tendências, perceber as dimensões das movimentações dos produtos em *stock* e com que periodicidade ocorriam e identificar os grupos que possuíam uma gestão desadequada.

Como não foi possível identificar sazonalidade ou tendência em nenhum dos grupos, justificou-se a categorização dos padrões da procura, de forma a restringir a panóplia de métodos de previsão e de modelos de gestão de *stocks* que poderiam ser aplicados.

A etapa que se sucedeu passou pela aplicação de métodos de previsão, de acordo com os padrões de procura existentes. Foram aplicados: o AES, o método de Croston, o método SBA e o método TSB.

Após esta etapa foi aplicada a heurística de Naddor como o modelo de gestão de *stocks* que a Grespor deveria adotar, sendo proposta uma estratégia de implementação gradual deste mesmo modelo.

Por último, incidiu-se num problema secundário, a organização da zona de armazenagem. Nesta última fase, desenvolveu-se uma abordagem de alocação dos produtos nos armazéns, de acordo com os parâmetros definidos pela heurística de Naddor.

5. IMPLEMENTAÇÃO DA METODOLOGIA

Nesta etapa irá ser aplicada a metodologia apresentada no capítulo anterior. Os pontos 5.1 e 5.2 focam-se na abordagem seguida para obtenção clara e simples dos dados do problema. O ponto 5.3 faz uma avaliação geral do *stock*. Segue-se o ponto 5.4 alusivo à classificação do *stock* acompanhada pela caracterização do sistema consoante as classificações. O ponto 5.5 é direcionado para a previsão da procura. O ponto 5.6 diz respeito à aplicação e implementação de um modelo de gestão de *stocks* e, por último, o ponto 5.7 que evidencia a realocação dos produtos na zona de armazenagem.

5.1. Recolha e Análise do Dados

A compreensão de todo o sistema de informação, bem como dos procedimentos operacionais da gestão de *stocks*, serviram como ponto de partida para a resolução deste caso de estudo.

Uma das maiores dificuldades sentidas neste projeto, foi compreender e obter os dados da procura real do sistema, uma vez que as encomendas de *big bags* são efetuadas por via *e-mail* (da Pavigrés para a Grespor), não havendo qualquer registo mais formal da data em que são colocadas. O *software GestStock*, que auxilia na gestão de *stocks* de *big bags*, apenas possui o registo das movimentações (entradas e saídas no armazém) dos sacos de 1 tonelada. As saídas registadas no sistema não equivalem às datas em que as encomendas são colocadas, uma vez que estas são agrupadas durante um determinado período de tempo variável. Também não existe um processo de venda e/ou compra de *big bags*, mas sim uma transferência do produto entre locais do mesmo Grupo. Assim, torna-se extremamente difícil obter os dados da procura real.

De forma a conseguir obter os dados da procura mais próximos possíveis da realidade, foram considerados os dados das Análises de Necessidades (AN) dos formatos pequenos efetuadas pelo departamento comercial. Estes dados não correspondem na integra à procura real, no entanto com a ajuda da assessoria da administração, foi a melhor solução que se obteve.

As AN são feitas da seguinte forma: quando o departamento comercial recebe uma encomenda de formatos pequenos do cliente final, é criada uma AN no sistema *SIGEP* (*software* que integra todo o processo de produção de mosaico, desde o doseamento de pó atomizado até às vendas). Nesse momento, é verificado o nível de stock destas peças cerâmicas completares e, caso não tenham unidades para satisfazer a encomenda, é lançada de imediato uma ordem de produção para os formatos pequenos. Nesta situação, o departamento de produção de formatos pequenos irá colocar, no próprio dia, uma encomenda de *big bags* à Grespor por via *e-mail* (Figura 8).

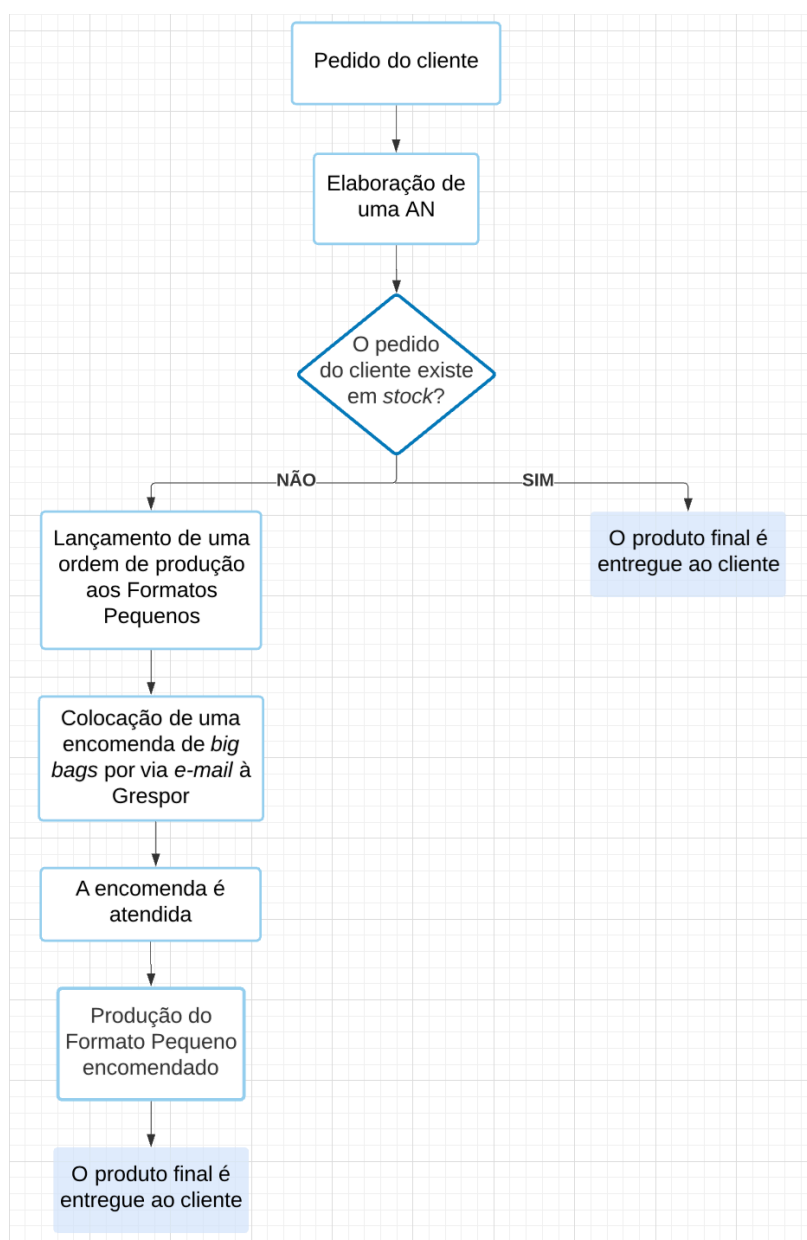


Figura 8. Fluxograma do processo de resposta às encomendas dos clientes

No entanto, caso haja uma nova encomenda de um produto que tenha sido inserido na AN recentemente, não é realizada uma nova análise no *software*. Esta atualização é feita de forma informal através de via *e-mail* ou telefónica.

Ou seja, a data de colocação das encomendas dos formatos pequenos corresponde à data de colocação das encomendas de *big bags*, podendo haver, no máximo, um desfasamento de um dia, caso o cliente faça a encomenda no final do dia. No entanto, existem encomendas que posteriormente podem ser alteradas (diminuídas, aumentadas ou até mesmo anuladas) e essa atualização não é feita no sistema.

Assim, foi analisado o grau de desfasamento dos dados da procura adquiridos através das AN, relativamente aos anos 2018 e 2019. Esta avaliação foi feita através da comparação entre o número de *big bags* encomendados de acordo com a AN e o número de *big bags* encomendados de acordo com a produção real dos formatos pequenos; e uma segunda comparação entre o número de *big bags* encomendados de acordo com a AN e o número total de *big bags* que deu saída do *stock* (Tabela 1).

Tabela 1. Avaliação da precisão dos dados da procura retirados das AN

	Nº de <i>big bags</i> encomendados através da AN (1)	Nº <i>big bags</i> encomendados através da produção real total (2)	Saídas de <i>big bags</i> do sistema (3)	(1) - (2)	(1) - (3)
2018	1571	1320	1344	251	227
2019	2449	2105	2249	344	200

A diferença entre o número de *big bags* encomendados através da AN e o número de *big bags* calculado através da produção real total, pode ser explicada pelo facto do cálculo do número de *big bags* através da produção real considerar a produção total em metros quadrados de cada ano e não de cada produção isolada. Sendo que em cada produção existe sempre pequenas perdas de pó atomizado que são sentidas após a acumulação de várias produções. A diferença entre o número de *big bags* encomendados através da AN e o número de *big bags* que deram saída do *stock* é mais preocupante e realça o problema já

referido anteriormente, as encomendas são alteradas de forma informal, sem a atualização do sistema.

Futuramente, a empresa irá ter a oportunidade de atualizar os dados para a procura real, visto que o Grupo Pavigrés pretende implementar no *SIGEP* toda a atividade de produção e de gestão de *stocks* de *big bags*.

Em suma, a recolha de dados relativamente às movimentações e níveis de *stocks* para cada pó foram exportados do *software GestStock*. Por sua vez, a recolha dos dados da procura foi obtida através da exportação das AN do *software SIGEP*, sendo que estes dados têm uma extensão histórica de dois anos (2018 e 2019). Por esta razão, o estudo desenvolvido neste projeto engloba uma base temporal de 2 anos.

Mais detalhadamente, relativamente aos níveis de *stock*, foi exportado para o Excel uma listagem com a descrição de cada pó atomizado e o seu respetivo código de identificação. A cada produto estão associadas as datas e as quantidades movimentadas do *stock* (entradas e saídas) e o nível de *stock* atualizado aquando de uma movimentação. Por sua vez, relativamente à procura, foi retirada uma listagem das AN que contém a data de criação de cada análise, a descrição do formato pequeno, o padrão (nome do pó atomizado) e as quantidades, em metros quadrados, que será preciso produzir. Para obter o número de *big bags* exigidos, apenas foi necessário dividir a quantidade que iria ser produzida (de acordo com a AN) por 45 m^2 , visto que 1 *big bag* contém pó atomizado para produzir, em média, 45 m^2 de mosaico.

5.2. Atualização da Lista de Pós Atomizados

Através da análise dos dados foi verificado que a listagem de pós atomizados estava desatualizada, representando uma oportunidade de melhoria.

Por meio de uma análise mais minuciosa, observou-se que, devido a falhas de comunicação, havia produtos descontinuados que ainda estavam a ser considerados na gestão de *stocks* de *big bags*. Outro aspeto observado foi a existência de produtos com referências e descrições diferentes para o mesmo pó atomizado (Figura 9).

Referência	19006052	} Correspondem ao mesmo pó atomizado
Descrição	Uni Ouro	
Referência	19001150	
Descrição	Ocre L	

Figura 9. O mesmo produtos com designações diferentes

Estas falhas provocam uma maior complexidade nas atividades de gestão de *stock*, uma vez que levam em conta um maior número de pós do que na realidade existem.

Assim, de forma a resolver este problema, procedeu-se à atualização da lista de produtos, na qual foram tomadas duas medidas:

- eliminação dos produtos descontinuados;
- estabelecimento de uma única referência e de uma única designação para cada pó atomizado.

Após aplicadas estas medidas, houve uma redução do número de produtos, passando de 71 para 52 pós atomizados. A lista atualizada dos produtos ativos é apresentada no Anexo B.

No entanto, apesar de serem considerados 52 produtos ativos, neste caso de estudo apenas irão ser analisados 50 produtos, uma vez que 2 deles (Bruma e Fino Cacau) foram avaliados como produtos obsoletos, visto que não apresentaram procura durante os dois anos em análise (Tabela 2).

Tabela 2. Quadro resumo da atualização da lista de produtos

Produtos	Número de produtos
Produtos ativos	52
Produtos obsoletos	2

5.3. Indicadores de Gestão de *Stocks*

Os indicadores estudados neste caso de estudo foram a taxa de rotação e a taxa de cobertura. O objetivo passa por avaliar se o rácio entre a produção e a procura de *big bags*

é adequada. A taxa de rotação indica o número de vezes que o *stock* é renovado num ano e a taxa de cobertura traduz o número de meses que o *stock* médio assegura a procura. Apesar destes dois indicadores estarem associados, achou-se por bem analisar perspetivas diferentes da mesma variável.

De acordo com a secção 2.2, a taxa de rotação foi calculada através do quociente entre a procura total anual e o *stock* médio anual e a taxa de cobertura foi calculada através do inverso da taxa de rotação. De realçar que uma taxa de rotação inferior a 5 é avaliada como negativa, segundo a CENCAL.

Dos 50 produtos analisados, 26% apresentaram uma taxa de rotação satisfatória e 74% apresentaram uma baixa taxa de rotação. Isto significa que a maior parte dos produtos são mantidos em *stock* em quantidades muito elevadas comparativamente com a procura que apresentam, com uma renovação de *stock* inferior a 5 vezes ao ano. Esta percentagem elevada, representando cerca de dois terços dos produtos, pode ser justificada pelo facto da Grespor ter de conciliar a produção de pó atomizado para consumo interno com a produção de pó atomizado para *big bags*. Devido à irregularidade da produção da maioria dos pós atomizados, são mantidos *stocks* mais elevados para evitar ruturas de *stock* que, por sua vez, conduzem a taxas de rotação mais baixas, custos de armazenamento mais elevados e ocupam espaço que poderia ter um melhor aproveitamento.

Contudo, estes indicadores podem ser melhorados com a aplicação de um bom modelo de reposição de *stocks*. No Anexo C está representada uma tabela com os dados auxiliares e com os indicadores de gestão de *stocks* mencionados anteriormente.

5.4. Classificação do *Stock*

Devido à diversidade de produtos, torna-se mais difícil a gestão de *stocks*. Neste sentido, os produtos são divididos em categorias conforme as suas características, sendo possível adotar medidas de gestão de *stocks* mais adequadas para cada grupo. O objetivo é agrupar os produtos consoantes critérios pré-definidos, de forma a empregar o nível de atenção necessário para cada um deles, facilitar na escolha de modelos de gestão de *stocks* e estabelecer diferentes níveis de desempenho (por exemplo, rotatividade, nível de serviço, entre outras).

Neste sentido, irão ser aplicadas a análise ABC, a análise XYZ e a fusão destas duas análises, a análise ABC/XYZ. Posteriormente, estes produtos também irão ser classificados de acordo com as características da sua procura, através da categorização da procura de acordo com o modelo de Syntetos (2005).

5.4.1. Análise ABC

A análise ABC foi baseada no volume de vendas dos 2 últimos anos. Foi calculado este valor para cada item através do produto do custo unitário com a sua respetiva procura. Após calculado o volume de vendas dos 50 produtos, estes foram organizados por ordem decrescente. De seguida, foi calculada a percentagem do volume de vendas de cada produto e, posteriormente, a percentagem acumulada.

Inicialmente, procedeu-se à análise ABC com a divisão dos produtos segundo a percentagem acumulada do volume de vendas com valores de corte de 80 e 95%:

- Grupo A: incluía 13 produtos (26%), representando 79% do volume de vendas;
- Grupo B: incluía 14 produtos (28%), representando 16% do volume de vendas;
- Grupo C: incluía 23 produtos (46%), representando 5% do volume de vendas.

Ao analisar estes valores, verificou-se que a curva não seguia a regra de Pareto. Isto é, apesar de cerca de 20 a 30% dos produtos representarem cerca de 70 a 80% do volume de vendas, o número de produtos do tipo B era muito próximo do número de produtos do tipo A. Desta forma, optou-se por fazer a divisão dos produtos de acordo com a percentagem de itens que cada grupo deveria possuir e não com o volume de vendas. A nova análise ABC seguiu então, a curva de Pareto da Figura 10. Neste seguimento, foram formados 3 novos grupos de acordo com a Tabela 3.

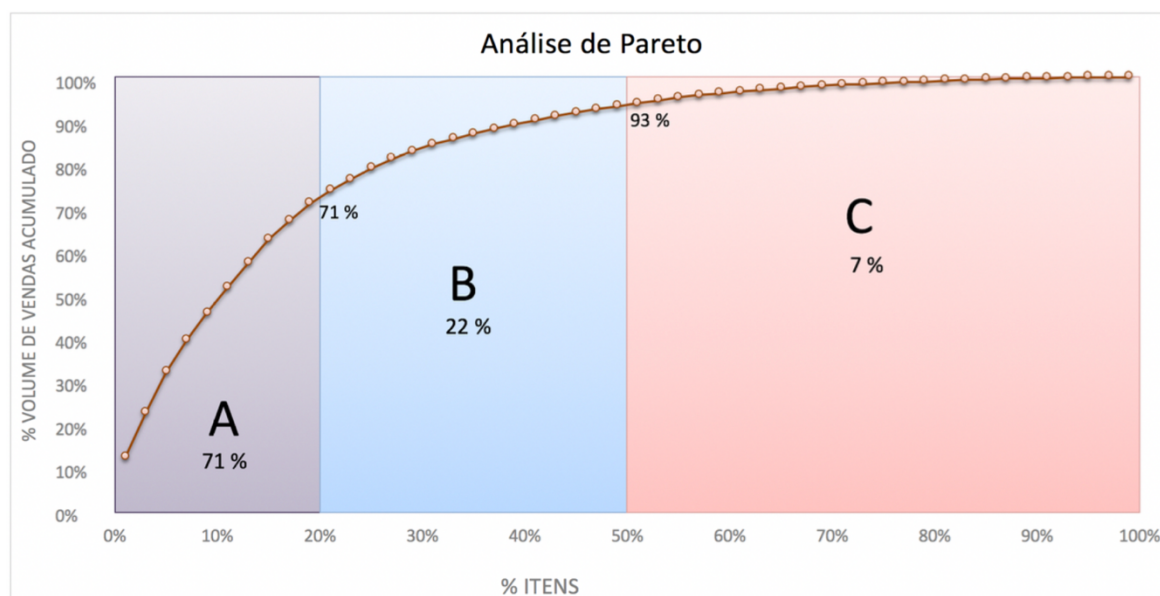


Figura 10. Análise de Pareto

Tabela 3. Distribuição dos itens de acordo com a Análise ABC

	Número de itens	Percentagem de itens	Volume de vendas	Percentagem do volume de vendas
Grupo A	10	20%	355 050 €	71%
Grupo B	15	30%	112 350 €	22%
Grupo C	25	50%	33 850 €	7%
Total	50	100%	501 250 €	100%

Assim, é possível aferir que a maior parte da atenção da atividade de gestão de *stocks* deve estar direcionada para cerca de 10 produtos, uma vez que estes oferecem à empresa 71% do volume de vendas. Também é possível concluir que metade dos produtos têm pouco efeito no volume de vendas (cerca de 7%), sendo conveniente minimizar os esforços para estes produtos, de forma a maximizar a concentração nos pós de maior importância para a empresa. No Anexo D está representada a classificação dos produtos consoante a nova análise ABC.

5.4.2. Análise XYZ

Após agrupados os pós atomizados de acordo com o volume de vendas, verificou-se que esta análise não discriminava todas as características dos diferentes produtos, apresentando algumas limitações. Observou-se que esta análise apenas

classificava os produtos consoante o volume de vendas e não tinha em consideração as flutuações da procura desses produtos.

Por conseguinte, foi necessário complementar a análise ABC com uma análise que tivesse em conta a variabilidade da procura dos produtos em armazém, a análise XYZ.

Visto que a análise XYZ tem como suporte o Coeficiente da Variância (CV), foram utilizados os dados da procura mensal dos *big bags* de cada pó atomizado e, após calculados o desvio padrão e a média da procura, procedeu-se ao cálculo do CV através da divisão das duas variáveis mencionadas anteriormente.

Através do cálculo do CV foi possível identificar dois grupo distintos:

- Grupo Y ($0,5 \leq CV \leq 1$): inclui 7 produtos (14%). Este produtos sofrem fortes flutuações na procura.
- Grupo Z ($CV > 1$): inclui 43 produtos (86%). Este produtos possuem um padrão de procura totalmente irregular.

De realçar que todos os produtos possuem um CV maior que 0,5 e por esta razão não foram identificados produtos do tipo X, isto é, produtos com uma procura constante e com flutuações regulares. Por sua vez, grande parte dos produtos têm um padrão de procura muito irregular, o que dificulta a sua gestão em *stock*. No Anexo E é possível observar as variáveis auxiliares para a aplicação desta análise, bem como a classificação de cada item.

5.4.3. Análise ABC/XYZ

Após executadas as duas análises anteriores, estabeleceu-se uma relação entre estas duas abordagens, no sentido de dividir os pós atomizados consoante o seu volume de vendas e o seu comportamento da procura para que, posteriormente, fosse possível tirar conclusões de cada subgrupo e empregar estratégias diferenciadoras a cada um deles. A conjugação destas análises resultou na seguinte matriz formada por 9 grupos de produtos (Tabela 4).

Tabela 4. Matriz da análise ABC/XYZ

	A	B	C	Σ
X	0	0	0	0
Y	6	1	0	7
Z	4	14	25	43
Σ	10	15	25	50

Como já tínhamos observado anteriormente, não existem produtos do tipo X e a sua maioria situa-se na categoria Z.

Nos produtos do tipo Y existe uma predominância no grupo AY, sendo que não existe nenhum produto com classificação CY.

Os produtos do tipo AY e AZ são os mais importantes para a empresa, visto que apresentam um elevado volume de vendas. Por esta razão, a maior parte dos recursos devem ser redirecionados para estes produtos. De realçar que estes produtos também possuem uma procura irregular com oscilações ao longo do tempo, tornando difícil a previsão da procura. No entanto, os produtos AY são mais fáceis de prever comparativamente com os produtos AZ, uma vez que a sua procura é menos irregular.

Mais detalhadamente, ainda é possível concluir que metade dos produtos pertencem ao subgrupo CZ, isto é, são produtos que representam um baixo volume de vendas e são bastante difíceis de prever. Contudo, apesar de representarem pouco valor para a empresa, é necessário prestar alguma atenção, uma vez que as ruturas de *stock* destes produtos podem trazer custos de produção elevados para satisfazer uma procura reduzida.

5.4.3.1. Caracterização dos Produtos

Após a identificação dos 5 subgrupos, procedeu-se à realização de uma análise mais detalhada do comportamento dos produtos de cada divisão nos últimos 2 anos, de forma a identificar as falhas do sistema de armazenamento e para que, posteriormente, fosse possível sugerir estratégias específicas de gestão de *stocks* para cada grupo. Desta forma, foram inicialmente analisados dois fatores, a procura e os níveis de *stock*. Para a análise da

procura, os dados foram agrupados mensalmente, enquanto que para a análise dos níveis de *stock*, os dados não foram agrupados, de modo a que fosse possível observar as dimensões das movimentações dos produtos em *stock*, bem como a sua periodicidade. Por sua vez, a análise da procura vai servir para averiguar possíveis sazonalidades ou tendências. Posteriormente, foi ainda efetuada uma avaliação da taxa de rotação e da taxa de cobertura consoante a análise ABC/XYZ para que fosse possível identificar os grupos que possuem uma gestão desajustada.

5.4.3.1.1. Subgrupo AY

No que diz respeito à procura destes produtos, existe uma pequena sazonalidade, sendo possível observar um aumento no início do ano, mais precisamente, no mês de fevereiro; este aumento volta a sentir-se a meio do ano, nos meses de abril, maio e/ou junho; e, por fim, a procura volta a aumentar no final do ano, recaindo nos meses de novembro e/ou dezembro. A título de exemplo destes comportamentos mencionados anteriormente, mostra-se a evolução da procura dos produtos Cinza Steel e Uni Estanho (Figura 11). Contudo, estes aumentos não se verificam em todos os produtos, sendo bastante variável. Assim, torna-se difícil tirar conclusões mais concretas, devido à característica pouco regular da procura.

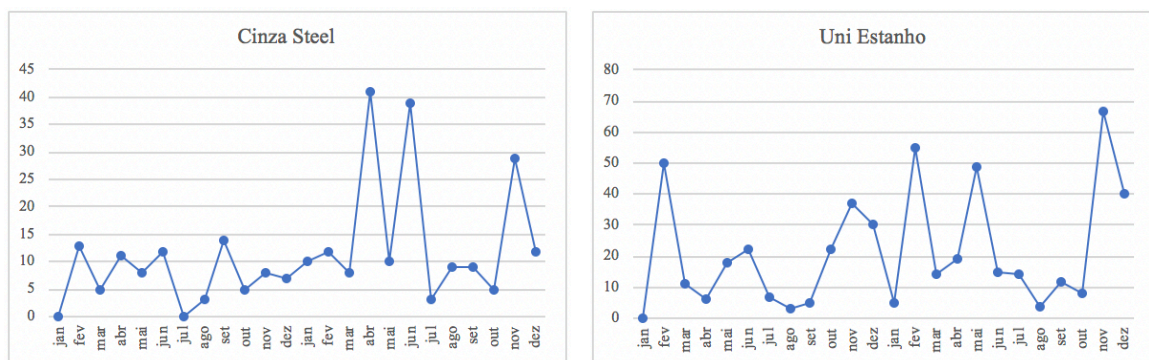


Figura 11. Exemplos da evolução da procura dos produtos Cinza Steel e Uni Estanho

Analisando os níveis de *stock*, é possível observar que estes produtos, por vezes, atingem valores muito baixos, onde os picos mínimos situam-se muito próximos de zero, chegando a ocorrer ruturas de *stock*. Este comportamento pode ser verificado na Figura 12, através da exemplificação da evolução dos níveis de *stock* de dois produtos pertencentes ao grupo AY, o Malveira GR e o Branco Neve L. Para produtos com grande relevância para a empresa, não é conveniente deixar os níveis de *stock* atingirem valores tão baixos.

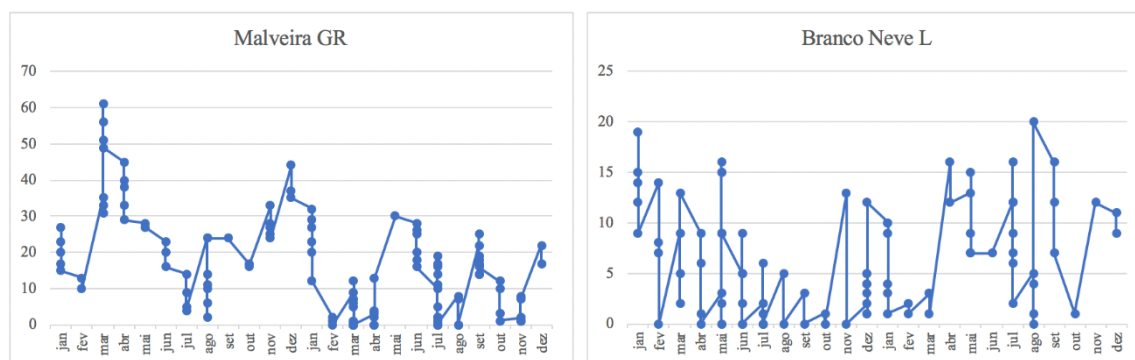


Figura 12. Exemplos da evolução dos níveis de stock dos produtos Malveira GR e Branco Neve L

5.4.3.1.2. Subgrupo AZ

Tal como no subgrupo anterior, estes produtos também possuem uma procura irregular. Contudo, é possível observar, em alguns produtos, um crescimento no mês de fevereiro e nos meses de maio e junho. De forma a exemplificar esta irregularidade da procura, foi exibida, na Figura 13, a evolução da procura dos pós atomizados Branco L e Uni Metal, dois produtos pertencentes ao grupo AZ.

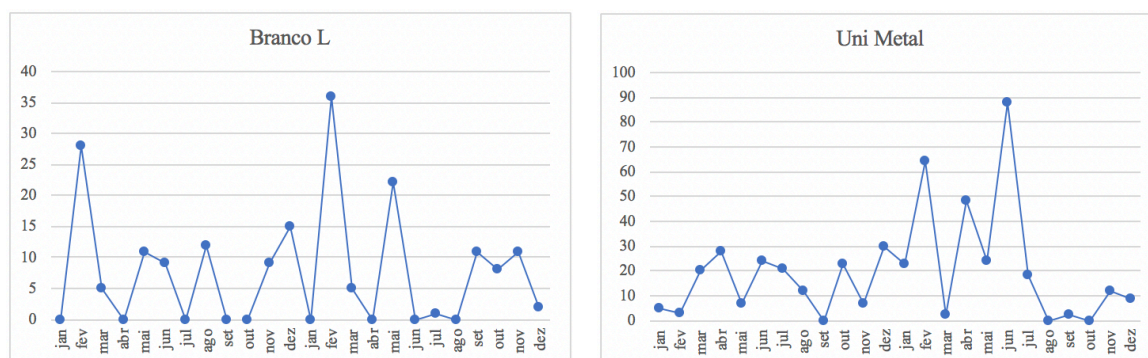


Figura 13. Exemplos da evolução da procura dos produtos Branco L e Uni Metal

Relativamente aos níveis de *stock*, estes produtos assemelham-se aos anteriormente analisados. Os níveis de *stock* aproximam-se de valores nulos, chegando a ocorrer ruturas de *stock*. De realçar que esta situação deve ser evitada, uma vez que são produtos que apresentam um grande volume de vendas. Este comportamento característico reflete-se, de uma forma geral, em todos os produtos do grupo AZ, no entanto na Figura 14 está exemplificada a evolução dos níveis de *stock* dos produtos Uni Prata e Uni Carvão.

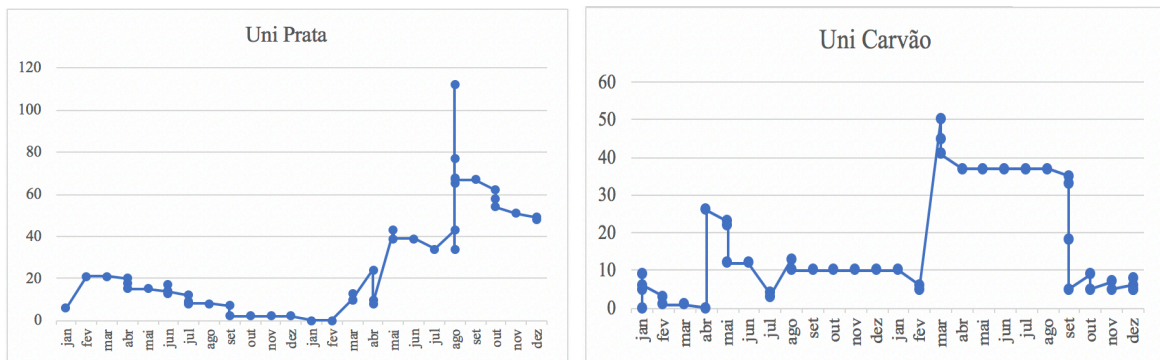


Figura 14. Exemplos da evolução dos níveis de *stock* dos produtos Uni Prata e Uni Carvão

5.4.3.1.3. Subgrupo BY

Neste subgrupo apenas se enquadra um produto, o Búzios. Assim sendo, as características mencionadas a seguir apenas dizem respeito a um único pó atomizado. Neste produto, a procura é constante com intervalos entre 1 a 2 meses, como é possível verificar no 1º gráfico da Figura 15. No que diz respeito à avaliação do nível de *stock*, o rácio entre a produção e procura parece desadequado, originando um *stock* elevado para a procura que apresenta, tal como é exemplificado no 2º gráfico da Figura 15.

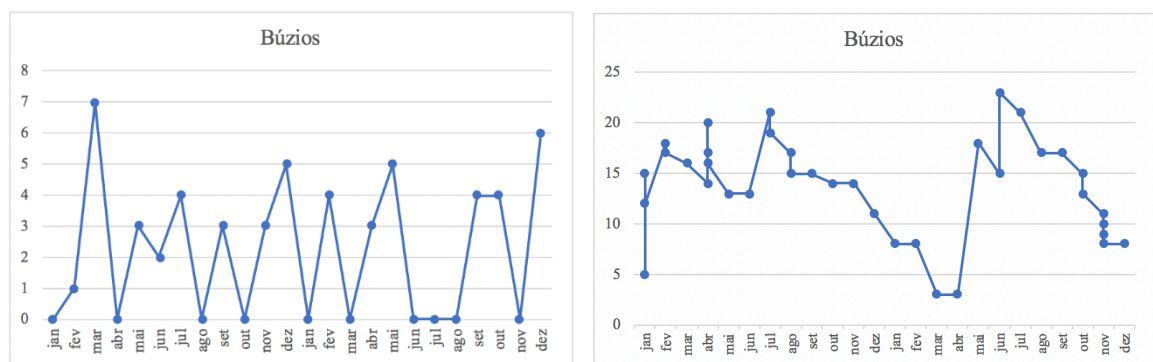


Figura 15. Exemplos da evolução da procura e dos níveis de *stock* do produto Búzios

5.4.3.1.4. Subgrupo BZ

Neste tipo de produtos a procura é bastante irregular. Comparativamente com os produtos dos subgrupos mencionados anteriormente, estes apresentam uma procura menor e mais intervalada. A título de exemplo destas características, está representada, na Figura 16, a evolução da procura ao longo dos últimos dois anos dos produtos Uni Céu e Uni Lima.

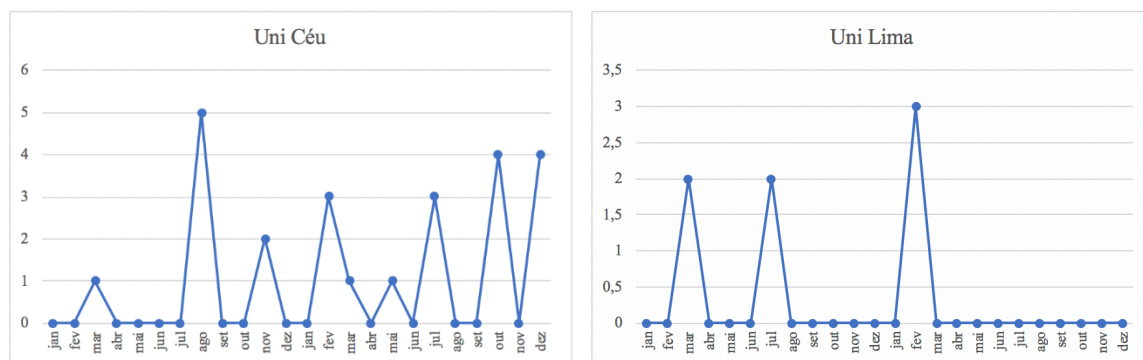


Figura 16. Exemplos da evolução da procura dos produtos Uni Céu e Uni Lima

No que concerne aos níveis de *stock*, as descidas são mais suaves devido à procura em menores quantidades. Este comportamento pode ser verificado na evolução dos níveis de *stock* do pó Uni Menta representado no 1º gráfico da Figura 17. No entanto, também existem produtos que atingem ruturas de *stock*, confirmando-se este comportamento no 2º gráfico da Figura 17, através do pó Fino Estanho. Mesmo sabendo que a procura destes produtos é difícil de prever, esta situação deve ser evitada, visto que são produtos que têm alguma relevância para a empresa.

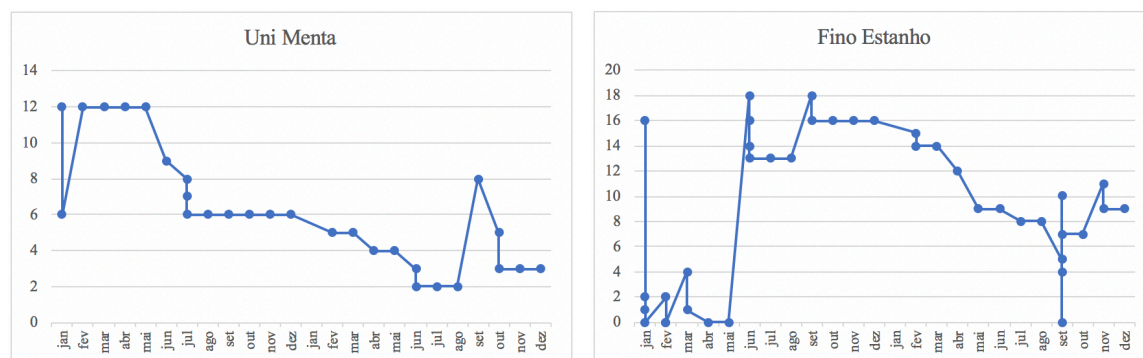


Figura 17. Exemplos da evolução dos níveis de *stock* dos produtos Uni Menta e Fino Estanho

5.4.3.1.5. Subgrupo CZ

Torna-se difícil tirar conclusões sobre estes produtos, uma vez que possuem uma procura muito irregular, com ocorrências muito espaçadas e em poucas quantidades, tal como é observável na Figura 18, onde estão representados 2 produtos do grupo CZ, o Ocre L e o Fino Zinco.

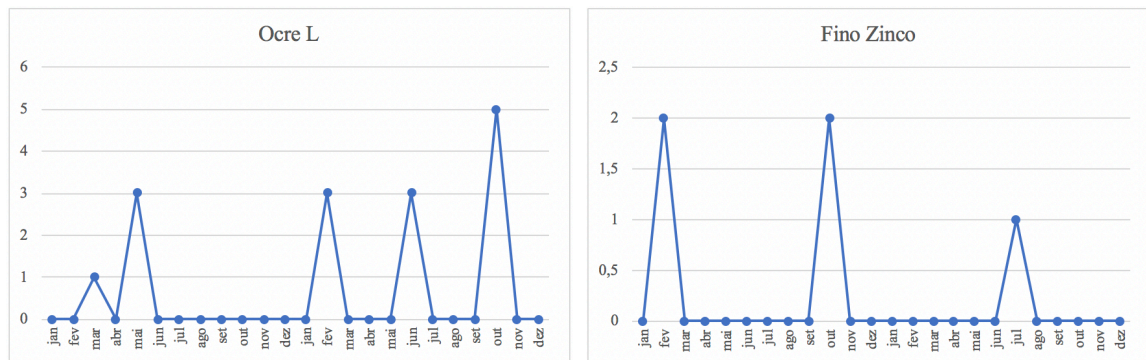


Figura 18. Exemplos da evolução da procura dos produtos Ocre L e Fino Zinco

Relativamente à análise dos níveis de *stock*, existem alguns produtos que atingem valores nulos, sendo esta situação exemplificada no 1º gráfico da Figura 19 através do pó atomizado Alaska GR. Apesar de serem produtos com pouca relevância para a empresa, a rutura de *stocks* deve ser evitada, uma vez que a produção de pó para *big bags* deve ser conciliada com a produção de pó atomizado para a produção de grés porcelânico, sabendo que alguns destes pós apenas são produzidos uma vez por ano. Por outro lado, existem produtos que estão a ser armazenados a uma escala muito elevada comparativamente com a procura que apresentam, tornando-se problemáticos porque, para além de aumentarem os custos de posse, ocupam espaço que pode ser empregue a outros produtos com maior afluência. Este comportamento pode ser observado no 2º gráfico da Figura 19 com a exemplificação da evolução dos níveis de *stock* do pó Areia.

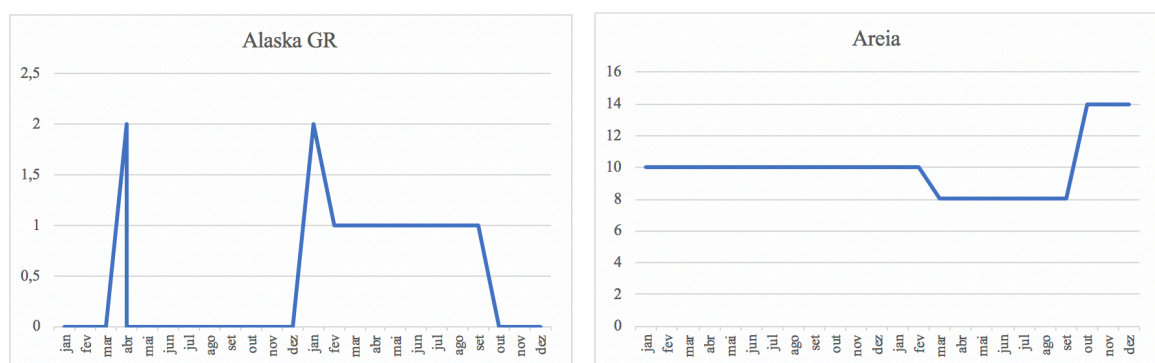


Figura 19. Exemplos da evolução dos níveis de *stock* dos produtos Alaska GR e Areia

5.4.3.1.6. Taxa de Rotação Aplicada à Análise ABC/XYZ

De forma a tirar conclusões relativamente ao ajustamento dos níveis de *stock* com a procura dos produtos de cada grupo da classificação ABC/XYZ, foi calculado para

cada um deles a média da taxa de rotação (Tabela 5) e a média da taxa de cobertura (Tabela 6).

Tabela 5. Média da taxa de rotação consoante a classificação ABC/XYZ

	A	B	C
X	-	-	-
Y	9,10	1,99	-
Z	5,37	2,84	1,90

Como era expectável, a taxa de rotação aumenta com o crescimento do volume de vendas, isto é, os produtos com classificação A possuem uma taxa de rotação maior que os produtos com classificação B, sendo que estes também possuem uma taxa de rotação maior que os produtos com classificação C.

Na perspetiva da análise XYZ, também era de esperar que a taxa de rotação diminuísse da categoria Y para a categoria Z, visto que os produtos do tipo Y possuem uma procura menos irregular que incute uma melhor previsão e conseqüentemente uma maior taxa de rotação. No entanto, esta assunção só se verifica nos produtos do tipo A. Os produtos do tipo B não vão de encontro ao que era esperado, o que leva a crer que estes produtos estão a ser mal geridos com parâmetros desajustados na gestão de *stocks*.

Numa visão mais generalizada, é possível aferir que os grupos BY, BZ e CZ possuem uma taxa de rotação muito baixa tendo em conta os valores do setor. Neste sentido, é necessário melhorar a gestão destes produtos.

Tabela 6. Média da taxa de cobertura (em meses) consoante a classificação ABC/XYZ

	A	B	C
X	-	-	-
Y	1,5	6,0	-
Z	2,5	6,2	21,6

Relativamente à taxa de cobertura, como era de esperar este indicador aumenta no sentido da classificação A para a C, visto que um maior volume de venda conduz a um menor número de meses que o stock médio assegura a procura.

Do ponto de vista da análise XYZ, a taxa de cobertura aumenta da classificação Y para a Z. Este aumento na categoria Z deve-se à enorme imprevisibilidade da procura destes produtos que leva a *stocks* mais elevados.

Contudo, a taxa de cobertura dos artigos CZ é muito elevada, sendo que, em média, o *stock* consegue assegurar a procura durante 22 meses aproximadamente. Este valor elevado leva a crer que a gestão de *stock* atual não é adequada às características do sistema.

5.4.4. Categorização da Procura

Após analisados os vários subgrupos da análise ABC/XYZ verificou-se que não era possível identificar sazonalidade ou tendência na procura dos vários produtos. Assim, foi necessário categorizar os padrões da procura de forma a restringir a panóplia de métodos de previsão, bem como de modelos de gestão de *stocks*.

Segundo o modelo de Syntetos et al. (2005) referido no capítulo 2.3.4, a categorização da procura é feita de acordo com dois parâmetros, o intervalo entre as procuras (*ADI*) e o coeficiente da variância da procura ao quadrado (CV^2). A base temporal considerada foi a mesma das análises anteriores (dados mensais dos dois últimos anos). A variável *ADI* foi calculada através da divisão do número de meses em análise (24 meses) pelo número de períodos em que houve procura (*T*). O *CV* já tinha sido calculado na análise XYZ.

De acordo com a tabela presente no Anexo F, após o cálculo das duas variáveis foi possível concluir que, de facto, a procura é bastante irregular, onde a maior parte dos produtos apresentam bastantes períodos sem procura, o que originou valores de *ADI* elevados (superiores a 1). Também é possível observar que os valores de CV^2 são muito elevados (superiores a 0,5) devido à variabilidade da dimensão da procura. Assim, por este motivo não existem produtos com procura contínua ou intermitente, uma vez que o valor de corte para o CV^2 é de 0,49.

Como podemos observar na Tabela 7, 84% dos produtos possuem um padrão de procura irregular ($CV^2 > 0,49$ e $ADI > 1,32$), apresentado grande variabilidade tanto a nível da dimensão da procura como nos intervalos entre as ocorrências; 14% dos produtos

possuem um padrão de procura errática ($CV^2 > 0,49$ e $ADI < 1,32$) com uma procura constante ao longo do tempo, mas muito variável no que diz respeito à sua dimensão e apenas 1 produto (correspondente a 2%) possui uma procura esporádica, visto que apresentou apenas 1 ocorrência de procura no período analisado (de janeiro de 2018 a dezembro de 2019). De realçar que o facto da maior parte dos produtos possuírem um padrão de procura irregular, justifica a dificuldade que a Grespor tem em geri-los. Torna-se, assim, mais difícil prever a procura destes produtos, bem como, definir modelos de gestão de *stocks*.

Tabela 7. Distribuição dos produtos consoante a categorização da procura

Categorização da procura	Critério	Nº de itens	Percentagem de itens
Contínua	$CV^2 < 0,49$ e $ADI < 1,32$	0	0%
Intermitente	$CV^2 < 0,49$ e $ADI > 1,32$	0	0%
Errática	$CV^2 > 0,49$ e $ADI < 1,32$	7	14%
Irregular	$CV^2 > 0,49$ e $ADI > 1,32$	42	84%
Esporádica	Nº de ocorrências de procura ≤ 1	1	2%

De forma a salientar as diferenças entre os padrões da procura presentes nos pós atomizados da Grespor, foram representados gráficos exemplificativos de produtos com um padrão de procura errática, irregular e esporádica, respetivamente (Figura 20).

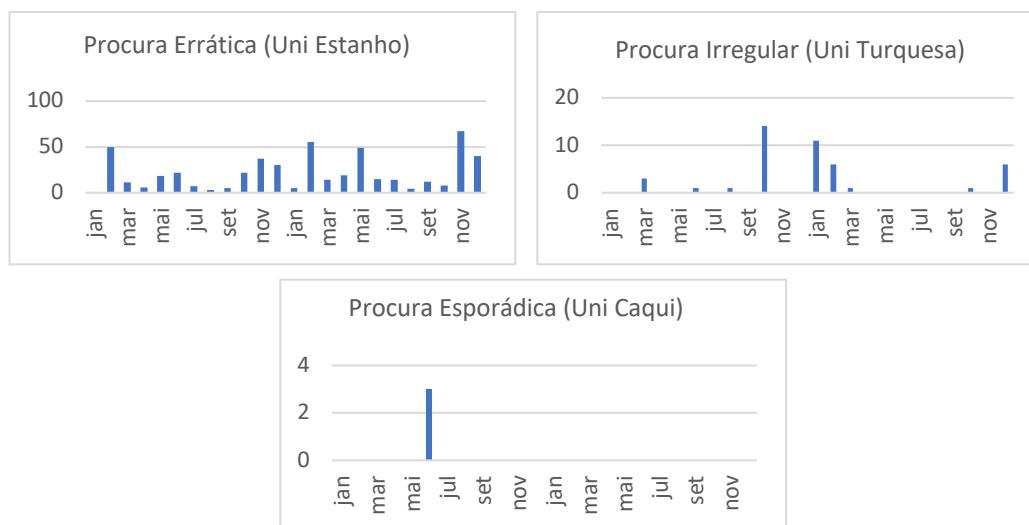


Figura 20. Exemplificação do comportamento dos padrões de procura presentes nos produtos da Grespor

Com o objetivo de relacionar as 3 análises aplicadas anteriormente, foi elaborada uma matriz com a fusão da análise ABC/XYZ com a categorização da procura (Tabela 8).

Tabela 8. Fusão da análise ABC/XYZ com a categorização da procura

	AY	AZ	BY	BZ	CZ	Total
Errática	71%	14%	0%	14%	0%	100%
Irregular	2%	7%	2%	31%	57%	100%
Esporádica	0%	0%	0%	0%	100%	100%

Como era de prever, os produtos com padrão de procura errática são maioritariamente do tipo A, uma vez que este tipo de padrão, apesar de sofrer grande variabilidade na dimensão da procura, possui uma procura constante ao longo do tempo. Por sua vez, os produtos com padrão de procura irregular e esporádico identificam-se maioritariamente com produtos com baixo volume de vendas (categoria C) e com procuras bastante inconstantes (categoria Z).

Mais pormenorizadamente, a procura errática está mais presente nos produtos AY. Estes produtos são de grande relevância para a empresa, visto que apresentam um elevado volume de vendas, no entanto, uma vez que pertencem à classe Y, tornam-se um pouco difíceis de prever. Relativamente à procura irregular, cerca de 57% dos produtos pertencem ao grupo CZ. Estes produtos apresentam um baixo volume de vendas e são bastante difíceis de prever, indo ao encontro do padrão irregular da procura. Por último, a procura esporádica recai apenas sobre um produto que pertence à categoria CZ. No Anexo G é apresentada uma tabela que relaciona cada pó atomizado com as 3 análises.

5.5. Previsão da Procura

Após a identificação dos padrões da procura, é importante aplicar métodos de previsão de acordo com as características da procura. O objetivo é encontrar o método de previsão que apresente melhor desempenho para os produtos de cada padrão para que, posteriormente, as estimativas calculadas possam ser aplicadas em modelos de gestão de *stocks*.

Como referido no capítulo 2.4, para itens com um padrão de procura errático e irregular são comumente utilizados os seguintes métodos de previsão:

- Alisamento Exponencial Simples (AES);
- Método de Croston;
- Método de Aproximação de Syntetos e Boylan (SBA);
- Método de Teunter, Syntetos e Babai (TSB).

Para este estudo, selecionaram-se o método de Croston, o método SBA e o método TSB, uma vez que estes foram desenvolvidos para solucionar problemas de previsão de procura com características irregulares, sendo essa a categorização da procura dos produtos da Grespor. Relativamente à escolha do AES, apesar das desvantagens apontadas por vários autores relativamente ao desempenho deste método na procura intermitente (devido ao facto de ignorar que a procura é constituída por dois elementos: a probabilidade da procura e o seu tamanho), segundo Teunter et al., (2011), o AES responde rapidamente a obsolescência repentina ou a procuras decrescentes. Neste sentido, este método torna-se interessante para este estudo, uma vez que existem produtos que apresentam uma diminuição na procura ou bastantes períodos com procura nula. Outro fator que pesou para a inclusão deste método clássico foi a robustez e a facilidade inerentes à sua aplicação prática na procura intermitente, mencionadas por Willemain et al., (2004).

Relativamente à aplicação destes métodos de previsão, devido ao número reduzido de itens, não houve a necessidade de agrupar a procura dos produtos de acordo com as análises feitas anteriormente, até porque o agrupamento da procura iria anular a sua intermitência característica. Para além disso, não é possível agrupar os pós por famílias (por exemplo, por cores, matérias primas, ...).

Segundo Chase (2009), para determinar o método que representa da melhor forma a procura real, é necessário dividir os dados da procura em 2 grupos. O primeiro grupo serve de inicialização do método (cerca de dois terços dos dados mais antigos) e o segundo grupo serve para avaliar o enviesamento da série (engloba os restantes dados mais recentes). Aplicou-se a mesma abordagem neste caso de estudo. Os 24 meses de procura histórica foram divididos em 2 grupos, uma amostra de ajustamento com os primeiros 16 meses (de janeiro de 2018 a abril de 2019) e uma amostra de validação com 8 meses (de maio a dezembro de 2019). Neste seguimento, foram aplicados os 5 métodos de previsão referidos anteriormente aos primeiros 16 meses e foi prevista a procura para os restantes 8 meses.

Segundo Teunter et al., (2011), por vezes torna-se difícil identificar se a procura é estacionária ou não estacionária, principalmente em casos de procura intermitente. Assim, quando há suspeitas de que a procura é não estacionária, é preferível optar-se por um método que se adapte rapidamente, através da escolha de constantes de alisamento “suficientemente grandes”. Os autores sugeriram duas formas de definir as constantes de alisamento caso não se conheça o processo da procura. A primeira opção é através da otimização heurística assente nos dados históricos da procura. No entanto, esta abordagem torna-se difícil de aplicar à procura intermitente devido à habitual falta de dados. A segunda opção é através do uso de valores fixos sugeridos em estudos deste âmbito. Devido à complexidade inerente à primeira abordagem, nesta dissertação irá optar-se por adotar a segunda sugestão. Neste seguimento, relativamente aos valores das constantes de alisamento, estes foram escolhidos de acordo com a literatura. Segundo Syntetos e Boylan (2005) e Teunter et al., (2011), as constantes de alisamento que devem ser testadas para α são valores entre 0,05 e 0,3 com intervalos de 0,05, enquanto que para β os valores são compreendidos entre 0,01 a 0,05 com intervalos de 0,01 e entre 0,1 e 0,3 com intervalos de 0,1. Desta forma, procedeu-se à aplicação de cada método com todas as combinações possíveis das constantes de alisamento.

A escolha do método de previsão e das constantes de alisamento foi de acordo com a minimização do valor absoluto da média aritmética dos ME, devido à sua fácil interpretação. Esse erro é calculado através da diferença entre as estimativas resultantes da amostra de ajustamento e os dados da procura da amostra de validação. Assim, após o cálculo do ME para todas as séries temporais, procedeu-se ao cálculo da média aritmética dos ME. Posteriormente, passou-se à seleção do melhor método e das constantes de alisamento de acordo com o menor enviesamento, isto é, o método que apresentasse a menor média aritmética do ME em valor absoluto. O método escolhido vai servir, então para prever a procura para os anos seguintes.

Posto isto, procedeu-se ao estudo dos métodos de previsão para cada pó individualmente. A Tabela 9 exhibe os erros médios resultantes da aplicação dos diferentes métodos de previsão, bem como, das constantes de alisamento do pó atomizado Uni Mineral. Para este produto, o método que apresenta melhor desempenho é o método TSB com $\alpha=0,2$ e $\beta=0,2$, uma vez que é aquele que apresenta a menor média aritmética do erro médio (aproximadamente 0,01).

Tabela 9. Comparação dos erros médio dos métodos de previsão (pó atomizado: Uni Mineral)

	$\alpha = 0,05$	$\alpha = 0,1$	$\alpha = 0,15$	$\alpha = 0,2$	$\alpha = 0,25$	$\alpha = 0,3$	
AES	1,95	2,96	3,77	4,34	4,71	4,93	
Croston	0,13	-0,22	-0,39	-0,55	-0,54	-0,58	
SBA	0,08	-0,29	-0,49	-0,66	-0,68	-0,73	
TSB	0,34	-0,29	-0,68	-0,93	-1,07	-1,16	$\beta = 0,01$
	0,54	-0,16	-0,60	-0,86	-1,02	-1,12	$\beta = 0,02$
	0,73	-0,04	-0,51	-0,80	-0,97	-1,07	$\beta = 0,03$
	0,92	0,09	-0,42	-0,73	-0,92	-1,03	$\beta = 0,04$
	0,91	0,21	-0,34	-0,67	-0,87	-0,99	$\beta = 0,05$
	1,93	0,76	0,05	-0,38	-0,64	-0,79	$\beta = 0,1$
	3,04	1,52	0,58	0,01	-0,33	-0,53	$\beta = 0,2$
3,60	1,91	0,86	0,22	-0,17	-0,40	$\beta = 0,3$	

De realçar que segundo Teunter et al., (2011), os enviesamentos positivos levam a stocks mais elevados e, conseqüentemente, a custos mais elevados, enquanto que enviesamentos negativos levam a custos mais baixos, no entanto existe uma maior probabilidade de rutura de stock, uma vez que a previsão é inferior à procura real.

Depois de aplicada esta metodologia para todos os produtos individualmente, foi necessário agrupar os pós para que a empresa não tivesse que incorporar um método específico para cada produto. Desta forma, pretendia-se obter uma concordância do melhor método para cada padrão. Este agrupamento de produtos foi de acordo com o padrão da procura, visto que foi através deste critério que foram identificados os métodos a serem testados. Neste sentido, o objetivo era que cada padrão se identifique mais com um método, podendo este ser aplicado a todos os produtos desse mesmo grupo. Assim, era possível facilitar o processo de previsão da procura para a Grespor, uma vez que reduz o número de métodos a serem utilizados através da correspondência de cada padrão a um único método de previsão.

Na Tabela 10 e 11 é possível observar a distribuição dos métodos de previsão que apresentaram melhor desempenho em cada padrão de procura (errático e irregular, respetivamente). Como apenas existe um produto com procura esporádica, o pó Uni Caqui, este apresenta o método TSB com $\alpha=0,3$ e $\beta=0,3$ como o melhor método.

Tabela 10. Distribuição dos métodos com melhor desempenho na procura errática

	$\alpha = 0,05$	$\alpha = 0,1$	$\alpha = 0,15$	$\alpha = 0,2$	$\alpha = 0,25$	$\alpha = 0,3$	
AES	57%	14%	0%	0%	29%	0%	
Croston	0%	0%	0%	0%	0%	0%	
SBA	0%	0%	0%	0%	0%	0%	
TSB	0%	0%	0%	0%	0%	0%	$\beta = 0,01$
	0%	0%	0%	0%	0%	0%	$\beta = 0,02$
	0%	0%	0%	0%	0%	0%	$\beta = 0,03$
	0%	0%	0%	0%	0%	0%	$\beta = 0,04$
	0%	0%	0%	0%	0%	0%	$\beta = 0,05$
	0%	0%	0%	0%	0%	0%	$\beta = 0,1$
	0%	0%	0%	0%	0%	0%	$\beta = 0,2$
	0%	0%	0%	0%	0%	0%	$\beta = 0,3$

Tabela 11. Distribuição dos métodos com melhor desempenho na procura irregular

	$\alpha = 0,05$	$\alpha = 0,1$	$\alpha = 0,15$	$\alpha = 0,2$	$\alpha = 0,25$	$\alpha = 0,3$	
AES	12%	5%	0%	2%	0%	5%	
Croston	0%	0%	2%	0%	0%	10%	
SBA	2%	2%	2%	2%	2%	2%	
TSB	2%	0%	0%	0%	2%	7%	$\beta = 0,01$
	0%	0%	0%	0%	2%	0%	$\beta = 0,02$
	2%	0%	0%	0%	0%	0%	$\beta = 0,03$
	0%	2%	0%	2%	0%	0%	$\beta = 0,04$
	0%	0%	0%	0%	0%	2%	$\beta = 0,05$
	2%	2%	0%	0%	0%	0%	$\beta = 0,1$
	2%	0%	0%	2%	0%	0%	$\beta = 0,2$
0%	0%	0%	0%	0%	17%	$\beta = 0,3$	

Através da observação das tabelas é possível concluir que os métodos que apresentaram um melhor desempenho foram o AES com $\alpha=0,05$ para os itens com procura errática e o método TSB com $\alpha=0,3$ e $\beta=0,3$ para os produtos com procura irregular e esporádica. Apesar do AES ser um método de previsão clássico que não foi desenvolvido para solucionar problemas de procura com padrão irregular, segundo Teunter et al., (2011), este método tem uma boa resposta quando todos os pontos no tempo são considerados.

Fazendo uma análise mais detalhada, foi possível observar que, apesar de haver alguma intermitência no padrão de procura errática, esta não é suficientemente grande para exigir constantes de alisamento elevadas. No entanto, no caso do padrão da procura irregular e esporádica, como existe uma maior intermitência nos dados da procura, estes padrões exigiram valores de constantes de alisamento maiores, de forma a aumentar a rapidez de adaptação do método.

Verificou-se que na procura irregular e esporádica, os enviesamentos do método de SBA eram ligeiramente menores em relação ao método Croston, tal como Eaves e Kingsman (2004) afirmaram. Esta melhoria advém do fator corretivo que o método SBA aplica ao método de Croston. No entanto, relativamente à procura errática, os resultados contrariaram o que se espera, apresentando melhor performance o método de Croston comparativamente com o método SBA.

No padrão de procura errática é possível concluir que o método TSB apresentou um baixo desempenho relativamente aos outros métodos. Esta observação pode ser explicada pelo facto deste método reagir mais rapidamente a problemas de obsolescência, o que não é o caso dos itens de procura errática que são maioritariamente da classe A (pós com elevado volume de vendas). Nos produtos com procura irregular, verifica-se procuras decrescentes ou vários períodos com procura nula, sendo que alguns deles não possuem nenhuma ocorrência de procura nos últimos 6 meses. Por esta razão, o método TSB já teve uma melhor performance nos produtos com procura irregular. Relativamente ao produto com procura esporádica, como este não apresentou procura durante os últimos 18 meses, o método TSB teve uma melhor performance, uma vez que este método reage rapidamente a situações de obsolescência.

Como observado nas Tabela 10 e 11, os produtos encontram-se bastante distribuídos pelos métodos de previsão, não sendo possível observar uma maioria no método de previsão para os produtos com procura irregular. Em relação ao padrão de procura errática, apesar de haver uma maioria, cerca de 57%, esta não é suficientemente grande e não significa que esse método tenha uma boa performance na previsão da procura para todos os produtos desse grupo. Por exemplo, apesar do método AES com $\alpha=0,05$ apresentar um bom desempenho para cerca de 57% dos produtos com procura errática com uma média aritmética do erro médio de 1,8 para esses pós, no caso do pó Uni Estanho que pertence a este mesmo grupo, este método apresenta um péssimo resultado comparativamente com

outros métodos, apresentando um erro médio de $-6,7$ *big bags*. Por esta razão, não foi possível obter um método de previsão que se adaptasse a cada padrão. Assim, para evitar excessos ou ruturas de *stock* devido às previsões de procura pouco ajustadas ou para evitar um sistema muito complexo para a empresa com a aplicação de vários métodos de previsão, optou-se por não considerar as estimativas da procura como *input* para os modelos de gestão de *stocks*. Sendo assim, irão ser utilizados, como dados de entrada, a procura histórica.

5.6. Modelos de Gestão de *Stocks*

Como já tinha sido mencionado no capítulo 2.5, os modelos de gestão de *stocks* podem ser divididos em 2 grandes grupos: modelos determinísticos e modelos estocásticos. Neste caso de estudo, como já foi verificado anteriormente, a procura de *big bags* é aleatória, excluindo de imediato os modelos determinísticos.

Deste modo, o foco será direcionado para os modelos estocásticos, onde é necessário determinar a abordagem que deverá ser seguida, revisão contínua ou revisão periódica. Um dos requisitos da Grespor passa por pretender conciliar a produção de pó atomizado para *big bags* com a produção de pó para consumo próprio. Assim, de forma a satisfazer o requisito da empresa, chegou-se à conclusão que faria todo o sentido aplicar um modelo de revisão periódica, de forma a fazer coincidir o período de revisão do *stock* com o período entre produções de um determinado pó atomizado utilizado para a produção interna de mosaico da Grespor.

Os modelos clássicos de revisão periódica partem do pressuposto do ajuste da procura a uma distribuição probabilística específica. No entanto, neste presente caso de estudo, torna-se difícil estimar a distribuição exata da procura, visto que os produtos que estão a ser analisados possuem uma procura de natureza errática, irregular e até mesmo esporádica.

Assim, de forma a solucionar este problema são comumente aplicadas heurísticas que apenas necessitam da média da procura e da sua variância, não sendo necessário o ajustamento da distribuição da procura.

Das heurísticas habitualmente utilizadas, a heurística de Naddor é a que apresenta uma maior minimização dos custos totais de acordo com vários estudos realizados

(Sani e Kingsman, 1997; Babai et al., 2010) e, por isso, será esta a ser aplicada neste caso de estudo.

5.6.1. Heurística de Naddor

Como referido no capítulo 2.5.1, a heurística de Naddor funciona do seguinte modo: o *stock* é revisto a cada período T e caso o nível de *stock* seja igual ou inferior ao nível de *stock* mínimo (s), é colocada uma nova encomenda de forma a atingir o nível de *stock* máximo (S).

A primeira etapa desta heurística passa por calcular o período ótimo de revisão (T_0) e a quantidade ótima de encomenda provisória (Q_0). Estes dois parâmetros são calculados com vista à minimização dos custos totais.

Relativamente ao Q_0 , este parâmetro é provisório, na medida em que apenas considera a média da procura, o nível de serviço pretendido e os custos associados ao armazenamento do produto, excluindo qualquer restrição de tempo entre as colocações das encomendas. Ou seja, este valor representa a quantidade ótima a encomendar, ignorando T_0 .

Para o cálculo dos parâmetros Q_0 e T_0 foi necessário definir os custos de posse (C_p) e os custos de encomenda (C_e), que foram facultados pela Grespor. Relativamente aos custos de posse, estes englobam os custos de armazenamento, os custos de oportunidade de capital e os custos de obsolescência. Uma vez que a Grespor não tinha este custo calculado e era difícil de determiná-lo com precisão, com a ajuda da empresa, foi estabelecida uma taxa de 5% sobre o custo unitário de cada *big bag*. Esta taxa foi determinada tendo em conta, essencialmente, os custos associados ao funcionamento do armazém, englobando os custos dos recursos humanos, dos empilhadores e dos impostos.

Os custos de encomenda estão associados aos custos de transporte e aos custos de colocação e receção da encomenda. Os custos de transporte são reduzidos, uma vez são feitas encomendas de grandes quantidades em que a maior parte das matérias primas são destinadas para a produção de grés porcelânico da Grespor. O custo relacionado com a colocação e receção de encomendas também é reduzido, visto que a atenção empregue a estas atividades é diminuta e repartida por outras atividades dentro da empresa. Devido à dificuldade da Grespor quantificar os custos de transporte e os custos incorridos com a realização e receção das encomendas, os custos de encomenda foram calculados através da atribuição de uma percentagem de 3% ao custo unitário de cada pó atomizado.

Para aplicar esta heurística também foi necessário calcular a média (\bar{x}) e o desvio padrão (σ_x) da procura durante o período em análise, que compreendeu uma base temporal mensal dos últimos 2 anos.

Uma vez que se torna bastante dispendioso produzir pó atomizado apenas para *big bags*, a empresa pretende oferecer ao seu cliente um nível de serviço (λ) de pelo menos 90%, de forma a tentar responder ao máximo de encomendas possível e evitar produções isoladas de pó atomizado apenas para os formatos pequenos. Assim, irão ser considerados três níveis de serviço: 90%, 95% e 99%.

Na eventualidade de haver alguma restrição em relação ao tempo de revisão do nível de *stock*, esta heurística torna-se bastante flexível, visto que permite que o valor de T_0 seja alterado consoante as exigências do sistema. Como referido anteriormente, um dos requisitos impostos pela empresa passa por conciliar a produção de pó atomizado para *big bags* com a produção de pó atomizado para os produtos da Grespor. Desta forma, neste caso de estudo usufruiu-se da flexibilidade desta heurística com o ajustamento do tempo de revisão do *stock* de *big bags* de acordo com a produção de pó atomizado que a Grespor faz para consumo interno.

Neste seguimento, devido à falta de dados à cerca da produção de pó atomizado para o mosaico da Grespor, foram analisadas as ordens de prensagem da Grespor, de forma a criar uma associação entre as datas de prensagem e as datas de produção de pó. Como a empresa não armazena pó atomizado para consumo próprio, apenas para *big bags*, as datas das ordens de prensagem coincidem com as datas de produção de pó atomizado, podendo haver um desfasamento, no máximo, de uma semana. Assim, através desta listagem foi possível indicar quantas vezes é que a Grespor produz um determinado pó atomizado por ano, bem como o espaçamento entre as produções. Com estes dados foi possível determinar o valor mínimo que T_0 poderia assumir para cada uma das referências. De realçar que o T_0 máximo irá ser considerado de 12 meses, mesmo que a empresa não produza esse tipo de pó durante esse período de tempo (Tabela 12). Nestes casos, a Grespor poderá ter que produzir pó atomizado apenas para *big bags*.

Tabela 12. Exemplificação do cálculo de T_0 mínimo considerando o tempo médio entre produções

Pó atomizado	Período médio sem produzir (dias)	Nº produções num ano	T_0 mínimo (meses)
Uni Baunilha	162	$\frac{365}{162} \approx 2$	$\frac{12}{2} = 6$
Uni Menta	404 → 365	$\frac{365}{365} = 1$	$\frac{12}{1} = 12$
Uni Cacau	99	$\frac{365}{99} \approx 4$	$\frac{12}{4} = 3$

No Anexo H está representada uma tabela com os valores mínimos que T_0 pode adotar, considerando dois panoramas diferentes, o tempo médio e o tempo máximo que se esteve sem produzir um determinado pó nos últimos 2 anos (2018 e 2019). De destacar que o T_0 para um tempo máximo sem produzir seguiu o mesmo raciocínio que o T_0 para um tempo médio da Tabela 12.

De seguida procedeu-se ao cálculo da média (\bar{y}) e do desvio padrão (σ_y) da procura durante o *lead time* mais o tempo entre revisões em função de T_0 e Q_0 .

Para o cálculo destas variáveis auxiliares foi exigido o cálculo da probabilidade de não existir procura ($P(0)$) para cada um dos pós e o *lead time* (L) de aprovisionamento. O *lead time* foi obtido com a ajuda do responsável pela gestão de *stocks*, chegando à conclusão que seria de 0,37 meses para todos os produtos.

De acordo com o desenvolvimento da heurística de Naddor segundo Kurtulus (2006), a unidade básica de procura (u) assume o valor de 1 unidade. Nesta dissertação, também foi feita a mesma assunção, uma vez que os *big bags* são tratados como unidades independentes, não podendo ser agrupados em paletes ou caixas. No que concerne à unidade de tempo (w) também se teve em conta as diretrizes do mesmo autor, onde foi considerado que w tomava os mesmos valores de T_0 .

De seguida procede-se ao cálculo do stock mínimo (s) e do stock máximo (S), onde é tido em conta um fator corretivo N consoante o nível de serviço admitido (Tabela 13).

Tabela 13. Função inversa da distribuição normal consoante nível de serviço

Nível de Serviço	N
90%	1,28
95%	1,64
99%	2,33

Por último, após o cálculo dos parâmetros dos níveis de *stock* ótimos, é determinada a quantidade mínima a encomendar corrigida, caso seja necessário colocar uma encomenda, através da diferença entre S e s . A quantidade a encomendar não é fixa, visto que o *stock* poderá situar-se abaixo do *stock* mínimo.

De forma a clarificar a aplicação deste modelo, vão ser descritas as etapas da heurística de Naddor mencionadas no capítulo 2.5.1, que abrange desde a equação 17 à 26. Assim, será dado como exemplo o pó atomizado Uni Menta para um nível de serviço de 99%. A Tabela 14, apresenta os cálculos intermédios para a aplicação da Heurística de Naddor.

Tabela 14. Cálculos intermédios para a aplicação da heurística de Naddor

Cálculos auxiliares	
\bar{x}	0,92
σ_x	1,44
C_p	$0,25 \times 0,05 = 0,01$
C_e	$0,25 \times 0,03 = 0,01$
$P(0)$	$\frac{16}{24} = 0,67$

$$\mathbf{1^\circ \text{ Passo:}} \quad T_0 = \sqrt{\frac{2 \times 0,01}{0,01 \times 0,92 \times 0,99}} = 1,15 \approx 1 \text{ mês}$$

Considerando o tempo médio entre produções de pó atomizado, é possível observar que o pó Uni Menta é produzido, em média, 1 vez por ano com um intervalo médio entre produções de 404 dias, o que sugere um tempo de revisão de *stock* de 12 meses, uma vez que não é permitido assumir valores de T_0 superiores a 12 meses.

$$T_0 = 12 \text{ meses}$$

$$Q_0 = \sqrt{\frac{2 \times 0,01 \times 0,92}{0,01 \times 0,99}} = 1,05 \approx 1 \text{ big bag}$$

2º Passo: $\bar{y} = \bar{y}(T_0) = \left(0,37 + \frac{12}{2}\right) \times 0,92 = 5,84$

$$\sigma_y(T_0) = \sqrt{\left(0,37 + \frac{12}{3}\right) \times 1,44^2 + \frac{(12 \times 0,92)^2}{12} + \frac{1-0,67^{12}}{6}} = 4,40$$

$$\bar{y} = \bar{y}(Q_0) = \left(0,37 + \frac{12}{2}\right) \times 0,92 + \frac{1-1}{2} = 5,84$$

$$\sigma_y(Q_0) = \sqrt{\left(0,37 + \frac{12}{3}\right) \times 1,44^2 + \frac{12 \times 0,92^2}{12} + \frac{1-0,67^{12}}{6} + \frac{1^2-1}{12}} = 2,18$$

3º Passo: $s = 5,84 + 2,33 \times 2,18 - 1 = 12 \text{ big bags}$

$$S = 5,84 + 2,33 \times 4,40 = 16 \text{ big bags}$$

4º Passo: $Q = 16 - 12 = 4 \text{ big bags}$

Apesar desta heurística recomendar um tempo ótimo de revisão mensal (1 mês), este foi alterado para 12 meses. Assim, todos os anos será feita uma revisão do nível de stock e caso este se encontre igual ou inferior ao stock mínimo (12 big bags), deve ser colocada uma nova encomenda, de quantidade variável, que eleve o nível de stock para 16 big bags.

5.6.1.1. Aplicação da Heurística de Naddor nos Diferentes Cenários

Numa primeira abordagem, foi essencial perceber como a quantidade necessária em *stock* é influenciada pelo nível de serviço, bem como pelo período mínimo de revisão definido e, assim, eliminar alguns cenários de primeira instância. Desta forma, na aplicação da heurística de Naddor foi necessário considerar vários cenários, no que diz respeito ao nível de serviço a ser considerado e ao tempo entre as produções de pó atomizado. Este tempo de espaçamento entre produções irá influenciar o tempo de revisão (T_0).

Posto isto, foram criados 9 cenários diferentes (Figura 21), onde se assume que a atenção que recai sobre os produtos é prestada por igual, isto é, todos os produtos assumem o mesmo nível de serviço. Assim, como já referido anteriormente, foram considerados apenas 3 níveis de serviço: 90%, 95% e 99% e para cada nível de serviço foram considerados 3 panoramas. Um primeiro panorama que considera o tempo ótimo de revisão dado pela

heurística; um panorama intermédio em que, numa análise de 2 anos, considera o tempo médio entre as produções de pó atomizado; e um panorama mais pessimista que considera o tempo máximo que decorreu entre duas produções de pó durante os últimos dois anos. De realçar que os cenários que assumem (T_0) igual ao tempo ótimo de revisão apenas foram tidos em conta como um valor de referência, visto que é o valor ótimo, sem restrições, dado pela heurística.

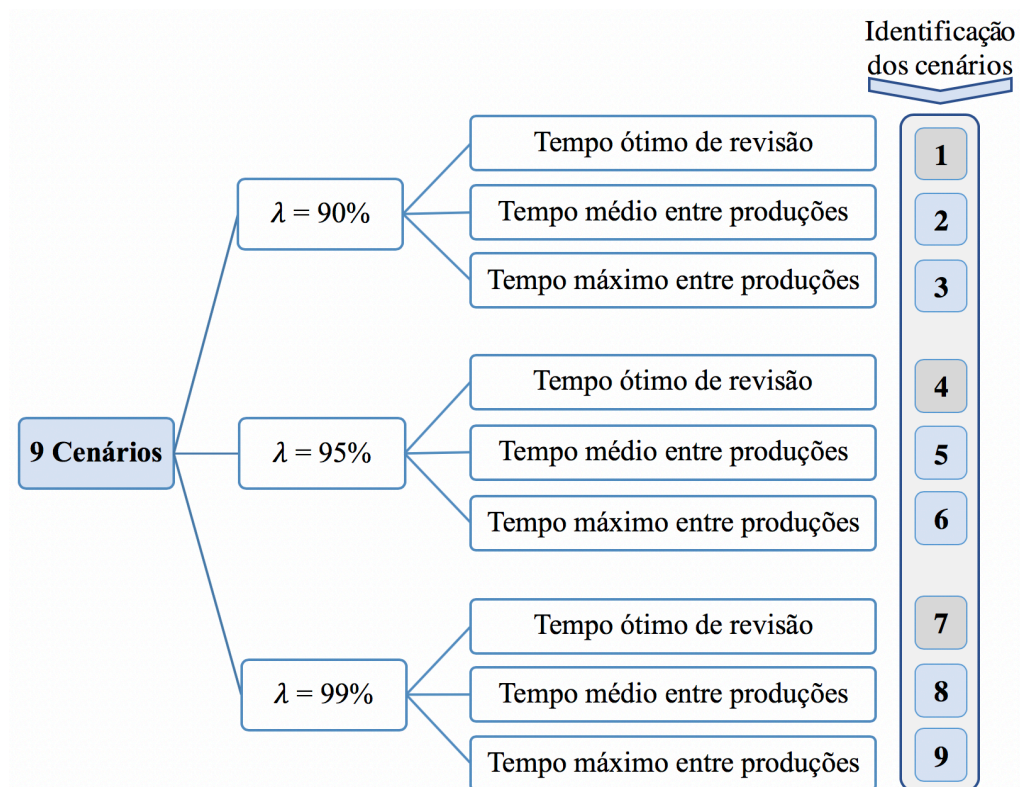


Figura 21. Apresentação dos cenários testados

O critério que irá ser considerado para aceitar ou rejeitar cada cenário irá ser a capacidade máxima de armazenamento que é de 955 *big bags*.

Através da Tabela 15, é possível constatar que a área de armazenamento limita o volume de *stock* necessário para garantir um alto nível de serviço ao cliente. Tendo em conta as restrições do tempo de revisão do *stock*, apenas os cenários 2, 3 e 5 poderão ser aceites, visto que o total de *stock* máximo é menor que a capacidade total de armazenagem.

De destacar que os cenários de referência (1, 4 e 7) admitem um nível de *stock* muito inferior aos restantes cenários. Este valor é justificado pelo facto dos tempos de

revisão ótimos dado pela heurística de Naddor terem sido alterados, sendo que uma grande parte dos produtos passaram a ter uma revisão de *stock* anual que levou a um aumento significativo dos níveis de *stock*.

Tabela 15. *Stock* máximo de *big bags* para cada cenário

Stock máximo (S) de <i>big bags</i> para cada cenário								
$\lambda = 90\%$			$\lambda = 95\%$			$\lambda = 99\%$		
Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3	Cenário 4	Cenário 5	Cenário 6	Cenário 7	Cenário 8	Cenário 9
381	675	932	446	775	1063	571	980	1317

Entre os 3 cenários candidatos procedeu-se a uma análise comparativa mais detalhada de forma a excluir possíveis cenários. Verificou-se que apesar do cenário 3 ser mais atrativo, na medida em que oferece um nível de serviço superior (95%), este considera o tempo médio entre produções de pó. Como a produção da maior parte dos pós tem uma periodicidade irregular, ao empregar a média, o período médio de tempo entre as produções é, por vezes, muito discrepante do tempo real, visto que este é afetado por valores extremos da amostra. Assim, de forma a minimizar a probabilidade da Grespor ter de produzir pó atomizado apenas para *big bags*, foram rejeitados todos os cenários que consideram o tempo médio entre produções (cenário 1 e cenário 3).

Após esta primeira análise, sentiu-se a necessidade de criar novos cenários de forma a garantir uma melhor posição competitiva para a empresa, solucionar a falta de espaço para assegurar níveis de serviço mais elevados e, por conseguinte, tornar a gestão de *stocks* mais racional.

Como foi referido no capítulo 2.3.3, a integração da análise ABC com a análise XYZ permite criar estratégias de gestão de *stocks* para cada grupo. Assim, houve a necessidade de atribuir níveis de serviço consoante a análise ABC/XYZ. O objetivo destes novos cenários passou por garantir que cada grupo recebesse a atenção adequada, consoante a sua importância para a empresa e as características da procura. Desta forma, foi possível obter altos níveis de disponibilidade para os produtos com maior afluência e, consequentemente, uma maior satisfação do cliente.

Como o cenário anteriormente testado, com um nível de serviço de 99% e com um tempo máximo entre produções (cenário 9), excedeu significativamente a capacidade máxima de *stock*, para os novos cenários apenas foram aplicados os níveis de serviço de 90% e 95%. De realçar que estes novos cenários consideram o tempo de revisão mínimo igual ao tempo máximo entre as produções de pó atomizado.

De acordo com a relevância de cada grupo, foi criado inicialmente um 7º cenário que aplicava um nível de serviço de 95% aos produtos com maior volume de vendas (tipo A) e 90% aos restantes produtos. Este cenário excedeu a capacidade total de armazenamento da Grespor em 44 *big bags*, tendo em conta os valores do *stock* máximo de cada produto facultados pela heurística. No entanto, apenas numa situação extrema é que se iria verificar um *stock* máximo para todos os produtos no mesmo período de tempo. Neste sentido, de forma a assegurar um nível de serviço superior aos produtos mais importantes para a empresa, considerou-se os valores de *stock* médios de cada produto (média aritmética de *s* e *S*).



Por conseguinte, tendo em conta os *stocks* médios para o cálculo do *stock* total, numa primeira abordagem foram analisados 2 cenários. Um primeiro cenário que priorizou os produtos com maior volume de vendas, isto é, os produtos do tipo A (cenário 8) e um segundo cenário que priorizou os produtos do tipo A e do tipo B (cenário 7). Como é observável na Tabela 16, a capacidade máxima de armazenamento de *big bags* situa-se entre o total de *stock* dos dois cenários considerados anteriormente. Neste sentido, tendo em conta a relevância de cada grupo e a irregularidade da procura presente nos produtos, foi considerado um terceiro cenário que prioriza os produtos do tipo A, independentemente das características da procura que apresentam, e os produtos do tipo BY, visto que dentro dos produtos intermédios é o grupo que apresenta uma procura menos irregular.

A Tabela 16, exhibe os novos cenários com a distribuição dos níveis de serviço consoante os grupo da análise ABC/XYZ, bem como o *stock* médio total para cada cenário e o seu défice ou excedente em relação à capacidade máxima de armazenagem. De realçar que a reduzida diferença entre os *stocks* médios totais do cenário 7 e 8 é explicada pelo facto do grupo BY apenas possuir um produto com níveis de *stock* pequenos, visto que a sua revisão é bimestral.

Tabela 16. Apresentação dos novos cenários

	Cenário 7	Cenário 8	Cenário 9
Grupo AY			
Grupo AZ			
Grupo BY			
Grupo BZ			
Grupo CZ			
Stock máximo (S) de big bags	935	973	936
Balanço	- 22	+ 16	- 21

Legenda:

- $\lambda = 90\%$ 
- $\lambda = 95\%$ 

Desta forma, optou-se por eleger o cenário 9 como o mais vantajoso, na medida em que emprega um nível de serviço superior a um maior número de produtos. Posto isto, irá ser atribuído um nível de serviço de 90% aos grupos BZ e CZ e um nível de serviço de 95% aos produtos AY, AZ e BY. Assim, irá ser garantido um nível de resposta ao cliente de 95% para os produtos mais relevantes com uma taxa de rutura de 5%. Para os produtos com menor volume de vendas irá ser garantida uma capacidade de resposta para 90% da procura com uma taxa de rutura de 10%. De referir que este cenário incute um espaço livre para 21 *big bags*, que irá servir como reserva caso as quantidades em *stock* totais ultrapassem o nível de *stock* médio total.

Na Figura 22, está representada a atribuição dos níveis de serviço aos diferentes grupos da análise ABC/XYZ, mencionando o número de produtos pertencente a cada grupo.

	A	B	C
X	-	-	-
Y	6	1	-
Z	4	14	25

Legenda:



-  $\lambda = 95\%$
-  $\lambda = 90\%$

Figura 22. Apresentação do cenário escolhido

No Anexo I está exposta uma tabela com os parâmetros de aplicação do modelo de gestão de *stock* para cada produto de acordo com o cenário escolhido.

5.6.2. Estratégia de Implementação

Após definir o modelo de gestão de *stocks* e os seus respetivos parâmetros é necessário criar um plano estratégico com vista à sua implementação. Devido à complexidade inerente à implementação de um novo modelo de *stocks*, é importante que esta seja dividida em etapas.

Numa primeira fase, devem ser analisadas as quantidades presentes em *stock* de cada referência, de forma a avaliar as medidas que poderão ser aplicadas. Após a verificação das existências em *stock*, foram tomadas as seguintes medidas:

- eliminar os produtos descontinuados que ainda estão em *stock*;
- reduzir o nível de *stock*, caso as quantidades em *stock* sejam superiores ao *stock* máximo estabelecido;
- aumentar o nível de *stock*, caso as quantidades em *stock* sejam inferiores ou iguais ao *stock* mínimo estabelecido.
- manter o nível de *stock*, caso este seja maior que o *stock* mínimo e menor que o *stock* máximo.

Tabela 17. Medidas a serem implementadas

	Nº de produtos	Decisão	Nº de <i>big bags</i>
Produtos descontinuados	19	Retirar estes itens do <i>stock</i>	- 68
<i>Stock</i> atual \leq <i>Stock</i> mínimo	30	Aumentar o nível de <i>stock</i>	+ 518
<i>Stock</i> atual $>$ <i>Stock</i> máximo	17	Diminuir o nível de <i>stock</i>	- 102
<i>Stock</i> mínimo $>$ <i>Stock</i> atual $>$ <i>Stock</i> máximo	5	Manter	

Após definir as decisões a tomar e perceber o impacto que cada uma delas tem no sistema de armazenagem (Tabela 17), torna-se necessário definir etapas para que a implementação seja feita de forma gradual e simples.

De forma, a não haver um aumento significativo dos níveis de *stock* e tendo em conta a limitação da área de armazenagem, a primeira etapa será eliminar os produtos descontinuados que estão em *stock*. Com esta medida consegue-se reduzir o nível de *stock* total em 68 unidade. Sendo que, posteriormente, esta área livre será ocupada por itens que irão sofrer um aumento do seu nível de *stock*. O número de produtos descontinuados retirados do armazém é superior ao número de produtos descontinuados aquando da atualização da lista de pós atomizados ativos, visto que existem produtos que já foram dados como descontinuados no sistema, no entanto nunca foram retirados do armazém.

A segunda etapa passa por reduzir os níveis de *stock* dos produtos que possuem o número de *big bags* armazenados superior ao *stock* máximo definido pelo modelo. Esta redução vai ser gradual, consoante a procura que estes produtos apresentem. Com esta ação consegue-se diminuir o número de unidades em cerca de 102 *big bags*.

Após iniciar a segunda etapa, já é possível aumentar os níveis de *stock* aos produtos que possuem o número de *big bags* igual ou inferior ao valor do *stock* mínimo previamente determinado, sem infringir a restrição da capacidade máxima de armazenagem. Neste seguimento, a última etapa passa por aumentar os níveis de *stock* destes produtos. Este aumento também deverá ser gradual, de forma a acompanhar a redução dos pós que têm excesso de *stock*. Desta forma, os pós atomizados devem ser priorizados consoante a importância que têm para a empresa. Assim, os produtos do grupo A devem ser os primeiros a sofrer alterações, sucedendo os produtos do grupo B e, por último, do grupo C.

Na Figura 23, está representado um diagrama de Gantt onde é apresentada a proposta de implementação da heurística com as respetivas durações de cada ação e de que forma é que são organizadas a nível temporal.

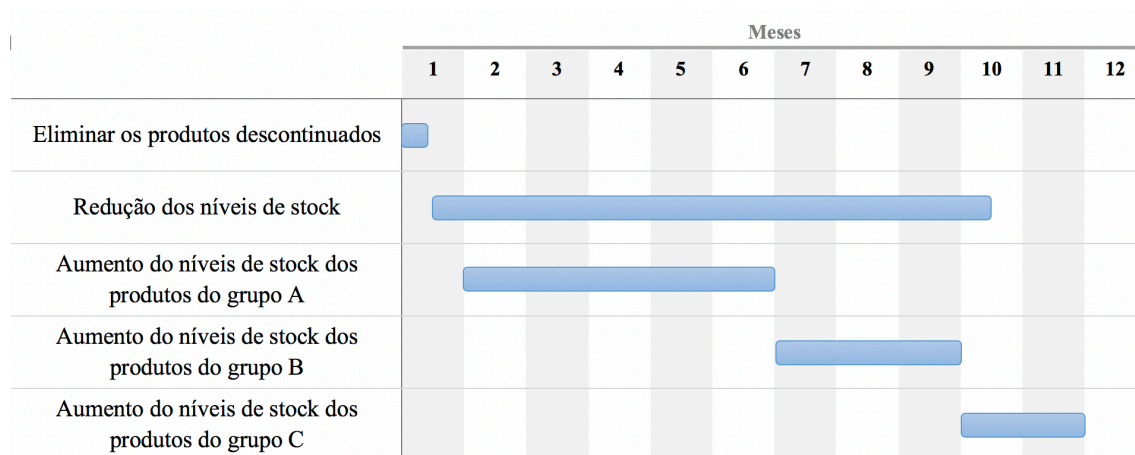


Figura 23. Diagrama de Gantt

5.7. Alocação dos Produtos na Zona de Armazenagem

Após a escolha do modelo de gestão de *stocks* e da determinação do nível médio de *stock* para cada produto, torna-se importante alocar estes produtos na zona de armazenagem, com a finalidade de minimizar a distância total percorrida e o tempo empregue na procura dos produtos por esta zona.

Como referido no capítulo 3.3, a zona de armazenagem de *big bags* está dividida em armazéns diferentes, um pertencente à Grespor e outro à Pavigrés. O armazém da Grespor possui 3 zonas de armazenagem e o armazém da Pavigrés possui 1 zona de armazenagem, todas com capacidades diferentes (Tabela 18).

Tabela 18. Capacidade de cada zona de armazenamento

	Zonas	Capacidade máxima (<i>big bags</i>)
Armazém 10G	Zona 100	88
	Zona 200	221
	Zona 600	527
Armazém 09P	Zona 700	119

Os *big bags* são armazenados num sistema de *racks* convencionais, inculindo acesso direto a cada um deles. As prateleiras são compostas por 3 níveis: o chão, 1º nível e 2º nível. Os *big bags* são armazenados com o auxílio de um empilhador de garfos, que transporta apenas uma unidade de cada vez.

Atualmente, a armazenagem de *big bags* segue um sistema de arrumação completamente aleatória pelas várias zonas. Este sistema permite que produtos com a mesma referência estejam em posições afastadas, o que remete para desperdícios a nível de tempo e a nível das distâncias percorridas no armazém.

Tal como foi mencionado no capítulo 2.6, é muito comum aplicar a análise ABC como uma ferramenta auxiliar na organização da zona de armazenagem. No entanto, é necessário adaptar esta análise a cada caso em particular, nomeadamente na escolha do critério que será utilizado para dividir os produtos.

Na presente dissertação, o objetivo passa por organizar os *big bags* com o intuito de minimizar a distância total percorrida. Neste sentido, foram excluídos de imediato os critérios referentes ao volume e ao peso dos *big bags*, uma vez que estes não diferem. Também não foi tido em conta as movimentações dos *big bags*, porque a maior parte dos produtos vão ser repostos uma ou duas vezes por ano, caso apresentem procura, não interferindo de forma significativa na distância total percorrida. O volume de vendas também foi excluído, uma vez que os custos dos produtos iriam influenciar negativamente a divisão dos produtos consoante a procura que apresentam. Desta forma, foi aplicada a análise ABC de acordo com o critério da procura que cada produto apresentou nos últimos 2 anos (Tabela 19).

Tabela 19. Análise ABC com o critério da procura

	Número de itens	Percentagem de itens	Procura total (<i>big bags</i>)	Percentagem da procura total
Grupo A	10	20%	2 753	70%
Grupo B	15	30%	960	24%
Grupo C	25	50%	233	6%
Total	50	100%	3 946	100%

Deste modo, o objetivo passa por reorganizar e distribuir os produtos conforme a sua procura. Os produtos mais requisitados, do tipo A, deverão estar localizados mais próximos da Pavigrés, visto que as duas empresas estão ligadas. Os produtos do tipo B deverão ser posicionados numa localização intermédia e os produtos do tipo C na zona mais longínqua da Pavigrés, uma vez que são os produtos que vão sofrer um menor número de deslocações. De destacar que a alocação dos produtos vai ser de acordo com o *stock* médio de cada produto, visto que foi esta abordagem utilizada no cenário escolhido.

Primeiramente, começou-se por examinar os produtos pertencentes à categoria C, uma vez que a identificação da zona mais distante da Pavigrés era incontestável, afastando quaisquer incertezas. Desta forma, os produtos do tipo C foram atribuídos à zona 200. No entanto, como a capacidade de armazenagem desta zona é superior ao *stock* médio dos produtos do grupo C e de forma a rentabilizar o espaço de armazenagem, nesta zona também foram atribuídos os 10 produtos com menor procura da categoria B.

De seguida, passou-se para a análise dos produtos do tipo A. Estes produtos foram divididos pela zona 700 e pela zona 600. A zona 700 é a área mais próxima da secção

de produção dos formatos pequenos, no entanto é bastante pequena para alocar todos os produtos do tipo A. Neste seguimento, apenas 2 produtos (com uma elevada procura) foram armazenados neste local, sendo que os restantes produtos do tipo A foram armazenados na zona 600, visto que é a zona mais próxima da Pavigrés, excluindo a zona 700. Contudo, os produtos do tipo A não preencheram na totalidade a zona 600, sobrando ainda espaço para colocar 101 *big bags*. Como a empresa possui uma capacidade de armazenagem limitada, foi necessário usufruir deste espaço para alocar 3 produtos do grupo B. A escolha destes produtos foi limitada pela restrição da capacidade que restava. Analisando todas as combinações possíveis, foi selecionado o Uni Prata, o Cinza L e o Uni Mineral, uma vez que eram os que apresentavam maior procura para o espaço disponível.

Por fim, restou atribuir os restantes produtos do grupo B à zona ainda livre. Neste seguimento, na zona 100 irão ser armazenados apenas dois pós atomizados, o Uni Baunilha e o Uni Onix.

A Tabela 20, sintetiza a distribuição dos produtos por grupo nas várias zonas de armazenagem, fazendo referência à capacidade máxima de cada zona, a sua ocupação e o seu espaço livre. No Anexo J está representada uma tabela mais detalhada com a localização de cada referência.

Tabela 20. Distribuição dos produtos por grupo nas zonas de armazenagem

Zona	Capacidade máxima	Produtos	Stock máximo	Ocupação por zona	Espaço livre
200	221	Grupo C	112	213	8
		Grupo B (10 itens)	101		
600	527	Grupo A (8 itens)	426	522	5
		Grupo B (3 itens)	96		
100	88	Grupo B (2 itens)	85	85	3
700	119	Grupo A (2 itens)	116	116	3

Uma vez que a alocação dos *big bags* foi baseada no *stock* médio de cada produto, as suas localizações dentro de cada zona não poderão ser fixas. Neste sentido, não se torna prático a organização dos produtos por ordem alfabética. Desta forma, irá ser aplicada uma abordagem de localização mista, isto é, os produtos irão estar divididos pelas várias zonas de armazenagem consoante a procura que apresentam, no entanto dentro de

cada zona os produtos serão alocados de forma aleatória. Na Figura 24 está representado o novo *layout* com a distribuição das classes dos produtos pelas zonas de armazenagem.

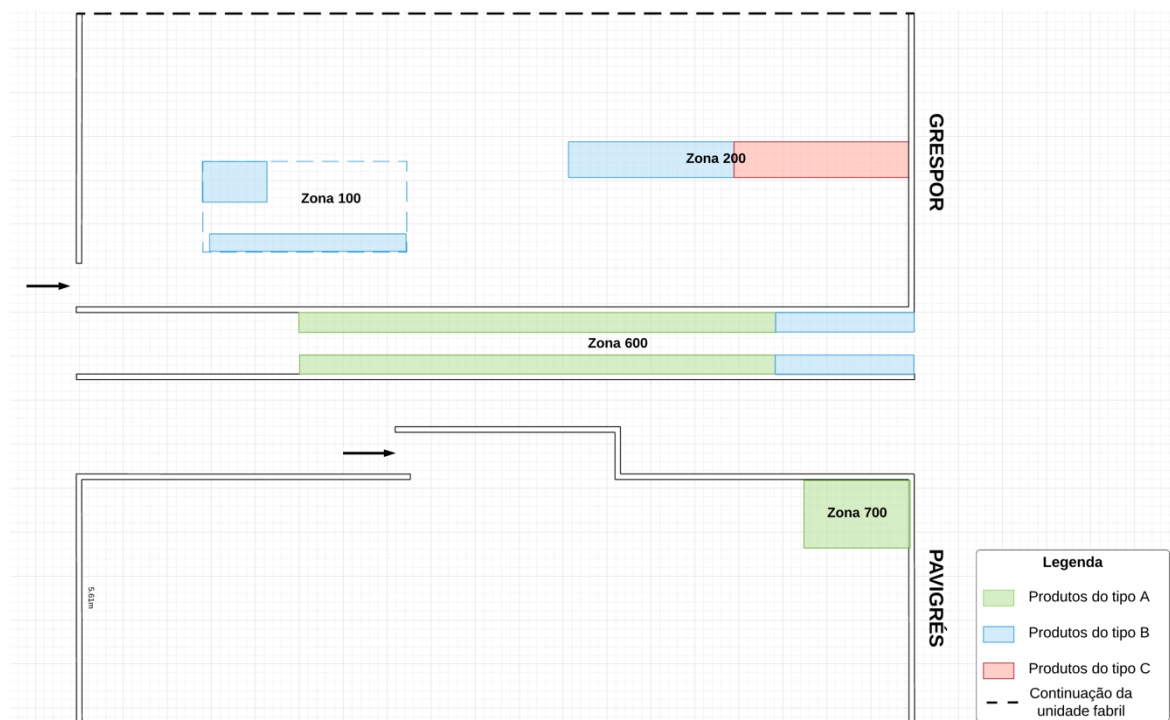


Figura 24. Layout da zona de armazenagem

6. CONCLUSÃO

Ao longo dos 5 meses de estágio na empresa Grespor foi proposto inicialmente, e como desafio principal, desenvolver e implementar um sistema de gestão de *stocks* robusto e eficiente. Tendo como objetivo melhorar o desempenho do armazenamento de *big bags*, caracterizado por uma baixa taxa de rotação, foi aplicado um modelo de gestão de *stocks* adequado às características dos produtos, permitindo minimizar dois problemas muito comuns na empresa: excessos e ruturas de *stocks*. Posteriormente, foi proposto a resolução de um segundo problema, a reorganização da zona de armazenagem. Desta forma, procedeu-se à alocação dos produtos com vista à minimização das deslocações, criando um sistema simples e intuitivo para os operadores de armazém.

Este projeto teve início com a análise do sistema de informação, onde foram detetadas limitações a nível da aquisição dos dados da procura. Uma vez que não era possível aceder aos registos de colocação das encomendas, tentou-se obter os dados que melhor representavam a procura real através da análise de necessidades. Também se verificou que a lista de produtos ativos estava desatualizada e tornava-se ambígua, visto que existiam produtos que tinham designações e referências diferentes. Neste sentido, conseguiu-se uma redução do número de produtos de cerca de 27%, tornando, assim, a análise de dados mais simples e inequívoca.

Uma etapa essencial neste projeto foi a divisão dos produtos por categorias de acordo com algumas características selecionadas. Esta divisão contribuiu para uma compreensão aprimorada das características e do comportamento dos produtos, que posteriormente influenciou nas estratégias que iriam ser adotadas no sistema de gestão de *stocks*. De forma a determinar o grau de atenção que cada produto deveria possuir, realizou-se uma análise ABC segundo o volume de vendas. Assim, foram criados 3 grupos, onde foi possível concluir que a Grespor deve dedicar a maior parte dos seus recursos a cerca de 10 produtos (produtos do tipo A). Com a análise XYZ foi possível verificar que não existiam produtos com uma procura constante (grupo X), sendo que cerca de 86% dos produtos possuíam uma procura bastante irregular (grupo Z).

Devido à complementaridade da análise ABC com a análise XYZ, houve a necessidade de combinar os produtos tendo em conta dois fatores, a relevância e o

comportamento da procura de cada produto. De acordo com a análise ABC/XYZ, os produtos foram divididos em 5 grupos. Após esta divisão mais minuciosa, analisaram-se algumas das características do sistema de armazenagem de cada grupo, de forma a identificar aqueles que seguiam uma gestão desadequada. Nesta análise foram retiradas duas conclusões de maior destaque: o sistema de reabastecimento estava mal dimensionado, uma vez que em todas as categorias foram detetadas duas situações extremas, excessos e/ou ruturas de *stocks*; e não foi possível identificar tendência ou sazonalidade no comportamento da procura dos produtos de cada grupo, o que assenta no facto de não terem sido identificados produtos do tipo X.

Em virtude da ausência de sazonalidade e tendência na procura dos pós atomizados, houve a necessidade de categorizar a procura dos produtos, de forma a facilitar a escolha dos métodos de previsão, bem como, dos modelos de gestão de *stocks*. Nesta análise apenas foram identificados três padrões de procura: errática, irregular e esporádica. A maior parte dos produtos possui procura irregular (cerca de 84%), o que proporciona uma maior incerteza na sua previsão e uma maior dificuldade em definir os parâmetros de gestão de *stocks*.

O próximo passo que se sucedeu passou pela aplicação de métodos de previsão da procura para cada pó atomizado, com o intuito de que, posteriormente, pudessem entrar como *input* nos modelos de gestão de *stocks*. No entanto, verificou-se que, em cada padrão de procura (errática e irregular), os métodos de previsão encontravam-se bastante distribuídos. Pensasse que esta dispersão dos métodos de previsão pode ser causada pela limitação dos dados da procura referidos anteriormente. Neste seguimento, para que a empresa não tivesse que incorporar um método específico para cada produto, as estimativas da procura não foram integradas no modelo de gestão de *stocks*, de forma a tornar a aplicação deste menos complexa para a empresa.

Devido à irregularidade associada ao comportamento da procura, tanto a nível das quantidades encomendadas como a nível do espaçamento entre as ocorrências, foi necessário utilizar um modelo de gestão de *stocks* sofisticado. Optou-se por aplicar a heurística de Naddor, um modelo de revisão periódica que visa a minimização de custos. Foram considerados vários cenários através da combinação de dois fatores: o nível de serviço a ser prestado e o tempo entre as produções de pó atomizado que a Grespor faz para a sua própria produção. O critério de aceitação utilizado foi a capacidade máxima de

armazenamento de *big bags*. Os níveis de serviço foram diferenciados de acordo com a análise ABC/XYZ, dando prioridade aos produtos com maior relevância para a empresa, isto é, com maior volume de vendas. De forma a garantir um elevado nível de serviço ao maior número de produtos possíveis foi tido em conta o stock médio no cálculo do stock total necessário. Assim, o cenário escolhido foi o que empregou um nível de serviço de 95% aos grupos AY, AZ e BY e um nível de serviço de 90% aos grupos BZ e CZ. Desta forma, foi criado um sistema tendo em conta a minimização dos custos totais de armazenagem, as restrições do espaço e a atribuição dos níveis de serviço de acordo com as características dos produtos.

Após o cálculo dos parâmetros de cada pó atomizado (s, S, T), foi proposta uma abordagem de implementação sequencial e exequível do modelo de gestão de *stocks*.

Relativamente ao segundo problema colocado pela empresa, a reorganização da zona de armazenagem, a sua resolução teve em conta o *stock* médio do modelo de gestão de *stocks* adotado. Com vista à minimização das deslocações dentro do armazém, foi aplicada a análise ABC, de acordo com a procura, para a alocação dos produtos pelas 4 zonas de armazenagem. Tendo em conta as capacidades máximas de armazenamento de cada zona, os produtos do tipo A foram situados na zona mais próxima da zona de expedição, os produtos do tipo B nas zonas intermédias e os produtos no tipo C na zona mais longínqua. Desta forma, foi criado um método de alocação de produtos regido por uma abordagem mista.

Em suma, foram desenvolvidas e apresentadas as diretrizes de implementação de um modelo de gestão de *stocks*, tornando esta atividade mais metódica, objetiva e transparente. Por último, ainda foi proposta uma reorganização dos produtos pela zona de armazenagem de forma simples e lógica, de acordo com os valores calculados pelo novo modelo de gestão de *stocks*.

Numa perspetiva futura são indicadas algumas oportunidades de melhoria que não foram desenvolvidas neste projeto e que poderão resultar num sistema de reaprovisionamento mais robusto.

Numa primeira instância, deverão ser registados os dados das encomendas colocadas pela Pavigrés, para que seja possível, posteriormente, refazer esta análise com os dados históricos corretos. Certamente irão influenciar alguns resultados obtidos neste projeto.

Relativamente à heurística de Naddor, deve ser dedicada uma maior atenção ao cálculo dos custos de encomenda e de posse, visto que estes foram determinados de uma forma muito genérica. Como esta heurística é bastante sensível a estes custos, deverá ser feito um estudo minucioso para o cálculo destes custos para cada produto, de forma a promover uma melhor performance do modelo. Outra medida a ser considerada será o cálculo de $P(0)$ segundo a distribuição que melhor se ajusta à procura e não consoante a equação 24 que foi aplicada como uma aproximação.

Após a implementação e a familiarização com o novo modelo de gestão de *stocks*, a empresa deve incorporar um sistema de previsão da procura, para que posteriormente possa entrar com *input* no modelo de gestão de *stocks*.

Por fim, no que diz respeito à implementação das propostas apresentadas, a Grespor deve assegurar que estas irão ser postas em prática e deve oferecer formações à equipa de armazenagem, de forma a consciencializar os trabalhadores da importância desta área operacional e da importância de atuarem em conformidade, caminhando para uma melhoria contínua dos processos.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Babai, M., Syntetos, A. A., e Teunter, R. (2010), “On the empirical performance of (T, s, S) heuristics”, *European Journal of Operational Research*, 202, 466–472.
- Babai, M. Z., Syntetos, A., e Teunter, R. (2014). “Intermittent demand forecasting: An empirical study on accuracy and the risk of obsolescence”, *International Journal of Production Economics*, 157, 212–219.
- Ballou, R. H. (2004). “Business Logistics / Supply Chain Management”, 5th ed, Pearson.
- Boylan, J., Syntetos, A. e Karakostas, G. (2008), “Classification for forecasting and stock control: A case study”. *Journal of the Operational Research Society*, 59, 473–481.
- Buliński, J., Waszkiewicz, C., e Buraczewski, P. (2013), "Utilization of ABC/XYZ analysis in stock planning in the enterprise", *Annals of Warsaw University of Life Sciences–SGGW*, 61, 89-96.
- Caldeira, J. (2012), “100 Indicadores da Gestão”, Coimbra.
- Carvalho, J. C. (2012), “Logística e Gestão da Cadeia de Abastecimento”, 1ª Ed., Lisboa.
- Cavalieri, S., Garetti, M., MacChi, M., e Pinto, R. (2008), “A decision-making framework for managing maintenance spare parts”, *Production Planning & Control*, 19, 379-396.
- CENCAL, “Gestão de Stocks.” In *GPC - Gestão da Produção Cerâmica*, de CENCAL, 2004.
- Çelebi, D., Bayraktar, D., e Ozturkcan, S. (2008). “Multi Criteria Classification for Spare Parts Inventory” *International Conference on Computers and Industrial Engineering*, 2.
- Chabane, H. (2004). “Design of a Small Shipyard Facility Layout Optimised for Production and Repair”, *Symposium Internation: Qualite et Maintenance au Service de l’Entreprise*.
- Chase, C. (2009). *Demand-driven forecasting: A structured approach to forecasting*. John Wiley & Sons: Hoboko, New Jersey.
- Chopra, S. e Meindl, P. (2007), “Supply Chain Management: Strategy, Planning & Operations”, 3ª Ed., New Jersey.
- Cooper, M., Lambert, D. e Pagh, J. (1997), "Supply Chain Management: More Than a New Name for Logistics ", 8, 1-14.
- Dhoka, D. K., (2013), ""XYZ" Inventory Classification & Challenges", *IOSR Journal of Economics and Finance*, 2, 23-26.

- Eaves, A. C., e Kingsman, B. G., (2004), “Forecasting for the ordering and stock-holding of spare parts”, *Journal of the Operational Research Society*, 55, 431–437.
- Ghobbar, A.A. e Friend, C.H. (2002), “Sources of intermittent demand for aircraft spare parts within airline operations”, *Journal of Air Transport Management*, 8, 221-231.
- Gomes, S. C. (Julho de 2016). “Definição de indicadores de desempenho do processo de compras para apoio ao controlo de stocks”. Tese de Mestrado em Engenharia de Gestão. Departamento de Engenharia Mecânica – Universidade de Coimbra, Coimbra.
- Kourentzes, N.(2016, 15 de Outubro), “ABC-XYZ analysis for forecasting”. Acedido a 20 de Março de 2020, em: <https://kourentzes.com/forecasting/2016/10/15/abc-xyz-analysis-for-forecasting/>
- Kurtulus, I. (2008). “Naddor's Heuristic - Development and Results”, *Decision Sciences Institute*, 39, 901-906.
- Naddor, E. (1975), ”Optimal and heuristic decisions on single and multi-item inventory systems”, *Management Science*, 21, 1234–1249.
- Nenes, G., Panagiotidou, S., e Tagaras, G. (2010); “Inventory management of multiple items with irregular demand: A case study”, *European Journal of Operational Research*, 205, 313-324.
- Rego, J.R. e Mesquita, M.A. (2011), “Spare parts inventory control: a literature review. *Produção*”, 21-4, 656-666.
- Reis, R. L. (2017), “Manual de Logística: Teoria e Prática”, 1ª Ed., Lisboa.
- Ribeiro, J. R, Ventura M. V e Labrincha, J. A. (2001), “A Atomização como Processo de Obtenção de Pós para a Indústria Cerâmica”, Instituto Politécnico de Viana do Castelo, e Departamento de Engenharia Cerâmica e do Vidro, Universidade de Aveiro.
- Sanders, N.R. e Manrodt, K.B. (2003), “The efficacy of using judgmental versus quantitative forecasting methods in practice”, 31, 511–522.
- Sani, B., e Kingsman, B. G. (1997), “Selecting the best periodic inventory control and demand forecasting methods for low demand items”, *Journal of the Operational Research Society*, 48, 700-713.
- Scholz-Reiter, B., Heger, J., Meinecke, C., e Bergmann, J. (2012), "Integration of demand forecasts in ABC-XYZ analysis: practical investigation at an industrial company". *International Journal of Productivity and Performance Management*, 61, 445-451.
- Soares, C. M. S. (2011), “Estudo da Micronização de Pó Cerâmico Atomizado”. Tese de Mestrado em Engenharia Cerâmica e do Vidro, Departamento de Engenharia Cerâmica e do Vidro, Universidade de Aveiro, Aveiro.

-
- Syntetos, A. A., e Boylan, J. E. (2001), “On the bias of intermittent demand estimates”, *International Journal of Production Economics*, 71, 457-466.
- Syntetos, A., Boylan, J. e Croston, J. (2005), “On the categorization of demand patterns”, *Journal of the Operational Research Society*, 56, 495–503.
- Syntetos, A., e Boylan, J. E. (2005b), “The accuracy of intermittent demand estimates”, *International Journal of Forecasting*, 21, 303-314.
- Teunter, R., e Sani, B. (2009b), “On the bias of Croston’s forecasting method”, *European Journal of Operational Research*, 194, 177–183.
- Teunter, R. H., Syntetos, A. A. e Babai, M. Z. (2011), “Intermittent demand: Linking forecasting to inventory obsolescence”, *European Journal of Operational Research*, 214, 606–615.
- Van Horenbeek, A., Buré, J., Cattrysse, D., Pintelon, L., e Vansteenwegen, P. (2013), “Joint maintenance and inventory optimization systems: A review”, *International Journal of Production Economics*, 143, 499–508.
- Velagić, A. (2012). “Spare parts management improvement at KLM Equipment Services”. Tese de Mestrado em Gestão de Operações e Logística, Departamento de Engenharia Industrial e Ciências da Inovação, School of Industrial Engineering.
- Wild, T. (2018), “Best Practice in Inventory Management”, 3ª Ed., New York.
- Williams, T.M. (1984), “Stock control with sporadic and slow-moving demand”, *Journal of the Operational Research Society*, 35, 939-948.
- Willemain, T. R., Smart, C. N. e Schwarz, H. F. (2004). “A new approach to forecasting intermittent demand for service parts inventories”, *International Journal of Forecasting*, 20, 375-387.
- Zijm, W. H. M. (1999). “Models for warehouse management: Classification and examples”, *International Journal of Production Economics*, vol. 59, 1ª Ed., pp. 519–528.

ANEXO A

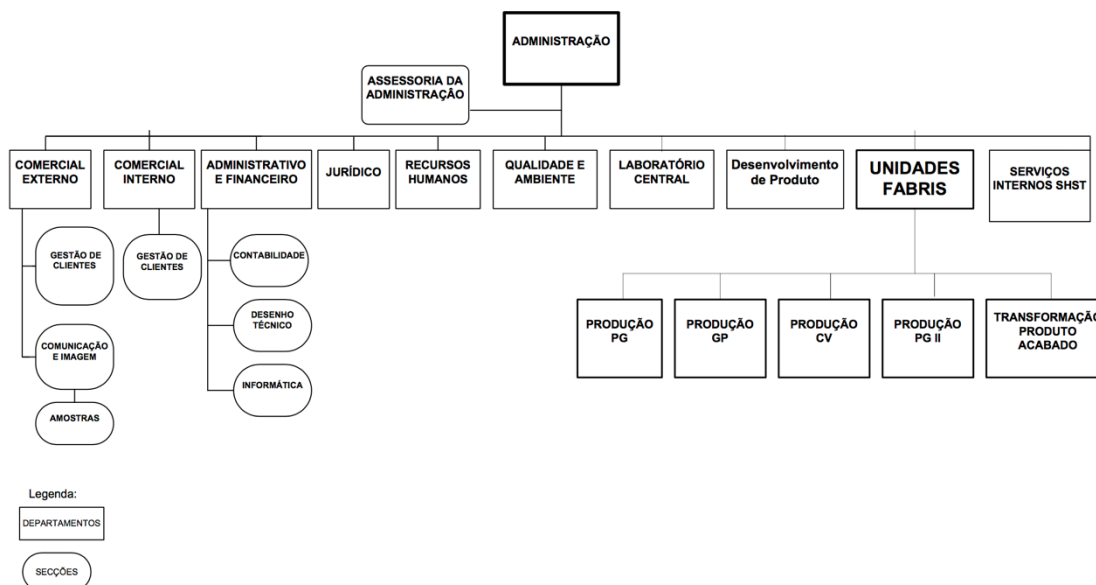


Figura 25. Organograma geral da Pavigrés Cerâmicas, S.A. (Fonte: Adaptado de Pavigrés Cerâmicas, S.A.)

ANEXO B

Tabela 21. Lista atualizada de pós atomizados

Referência	Pó atomizado	Referência	Pó atomizado
19006072	Alaska GR	19006082	Guia
19002390	Algés GR	19002440	Malveira GR
19006091	Areia	19006087	Mogano
19006070	Avis GR	19002430	Óbidos GR
19001020	Branco L	19001150	Ocre L
19001980	Branco Neve L	19001040	Preto L
19006098	Bruma	19006089	Salema
19006088	Búzios	19002220	Troia GR
19002290	Cascais GR	19006030	Uni Baunilha
19001110	Cinza L	19006031	Uni Bege
19006076	Cinza Steel	19006032	Uni Cacau
19006099	Comporta	19006096	Uni Caqui
19006085	Costa Nova	19006035	Uni Carvão
19001010	Creme L	19006036	Uni Céu
19006003	Fino Baunilha	19006040	Uni Estanho
19006004	Fino Bege	19006041	Uni Gelo
19006074	Fino Cacau	19006042	Uni Gema
19002442	Fino Carvão	19006045	Uni Lima
19006007	Fino Estanho	19006048	Uni Menta
19006008	Fino Gelo	19006049	Uni Metal
19006011	Fino Metal	19006077	Uni Mineral
19006012	Fino Moka	19006050	Uni Moka
19006075	Fino Papiro	19006081	Uni Onix
19006090	Fino Zinco	19006055	Uni Pergamon
19006094	Fraga	19006057	Uni Prata
19002920	Gala GR	19006061	Uni Turquesa

ANEXO C

Tabela 22. Taxas de rotação e de cobertura

Pó atomizado	Taxa rotação do stock (anual)	Taxa cobertura do stock (anual)	Pó atomizado	Taxar rotação do stock (anual)	Taxa cobertura do stock (anual)
Alaska GR	13,19	0,08	Malveira GR	8,22	0,12
Algés GR	0,71	1,41	Mogano	1,47	0,68
Areia	0,15	6,61	Óbido GR	1,97	0,51
Avis GR	1,42	0,70	Ocre L	2,30	0,43
Branco L	7,38	0,14	Preto L	7,27	0,14
Branco Neve L	16,91	0,06	Salema	1,97	0,51
Búzios	1,99	0,50	Tróia GR	0,80	1,25
Cascais GR	0,72	1,40	Uni Baunilha	5,53	0,18
Cinza L	1,78	0,56	Uni Bege	0,48	2,07
Cinza Steel	5,10	0,20	Uni Cacau	1,52	0,66
Comporta	3,51	0,29	Uni Caqui	0,16	6,44
Costa Nova	1,14	0,88	Uni Carvão	4,86	0,21
Creme L	5,88	0,17	Uni Céu	2,07	0,48
Fino Baunilha	0,10	10,17	Uni Estanho	7,80	0,13
Fino Bege	0,69	1,46	Uni Gelo	9,30	0,11
Fino Carvão	1,39	0,72	Uni Gema	0,27	3,69
Fino Estanho	2,74	0,36	Uni Lima	0,82	1,23
Fino Gelo	1,09	0,91	Uni Menta	1,65	0,60
Fino Metal	1,14	0,88	Uni Metal	6,37	0,16
Fino Moka	2,29	0,44	Uni Mineral	5,46	0,18
Fino Papiro	2,67	0,38	Uni Moka	8,27	0,12
Fino Zinco	0,95	1,05	Uni Onix	3,03	0,33
Fraga	0,50	2,00	Uni Pergamon	2,40	0,42
Gala GR	0,93	1,07	Uni Prata	2,88	0,35
Guia	2,55	0,39	Uni Turquesa	1,45	0,69

ANEXO D

Tabela 23. Análise ABC

Pó atomizado	Volume de Vendas	Percentagem individual	Percentagem acumulada	Classificação
Uni Gelo	63 500,00 €	12,67%	12,67%	A
Uni Estanho	51 300,00 €	10,24%	22,91%	A
Uni Metal	47 000,00 €	9,38%	32,29%	A
Preto L	36 750,00 €	7,33%	39,63%	A
Uni Carvão	31 000,00 €	6,19%	45,81%	A
Malveira GR	29 400,00 €	5,87%	51,68%	A
Branco L	27 750,00 €	5,54%	57,22%	A
Cinza Steel	27 300,00 €	5,45%	62,67%	A
Branco Neve L	21 100,00 €	4,21%	66,88%	A
Uni Prata	19 950,00 €	3,98%	70,86%	A
Uni Moka	15 300,00 €	3,05%	73,91%	B
Uni Baunilha	12 700,00 €	2,53%	76,45%	B
Uni Onix	12 500,00 €	2,49%	78,94%	B
Cinza L	10 900,00 €	2,18%	81,12%	B
Uni Turquesa	8 800,00 €	1,76%	82,88%	B
Uni Mineral	8 400,00 €	1,68%	84,55%	B
Uni Céu	6 000,00 €	1,20%	85,75%	B
Óbidos GR	5 900,00 €	1,18%	86,93%	B
Búzios	5 400,00 €	1,08%	88,01%	B
Fino Estanho	5 300,00 €	1,06%	89,06%	B
Mogano	4 900,00 €	0,98%	90,04%	B
Uni Pergamon	4 250,00 €	0,85%	90,89%	B
Uni Menta	4 200,00 €	0,84%	91,73%	B
Uni Lima	3 850,00 €	0,77%	92,50%	B
Fino Gelo	3 750,00 €	0,75%	93,24%	B
Fino Moka	3 400,00 €	0,68%	93,92%	C
Avis GR	3 300,00 €	0,66%	94,58%	C

Costa Nova	3 100,00 €	0,62%	95,20%	C
Salema	2 900,00 €	0,58%	95,78%	C
Ocre L	2 250,00 €	0,45%	96,23%	C
Alaska GR	1 800,00 €	0,36%	96,59%	C
Fino Papiro	1 800,00 €	0,36%	96,95%	C
Uni Gema	1 650,00 €	0,33%	97,28%	C
Fino Carvão	1 600,00 €	0,32%	97,60%	C
Gala GR	1 400,00 €	0,28%	97,87%	C
Uni Cacau	1 400,00 €	0,28%	98,15%	C
Guia	1 100,00 €	0,22%	98,37%	C
Algés GR	1 050,00 €	0,21%	98,58%	C
Troia GR	900,00 €	0,18%	98,76%	C
Cascais GR	800,00 €	0,16%	98,92%	C
Comporta	800,00 €	0,16%	99,08%	C
Fino Metal	800,00 €	0,16%	99,24%	C
Creme L	700,00 €	0,14%	99,38%	C
Uni Bege	700,00 €	0,14%	99,52%	C
Fino Bege	500,00 €	0,10%	99,62%	C
Fino Zinco	500,00 €	0,10%	99,72%	C
Fraga	500,00 €	0,10%	99,82%	C
Areia	300,00 €	0,06%	99,88%	C
Fino Baunilha	300,00 €	0,06%	99,94%	C
Uni Caqui	300,00 €	0,06%	100,00%	C

ANEXO E

Tabela 24. Análise XYZ

Pó atomizado	CV	Classificação	Pó atomizado	CV	Classificação
Alaska GR	1,91	Z	Malveira GR	0,74	Y
Algés GR	2,32	Z	Mogano	1,11	Z
Areia	3,51	Z	Óbidos GR	1,13	Z
Avis GR	1,32	Z	Ocre L	2,16	Z
Branco L	1,23	Z	Preto L	0,74	Y
Branco Neve L	0,89	Y	Salema	1,35	Z
Búzios	0,99	Y	Troia GR	2,41	Z
Cascais GR	1,87	Z	Uni Baunilha	3,84	Z
Cinza L	1,97	Z	Uni Bege	2,88	Z
Cinza Steel	0,91	Y	Uni Cacau	2,75	Z
Comporta	4,21	Z	Uni Caqui	4,80	Z
Costa Nova	1,31	Z	Uni Carvão	1,72	Z
Creme L	3,35	Z	Uni Céu	1,55	Z
Fino Baunilha	3,51	Z	Uni Estanho	0,86	Y
Fino Bege	2,39	Z	Uni Gelo	0,97	Y
Fino Carvão	3,08	Z	Uni Gema	3,51	Z
Fino Estanho	1,14	Z	Uni Lima	2,71	Z
Fino Gelo	2,00	Z	Uni Menta	1,52	Z
Fino Metal	2,55	Z	Uni Metal	1,07	Z
Fino Moka	1,78	Z	Uni Mineral	1,92	Z
Fino Papiro	2,96	Z	Uni Moka	1,11	Z
Fino Zinco	2,76	Z	Uni Onix	2,04	Z
Fraga	1,95	Z	Uni Pergamon	2,02	Z
Gala GR	2,80	Z	Uni Prata	1,43	Z
Guia	2,52	Z	Uni Turquesa	2,00	Z

ANEXO F

Tabela 25. Categorização da procura

Pó atomizado	CV ²	ADI	Classificação	Pó atomizado	CV ²	ADI	Classificação
Alaska GR	3,67	4,00	Irregular	Malveira GR	0,54	1,20	Errática
Algés GR	5,37	4,80	Irregular	Mogano	1,23	1,85	Irregular
Areia	12,33	12,00	Irregular	Óbidos GR	1,27	1,71	Irregular
Avis GR	1,75	2,00	Irregular	Ocre L	4,65	4,80	Irregular
Branco L	1,51	1,60	Irregular	Preto L	0,54	1,20	Errática
Branco Neve L	0,79	1,33	Irregular	Salema	1,83	2,00	Irregular
Búzios	0,98	1,71	Irregular	Troia GR	5,81	4,80	Irregular
Cascais GR	3,50	4,00	Irregular	Uni Baunilha	14,72	3,00	Irregular
Cinza L	3,90	1,85	Irregular	Uni Bege	8,31	8,00	Irregular
Cinza Steel	0,82	1,09	Errática	Uni Cacau	7,57	8,00	Irregular
Comporta	17,75	12,00	Irregular	Uni Caqui	23,00	24,00	Esporádica
Costa Nova	1,72	2,18	Irregular	Uni Carvão	2,94	1,71	Irregular
Creme L	11,24	12,00	Irregular	Uni Céu	2,42	2,67	Irregular
Fino Baunilha	12,33	12,00	Irregular	Uni Estanho	0,74	1,04	Errática
Fino Bege	5,72	6,00	Irregular	Uni Gelo	0,93	1,09	Errática
Fino Carvão	9,50	6,00	Irregular	Uni Gema	12,33	12,00	Irregular
Fino Estanho	1,30	1,85	Irregular	Uni Lima	7,33	8,00	Irregular
Fino Gelo	4,01	2,67	Irregular	Uni Menta	2,32	3,00	Irregular
Fino Metal	6,50	6,00	Irregular	Uni Metal	1,14	1,14	Errática
Fino Moka	3,15	2,18	Irregular	Uni Mineral	3,70	3,00	Irregular
Fino Papiro	8,78	6,00	Irregular	Uni Moka	1,24	1,14	Errática
Fino Zinco	7,64	8,00	Irregular	Uni Onix	4,17	2,00	Irregular
Fraga	3,80	4,80	Irregular	Uni Pergamon	4,07	4,00	Irregular
Gala GR	7,82	4,00	Irregular	Uni Prata	2,04	1,50	Irregular
Guia	6,34	6,00	Irregular	Uni Turquesa	3,98	2,67	Irregular

ANEXO G

Tabela 26. Fusão da análise ABC/XYZ e da categorização da procura

Pó atomizado	ABC/XYZ	Categorização da procura	Pó atomizado	ABC/XYZ	Categorização da procura
Alaska GR	CZ	Irregular	Malveira GR	AY	Errática
Algés GR	CZ	Irregular	Mogano	BZ	Irregular
Areia	CZ	Irregular	Óbidos GR	BZ	Irregular
Avis GR	CZ	Irregular	Ocre L	CZ	Irregular
Branco L	AZ	Irregular	Preto L	AY	Errática
Branco Neve L	AY	Irregular	Salema	CZ	Irregular
Búzios	BY	Irregular	Troia GR	CZ	Irregular
Cascais GR	CZ	Irregular	Uni Baunilha	BZ	Irregular
Cinza L	BZ	Irregular	Uni Bege	CZ	Irregular
Cinza Steel	AY	Errática	Uni Cacau	CZ	Irregular
Comporta	CZ	Irregular	Uni Caqui	CZ	Esporádica
Costa Nova	CZ	Irregular	Uni Carvão	AZ	Irregular
Creme L	CZ	Irregular	Uni Céu	BZ	Irregular
Fino Baunilha	CZ	Irregular	Uni Estanho	AY	Errática
Fino Bege	CZ	Irregular	Uni Gelo	AY	Errática
Fino Carvão	CZ	Irregular	Uni Gema	CZ	Irregular
Fino Estanho	BZ	Irregular	Uni Lima	BZ	Irregular
Fino Gelo	BZ	Irregular	Uni Menta	BZ	Irregular
Fino Metal	CZ	Irregular	Uni Metal	AZ	Errática
Fino Moka	CZ	Irregular	Uni Mineral	BZ	Irregular
Fino Papiro	CZ	Irregular	Uni Moka	BZ	Errática
Fino Zinco	CZ	Irregular	Uni Onix	BZ	Irregular
Fraga	CZ	Irregular	Uni Pergamon	BZ	Irregular
Gala GR	CZ	Irregular	Uni Prata	AZ	Irregular
Guia	CZ	Irregular	Uni Turquesa	BZ	Irregular

ANEXO H

Tabela 27. T₀ mínimo considerando um intervalos entre produções diferentes

Pó atomizado	T ₀ para um intervalo médio entre produções (em meses)	T ₀ para um Intervalo máximo entre produções (em meses)	Pó atomizado	T ₀ para um intervalo médio entre produções (em meses)	T ₀ para um Intervalo máximo entre produções (em meses)
Alaska GR	6	12	Malveira GR	1	2
Algés GR	12	12	Mogano	2	4
Areia	4	12	Óbido GR	2	2
Avis GR	2	2	Ocre L	12	12
Branco L	2	6	Preto L	3	6
Branco Neve L	1	2	Salema	2	3
Búzios	2	2	Tróia GR	2	4
Cascais GR	4	12	Uni Baunilha	6	12
Cinza L	2	4	Uni Bege	12	12
Cinza Steel	4	6	Uni Cacau	3	3
Comporta	6	6	Uni Caqui	12	12
Costa Nova	2	2	Uni Carvão	4	6
Creme L	6	6	Uni Céu	12	12
Fino Baunilha	12	12	Uni Estanho	2	2
Fino Bege	6	12	Uni Gelo	2	4
Fino Carvão	6	6	Uni Gema	12	12
Fino Estanho	2	6	Uni Lima	12	12
Fino Gelo	4	12	Uni Menta	12	12
Fino Metal	4	6	Uni Metal	2	3
Fino Moka	6	12	Uni Mineral	12	12
Fino Papiro	3	6	Uni Moka	3	6
Fino Zinco	6	6	Uni Onix	6	12
Fraga	3	6	Uni Pergamon	12	12
Gala GR	3	6	Uni Prata	6	6
Guia	6	12	Uni Turquesa	12	12

ANEXO I

Tabela 28. Parâmetros da gestão de *stock* com a respetiva análise ABC/XYZ e níveis de serviço

Pó atomizado	Classificação ABC/XYZ	λ (%)	T_0	(s)	(S)
Branco Neve L	AY	95%	2	25	28
Cinza Steel	AY	95%	6	66	80
Malveira GR	AY	95%	2	32	36
Preto L	AY	95%	6	55	69
Uni Estanho	AY	95%	2	61	67
Uni Gelo	AY	95%	4	47	55
Branco L	AZ	95%	6	50	59
Uni Carvão	AZ	95%	6	51	58
Uni Metal	AZ	95%	3	78	86
Uni Prata	AZ	95%	6	38	44
Búzios	BY	95%	2	6	7
Cinza L	BZ	90%	4	25	27
Fino Estanho	BZ	90%	6	11	15
Fino Gelo	BZ	90%	12	7	8
Mogano	BZ	90%	4	8	10
Óbido GR	BZ	90%	2	6	8
Uni Baunilha	BZ	90%	12	17	20
Uni Céu	BZ	90%	12	10	13
Uni Lima	BZ	90%	12	3	4
Uni Menta	BZ	90%	12	9	11
Uni Mineral	BZ	90%	12	26	31
Uni Moka	BZ	90%	6	35	42
Uni Onix	BZ	90%	12	61	70
Uni Pergamon	BZ	90%	12	8	10
Uni Turquesa	BZ	90%	12	20	25

Alaska GR	CZ	90%	12	5	7
Algés GR	CZ	90%	12	3	4
Areia	CZ	90%	12	1	2
Avis GR	CZ	90%	2	3	5
Cascais GR	CZ	90%	12	3	4
Comporta	CZ	90%	6	3	4
Costa Nova	CZ	90%	2	3	4
Creme L	CZ	90%	6	2	3
Fino Baunilha	CZ	90%	12	2	3
Fino Bege	CZ	90%	12	2	3
Fino Carvão	CZ	90%	6	2	3
Fino Metal	CZ	90%	6	2	3
Fino Moka	CZ	90%	12	15	18
Fino Papiro	CZ	90%	6	6	7
Fino Zinco	CZ	90%	6	1	2
Fraga	CZ	90%	6	1	2
Gala GR	CZ	90%	6	4	6
Guia	CZ	90%	12	5	7
Ocre L	CZ	90%	12	7	9
Salema	CZ	90%	3	4	5
Tróia GR	CZ	90%	4	2	3
Uni Bege	CZ	90%	12	3	5
Uni Cacau	CZ	90%	3	3	4
Uni Caqui	CZ	90%	12	2	3
Uni Gema	CZ	90%	12	1	2

ANEXO J

Tabela 29. Localização dos produtos por zona

Zona	Classificação ABC	Referência	Pó atomizado
Zona 100	B	19006030	Uni Baunilha
	B	19006081	Uni Onix
Zona 200	B	19006070	Avis GR
	B	19006088	Búzios
	B	19006085	Costa Nova
	B	19006007	Fino Estanho
	B	19006012	Fino Moka
	B	19006087	Mogano
	B	19002430	Óbidos GR
	B	19006089	Salema
	B	19006036	Uni Céu
	B	19006061	Uni Turquesa
	C	19006072	Alaska GR
	C	19002390	Algés GR
	C	19006091	Areia
	C	19002290	Cascais GR
	C	19006099	Comporta
	C	19001010	Creme L
	C	19006003	Fino Baunilha
	C	19006004	Fino Bege
	C	19002442	Fino Carvão
	C	19006008	Fino Gelo
	C	19006011	Fino Metal
	C	19006075	Fino Papiro
	C	19006090	Fino Zinco
C	19006094	Fraga	
C	19002920	Gala GR	

	C	19006082	Guia
	C	19001150	Ocre L
	C	19002220	Troia GR
	C	19006031	Uni Bege
	C	19006032	Uni Cacau
	C	19006096	Uni Caqui
	C	19006042	Uni Gema
	C	19006045	Uni Lima
	C	19006048	Uni Menta
	C	19006055	Uni Pergamon
Zona 600	A	19001020	Branco L
	A	19001980	Branco Neve L
	A	19006076	Cinza Steel
	A	19001040	Preto L
	A	19006035	Uni Carvão
	A	19006040	Uni Estanho
	A	19006041	Uni Gelo
	A	19006050	Uni Moka
	B	19001110	Cinza L
	B	19006077	Uni Mineral
	B	19006057	Uni Prata
Zona 700	A	19002440	Malveira GR
	A	19006049	Uni Metal