



OTIMIZAÇÃO DE TEMPO E CONSUMO ENERGÉTICO NO PROCESSO DE COZEDURA EM ALTA FREQUÊNCIA

HUGO ALEXANDRE DERRIÇA DA SILVA

julho de 2023

OTIMIZAÇÃO DE TEMPO E CONSUMO ENERGÉTICO NO PROCESSO DE COZEDURA EM ALTA FREQUÊNCIA

Hugo Alexandre Derricha da Silva

2023

Instituto Superior de Engenharia do Porto

Departamento de Engenharia Mecânica

isen

P.PORTO

OTIMIZAÇÃO DE TEMPO E CONSUMO ENERGÉTICO NO PROCESSO DE COZEDURA EM ALTA FREQUÊNCIA

Hugo Alexandre Derricha da Silva

1181214

Dissertação apresentada ao Instituto Superior de Engenharia do Porto para cumprimento dos requisitos necessários à obtenção do grau de Mestre em Engenharia Mecânica, realizada sob a orientação do Doutor André Borges Guimarães Serra e Santos

2023

Instituto Superior de Engenharia do Porto

Departamento de Engenharia Mecânica

isen

P.PORTO

AGRADECIMENTOS

É com o maior reconhecimento que expresso aqui os todos os agradecimentos àqueles que tiveram impacto direto ou indireto na possibilitação do desenvolvimento deste projeto, referente ao estágio curricular desenvolvido no âmbito do Mestrado em Engenharia Mecânica, ramo de Gestão Industrial, lecionado no Instituto Superior de Engenharia do Porto, órgão pertencente ao Instituto Politécnico do Porto.

Antes de mais, realço a importância que as duas organizações tiveram na realização deste trabalho, sendo estes o ISEP e a empresa corticeira onde realizei o meu estágio. Ambos proporcionaram as ferramentas e o apoio adequado ao tema a desenvolver.

Um agradecimento muito especial é feito ao Professor Doutor André Borges Serra e Santos, o orientador académico do projeto, que se demonstrou sempre disponível com o apoio e esclarecimento necessário, fornecendo informações de diversos campos de estudo, estando constantemente munido de conhecimento de alto nível. Realço a atitude didática e irrepreensível. Sem dúvida um exemplo para o ensino e investigação, sendo que este é um claro modelo da boa reputação que o ensino universitário português tem no resto do mundo.

Outro docente do ISEP que se demonstrou sempre disponível foi o Engenheiro Eduardo Martins que, apesar de não ser meu orientador, esteve presente em momentos cruciais para a realização deste projeto, nomeadamente na área que exigiu maior conhecimento técnico.

Dentro da empresa, gostaria de realçar o Engenheiro Carlos Marinho. Este é um profissional exemplar e altamente culto em diversos temas de engenharia. Desde o seu excelente relacionamento pessoal com os colegas de trabalho, passando por todas as *soft skills* que tem fortemente desenvolvidas, e não descartando o seu empenho e atitude, este é sem dúvida uma grande mais-valia para a indústria em Portugal, e tem, certamente, um futuro muito promissor. Certamente é um colega e amigo com quem espero partilhar muitas experiências e conhecimento. Agradeço também ao Engenheiro Nuno Martins, que admiro pelos seus conhecimentos, e respetiva aplicação, em áreas de gestão e engenharia, primando pela sua excelente organização e liderança. A última pessoa da empresa que gostaria de destacar é o Pedro Nuno, um colaborador com um nível de conhecimento amplamente vasto, e com uma capacidade de resiliência e motivação admirável. É definitivamente uma peça indispensável para o sucesso da empresa, demonstrando valores como lealdade, empenho e sobriedade.

Em contexto pessoal, gostaria de agradecer à minha família, com especial foco nos meus pais, Sandra e Carlos Silva, por todo o apoio dado ao longo do meu percurso académico e pessoal, e por sempre acreditarem no meu potencial nos âmbitos profissional e individual. Sem dúvida que foram um pilar essencial para a totalidade do meu percurso como pessoa e engenheiro.

Por último, mas igualmente importante, gostaria de agradecer à minha parceira Ana Mota, pelo apoio incansável durante o decorrer do estágio e projeto. Realço a minha admiração pessoal e profissional, sentindo que brevemente se tornará uma engenheira de alto nível, mostrando excelência a nível técnico e interpessoal. Espero poder reciprocamente todo o apoio que me deu, assim como poder partilhar muitas conquistas em inúmeros níveis.

página propositadamente em branco

RESUMO

O panorama industrial tem revelado duas tendências: aumento de competitividade e, considerando o contexto ambiental, procura por soluções sustentáveis. Materiais que contenham cortiça na sua composição são uma solução apelativa, uma vez que garantem as características mecânicas desejadas, enquanto contribuem para evitar a degradação do ambiente. Face à alteração de fatores externos, e tendo em conta o contexto económico e social no período de execução do projeto, verificou-se uma subida substancial no custo energético, o que acaba por afetar praticamente todos os setores. Desta forma, é essencial otimizar os processos, com o objetivo de reduzir o consumo de recursos, como é o exemplo da eletricidade.

Este projeto foi desenvolvido numa empresa que fabrica principalmente blocos, placas e rolos de cortiça. Relativamente aos blocos, uma operação crítica desta linha é a cozedura em alta frequência, sendo o ponto de gargalo deste centro de trabalho e é, portanto, este o foco desta análise.

Com o objetivo de otimizar tempos e consumos energéticos do processo, foi aplicada uma ferramenta da filosofia *Lean Six Sigma*: o método DMAIC. Este permitiu o ganho de conhecimento sobre o processo, começando por entender o seu estado inicial, através da recolha de dados sobre as variáveis definidas, passando por uma análise que teve por objetivo distinguir quais as variáveis e produtos que deviam ser selecionados para fases subsequentes. Como *outputs* foram selecionadas quatro características mecânicas, procuradas pelos clientes que comprem estes blocos e placas.

Com as variáveis identificadas como críticas, foram realizadas experiências planeadas, com base na metodologia Fatorial Completo de DOE. O objetivo desta fase é obter resultados das diferentes combinações, permitindo entender quais as variáveis e respetivas interações que afetam as quatro características mecânicas dos produtos finais. Dois em quatro artigos demonstram ter fatores e interações com significância estatística, em diferentes características. Com estes resultados, foram implementadas reduções nos fatores e interações que demonstraram não ter significância estatística, apenas nos produtos referidos. Estas alterações garantiram poupança de consumo energético, estando a estufa menos tempo em atividade, e ganho de cadência, permitindo assim produzir um maior número de blocos no mesmo período.

Numa fase final, foram aplicadas cartas de controlo de média e amplitude, baseadas na metodologia SPC, de forma a solidificar e garantir a qualidade dos blocos aglomerados, tendo já introduzido as alterações de parâmetros. Da aplicação desta ferramenta resultou que, no geral, as placas retiradas se mantinham dentro dos limites de controlo esperados.

PALAVRAS-CHAVE

DMAIC; DOE; Cortiça; Fatorial Completo; SPC

página propositadamente em branco

ABSTRACT

The industrial landscape has revealed two trends: increased competitiveness and, considering the environmental context, greater demand for sustainable solutions. Materials containing cork in their composition are an appealing solution, since they guarantee the desired mechanical characteristics, while contributing to prevent environmental degradation. Given the change in external factors, and considering the economic and social context during the project's implementation, there has been a substantial rise in energy costs, which ends up affecting practically all sectors. Thus, it is essential to optimise processes, with the aim of reducing the consumption of resources, such as electricity.

This project was developed in a company which mainly manufactures cork blocks, sheets, and rolls. Regarding blocks, a critical operation of this line is the high frequency heating, being the bottleneck of this work centre. This is, therefore, the focus of the current analysis.

With the aim of optimising process times and energy consumption, a tool from the Lean Six Sigma philosophy was applied: the DMAIC method. This allowed the gain of knowledge about the process, starting by understanding its initial state, through the collection of data on the variables defined, followed by an analysis which aimed to distinguish which variables and products should be selected for subsequent phases. As outputs were four mechanical characteristics, sought by customers buying these blocks and sheets.

With the variables identified as critical, planned experiments were conducted, based on DOE's Full Factorial methodology. The aim of this phase is to obtain results of the different combinations, thus allowing to understand which variables and their interactions affect the four mechanical characteristics of the final products. Two out of four articles show to have factors and interactions with statistical significance, in different characteristics. With these results, reductions were implemented in the factors and interactions that showed no statistical significance. These changes guaranteed the reduction of energy consumption, with the oven being less time in activity, and the increase in cadence, thus allowing a greater number of blocks to be produced in the same period.

In a final phase, average and amplitude control charts, based on the SPC methodology, are applied in order to solidify and guarantee the quality of the agglomerated blocks, with the parameter changes already introduced. The application of this tool resulted in the fact that, in general, the removed sheets were kept within the expected control limits.

KEY-WORDS

DMAIC; DOE; Cork; Full Factorial; SPC

página propositadamente em branco

ÍNDICE

ÍNDICE DE FIGURAS	IX
ÍNDICE DE TABELAS	XIII
LISTAS DE SIGLAS E SÍMBOLOS	XV
1. INTRODUÇÃO	17
1.1. Enquadramento e motivação	17
1.2. Objetivos	17
1.3. Metodologia	18
1.4. Estrutura do trabalho	19
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	21
2.1. Cortiça	21
2.1.1. Vantagens da utilização da cortiça.....	22
2.1.2. Compósitos de cortiça.....	22
2.2. DMAIC.....	23
2.3. Ferramentas de Causa e Efeito.....	24
2.3.1. Diagrama de Espinha-de-Peixe	24
2.3.2. Diagrama de Pareto	25
2.4. Estatística e Análise de Dados	26
2.4.1. Estatística Descritiva	26
2.4.2. Inferência Estatística	28
2.4.3. Teste de Hipóteses	29
2.4.4. Testes Paramétricos	32
2.4.5. ANOVA	33
2.4.6. Testes Post hoc	35
2.4.7. Testes Não Paramétricos	36
2.4.8. Chi-Square	38
2.5. Design of Experiments (DOE)	38
2.5.1. OFAT	41
2.5.2. Experiências Fatoriais Completas	41
2.5.3. Experiências Fatoriais Fracionais	42
2.5.4. Método de Taguchi	43
2.5.5. RSM e Split-Plot.....	45
2.5.6. Caminhos Futuros	48
2.6. Controlo Estatístico do Processo.....	49
2.6.1. Qualidade na produção, Causas comuns e especiais.....	49
2.6.2. Atributos e Variáveis Contínuas	49
2.6.3. Cartas p e np	50
2.6.4. Cartas c e u	51
2.6.5. Cartas Média e Desvio Padrão	52

2.6.6. Cartas Média e Amplitude	53
2.7. Pesquisa Bibliométrica	54
2.8. Conclusões.....	59
3. MÉTODOS E APLICAÇÃO	63
3.1. Apresentação do projeto.....	63
3.2. Fase D (Define)	65
3.2.1. Matriz SIPOC	65
3.2.2. Definição de Inputs e Outputs	66
3.2.3. Project Charter	67
3.3. Fase M (Measure).....	68
3.3.1. Diagrama de Pareto	69
3.4. Fase A (Analyse)	69
3.4.1. Diagrama de Espinha-de-Peixe	69
3.4.2. T-test e z-test	71
3.5. Fase I (Improve).....	72
3.5.1. Design of Experiments (DOE)	73
3.5.2. Experiências Fatoriais Completas	74
3.5.3. Aplicação de DOE	75
3.6. Fase C (Control)	77
3.6.1. Controlo Estatístico do Processo	77
3.7. Conclusão	77
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO	79
4.1. Escolha de Parâmetros.....	79
4.2. Planeamento de Experiências	80
4.2.1. Produto A	81
4.2.2. Produto B	85
4.2.3. Produto C	88
4.2.4. Produto D	88
4.2.5. Conclusões sobre os resultados das experiências	91
4.3. Controlo do Processo	92
4.3.1. Produto B	92
4.3.2. Produto D	95
4.3.3. Conclusão sobre o controlo do processo	98
5. CONCLUSÕES.....	99
5.1. Limitações e trabalhos futuros.....	100
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	103
APÊNDICE	109

página propositadamente em branco

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 - Estrutura celular da cortiça	21
Figura 2 - Cortiça virgem	22
Figura 3 - Ciclo DMAIC.....	23
Figura 4 - Diagrama de Espinha-de-Peixe genérico.....	25
Figura 5 - Diagrama de Pareto na Indústria de Condensadores	26
Figura 6 - Disposição box plot em percentis	28
Figura 7 - Amostras de tamanhos diferentes	28
Figura 8 - Esquema de testes de hipótese	30
Figura 9 - Zona de Rejeição da hipótese nula	31
Figura 10 - Áreas de estudo de DOE.....	39
Figura 11 - Passos da aplicação de um DOE.....	40
Figura 12 - Comparação de fatorial vs OFAT	41
Figura 13 - Exemplo de Matriz Ortogonal com rácio SN	44
Figura 14 - Representação da função-perda de Taguchi.....	44
Figura 15 - Fatores introduzidos no <i>Case study</i>	46
Figura 16 - Tentativas e respostas mensuráveis no <i>Case Study</i>	47
Figura 17 - RSM aplicada a uma das respostas do <i>Case Study</i>	47
Figura 18 - Tipos de cartas de controlo	50
Figura 19 - Carta de controlo P	51
Figura 20 - Exemplo de Carta X	53
Figura 21 - Exemplo de Carta S	53
Figura 22 - Segundo exemplo de Carta X	54
Figura 23 - Exemplo de Carta R	54
Figura 24 - Publicações sobre DOE divididas por área de investigação	55
Figura 25 - Principais palavras utilizadas em artigos publicados de DOE	55
Figura 26 - Número de publicações sobre DOE ao longo dos anos	56
Figura 27 - Mapa de palavras em artigos de DOE	56
Figura 28 - Rede de palavras de DOE	56
Figura 29 - Palavras-chave de SPC.....	57
Figura 30 - Nuvem de palavras relacionadas com SPC.....	58
Figura 31 - Ocorrências acumulativas de conceitos de SPC ao longo dos anos.....	58
Figura 32 - Termos de SPC e as suas tendências com o decorrer dos anos.....	59
Figura 33 - Processo de aglomeração de blocos	64
Figura 34 - Diagrama de Pareto sobre a produção das diferentes referências	69
Figura 35 - Diagrama-de-Espinha de Peixe para a aglomeração de blocos	70
Figura 36 - Agrupamento de dados em Excel	71
Figura 37 - Aplicação do f-test.....	72
Figura 38 - T-test em grupos com variâncias diferentes	72
Figura 39 - Recolha de dados segundo as experiências planeadas.....	75
Figura 40 - Implementação de Design fatorial em Minitab	75
Figura 41 - Escolha de variáveis de resposta em Minitab	76
Figura 42 -Seleção de fatores e interações a analisar	76

Figura 43 - Diagrama de Espinha-de-Peixe sobre o Consumo Energético da aglomeração de blocos	79
Figura 44 - Diagrama de Pareto de Compressibilidade do Produto A	82
Figura 45 - ANOVA de Compressibilidade do Produto A.....	82
Figura 46 - Gráficos de Residuais para a Compressibilidade do Produto A	83
Figura 47 - Resumo do modelo relativo à Compressibilidade do Produto A	83
Figura 48 - ANOVA de Recuperação do Produto A	84
Figura 49 - Diagrama de Pareto e Gráficos de Residuais de Recuperação do Produto A	84
Figura 50 - Resumo do modelo relativo à Recuperação do Produto A.....	84
Figura 51 - Diagrama de Pareto de Compressibilidade do Produto B.....	85
Figura 52 - ANOVA de Compressibilidade do Produto B.....	85
Figura 53 - Resumo do modelo relativo à Compressibilidade do Produto B	85
Figura 54 - Gráficos de Residuais de Compressibilidade do Produto B	86
Figura 55 - Diagrama de Pareto de Tensão de Rotura do Produto B.....	86
Figura 56 - ANOVA de Tensão de Rotura do Produto B.....	87
Figura 57 - Resumo do modelo relativo à Tensão de Rotura do Produto B.....	87
Figura 58 - Gráficos de Residuais de Tensão de Rotura do Produto B.....	87
Figura 59 - Diagrama de Pareto de Compressibilidade do Produto D	88
Figura 60 - ANOVA de Compressibilidade do Produto D	89
Figura 61 - Resumo do modelo relativo à Compressibilidade do Produto D	89
Figura 62 - Gráficos de Residuais de Compressibilidade do Produto D	89
Figura 63 - Diagrama de Pareto de Tensão de Rotura do Produto D.....	90
Figura 64 - ANOVA de Tensão de Rotura do Produto D.....	90
Figura 65 - Resumo do modelo relativo à Tensão de Rotura do Produto D	90
Figura 66 - Gráficos de Residuais de Tensão de Rotura do Produto D	90
Figura 67 - Agrupamento de resultados para as cartas de média e amplitude	92
Figura 68 - Carta X e R para a Compressibilidade do Produto B	93
Figura 69 - Carta X e R para a Recuperação do Produto B.....	93
Figura 70 - Carta X e R para a Recuperação do Produto B corrigida.....	94
Figura 71 - Carta X e R para a Densidade do Produto B.....	94
Figura 72 - Carta X e R para a Tensão de Rotura do Produto B	95
Figura 73 - Carta X e R para a Compressibilidade do Produto D.....	95
Figura 74 - Carta X e R para a Recuperação do Produto D.....	96
Figura 75 - Carta X e R para a Recuperação do Produto D corrigida	96
Figura 76 - Carta X e R para a Densidade do Produto D.....	97
Figura 77 - Carta X e R para a Tensão de Rotura do Produto D	97

página propositadamente em branco

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 1 - Descrição de objetivos do projeto.....	18
Tabela 2 - Fases da Metodologia.....	19
Tabela 3 - Decisão de rejeição da hipótese nula segundo o p-value	30
Tabela 4 – Resultados possíveis da decisão sobre a hipótese nula	31
Tabela 5 - Conjugação dos p-value com o efeito de tamanho, dentro da ANOVA	34
Tabela 6 - Teste de Hipóteses na Two-Way ANOVA convencional.....	34
Tabela 7 - Testes Paramétricos e os seus equivalentes não-paramétricos.....	36
Tabela 8 – Fases do método de Wilcoxon Sign-Rank.....	36
Tabela 9 - Soma de rankings segundo o teste de Mann-Whitney	37
Tabela 10 – Alguns autores de DOE	39
Tabela 11 - Fatorial Completo de Dois Níveis	42
Tabela 12 - Resoluções de experiências fatoriais fracionais com fatores de dois níveis	43
Tabela 13 - Iterações da função SN.....	45
Tabela 14 - Matriz SIPOC do processo de aglomeração de blocos	65
Tabela 15 - Identificação inicial dos Inputs e Outputs perante a respetiva fase do processo.....	66
Tabela 16 - Project Charter	67
Tabela 17 - Níveis dos fatores selecionados	73
Tabela 18 - Planeamento de experiências geral a todas as referências	74

página propositadamente em branco

LISTAS DE SIGLAS E SÍMBOLOS

Lista de Siglas

ANCOVA	Analysis of Covariance
ANOVA	Analysis of Variance
CL	Centre Line
CTQ	Critical to Quality
DMAIC	Define, Measure, Analyse, Improve, Control
DOE	Design of Experiments
DP	Desvio-Padrão
ETC	Easy-to-Change
LCL	Lower Control Limit
HTC	Hard-to-Change
ISEP	Instituto Superior de Engenharia do Porto
OFAT	One-factor-at-a-time
P.Porto	Instituto Politécnico do Porto
PDCA	Plan-Do-Check-Act
R&R	Repeatability and Reproducibility
R&D	Research and Development
RSM	Response Surface Methodology
S/N	Signal-to-Noise Ratio
SIPOC	Suppliers, Inputs, Process, Outputs, Customers
UCL	Upper Control Limit
VSM	Value Stream Mapping

Lista de Símbolos

m	massa	kg
		g
T	temperatura	$^{\circ}C$
t	Tempo	segundo
		horas

página propositadamente em branco

1. INTRODUÇÃO

Neste capítulo é realizado um enquadramento do projeto, explicando os objetivos do projeto, a metodologia, e, finalmente, a estrutura deste trabalho.

1.1. Enquadramento e motivação

Os últimos anos têm se revelado diferentes em diversos sentidos, desde o contexto social até ao político, abrangendo todo o tipo de setores e indústrias. Após a chegada de uma pandemia e o início de uma guerra, a economia mundial mudou substancialmente, tendo o preço de vários produtos e serviços refletido o impacto desta mudança. Bens essenciais, eletricidade e água, por exemplo, ficaram mais dispendiosos.

Neste contexto, a gestão de recursos e otimização de processos ganhou ainda mais importância. A filosofia *Lean*, que promove a redução do desperdício, tornou-se mais relevante. Além de evitar o excesso de utilização dos materiais e recursos, as empresas, na sua generalidade, procuram reduzir significativamente o consumo energético dos seus processos.

Um aspeto que tem beneficiado de maior notoriedade é a sustentabilidade. Perante a situação atual que afeta o meio ambiente do planeta, são cada vez mais procuradas soluções sustentáveis, e são cada vez mais valorizados indicadores como a pegada de carbono. No caso deste indicador apresentar valor negativo, produzir certos produtos pode não só ser neutro, ou seja, não produz poluição para o meio ambiente, como pode até influenciar positivamente as emissões globais. É neste contexto que se enquadra a cortiça. Apesar do seu preço relativamente alto, quando comparada a outros materiais, esta revela vantagens em vários aspetos, como o desempenho mecânico e aspeto visual mais apelativo.

Um desafio atrativo passa por reduzir o consumo energético gerado pelo processo de fabricação de produtos de cortiça. Alcançar esse objetivo seria gastar menos energia para produzir artigos *eco-friendly*, bem como trazer mais lucro a empresas. Num mercado em crescimento, tendo tendência para se tornar cada vez mais competitivo, a correta parametrização do processo de fabrico promete trazer vantagens estratégicas para empresas que os decidam implementar.

Este estudo é realizado numa corticeira de origem portuguesa, fabricante de diversos tipos de produtos baseados em cortiça. Recorre a ferramentas de ampla utilização no âmbito de engenharia mecânica e gestão industrial para alcançar melhorias no processo e respetivos *outputs*.

1.2. Objetivos

Neste documento são abordados objetivos referentes ao processo, na sua globalidade, bem como outros objetivos referentes ao equipamento sobre o qual o estudo vai incidir. Através das ferramentas descritas na revisão bibliográfica é traçado um caminho que leva à realização dos objetivos apresentados.

O contexto do projeto é industrial, ou seja, consiste num caso real, com resultados mensuráveis. Como tal, desde o início, foram definidas como metas a redução do consumo energético e tempos de ciclo do processo. Os objetivos do projeto encontram-se resumidos na Tabela 1:

Tabela 1 - Descrição de objetivos do projeto

Objetivos	<ul style="list-style-type: none">• Redução do consumo energético do processo (kWh/bloco);• Redução do tempo de ciclo (s/bloco);• Manutenção do equipamento de alta frequência;
------------------	---

1.3. Metodologia

Neste projeto foi utilizada uma metodologia de trabalho de *Action – Research*, com base num tipo de filosofia realista, uma vez que todos os intervenientes e variáveis deste estudo são independentes da percepção humana.

A abordagem é do tipo abdução, uma vez que mistura as abordagens dedutivas e indutivas. É, portanto, desenvolvida uma estratégia de investigação para testar uma hipótese previamente definida, assim como é desenvolvida uma hipótese após a análise dos dados recolhidos. Juntam-se características das duas, como a pouca preocupação em generalizar a teoria estudada neste trabalho, a procura de entender o contexto em que os dados estão inseridos, a recolha de dados do tipo quantitativos, baseados em variáveis, e o facto do investigador ser independente da investigação, no que toca a resultados.

A estratégia é baseada na experimentação, apesar de o trabalho analisar um número elevado de variáveis. Uma parte muito importante para perceber a significância deste projeto baseia-se na evolução do processo ao longo do tempo, comparando o estado inicial com o respetivo estado final. São inicialmente recolhidos vários dados, é feita uma análise aos mesmos, são elaboradas teorias, são testadas, e, finalmente, são retiradas conclusões sobre as mesmas, sendo aplicado um processo escolhido para controlo. A ferramenta estratégica que irá implementar a metodologia descrita neste subponto é a DMAIC (Define, Measure, Analyse, Improve, Control).

Este projeto apresenta uma disposição transversal no que toca à classificação de horizonte temporal, uma vez que se encontra bilateralmente limitada no ano letivo 2022/2023.

A metodologia segue as fases descritas na Tabela 2.

Tabela 2 - Fases da Metodologia

Fase	Descrição
I	Pesquisa bibliográfica acerca dos métodos a serem utilizados para a implementação do ciclo DMAIC, Controlo do Processo e Manutenção;
II	Recolha de dados; Mapeamento do processo e respetivas variáveis, <i>inputs</i> e <i>outputs</i> ;
III	Análise e realização de um estudo estatístico; Implementação da ferramenta DOE (<i>Design of Experiments</i>), realizando experiências com as variáveis anteriormente avaliadas;
IV	Avaliação dos resultados das experiências, implementando as melhorias possíveis; Controlo do processo;
V	Elaboração de conclusões obtidas e limitações encontradas, assim como as melhorias que possam ser realizadas posteriormente à conclusão deste projeto;

1.4. Estrutura do trabalho

O projeto é dividido em 5 capítulos. Cada um contém os subcapítulos respetivos.

O primeiro capítulo, onde está introduzida a informação atual, explica o enquadramento, os objetivos do projeto, a metodologia adotada para conduzir o projeto, e, finalmente, a estrutura da mesma.

O segundo capítulo diz respeito ao estado de arte, ou seja, à pesquisa bibliográfica elaborada previamente à implementação das ferramentas definidas. Detalha todos os aspetos que poderão ser utilizados de forma abrangente e pedagógica.

No capítulo seguinte, o terceiro, é descrito como será feita a implementação das ferramentas previamente identificadas.

No penúltimo, o quarto capítulo, são apresentados os resultados e possíveis temas a debater, sendo geradas todas as discussões apropriadas aos dados obtidos.

Por fim, o quinto capítulo detalha as conclusões do trabalho e aborda as limitações encontradas aquando da execução do mesmo.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

No presente capítulo, são apresentados todos os conceitos necessários para a compreensão do trabalho elaborado ao longo deste projeto, englobando todos as entidades e variáveis relevantes.

De forma a poder obter os resultados esperados e melhorar o rendimento temporal e energético do processo em avaliação, é necessária a assimilação plena de todos o conhecimento necessário. Como tal, é feita uma abordagem à cortiça como material, produtos derivados e história da mesma. Posteriormente são explicadas todas as ferramentas que procuram compreender, analisar e melhorar o processo. Por fim, são apresentadas diferentes variações de cartas de controlo, sendo estas as responsáveis pelo controlo estatístico do processo.

2.1. Cortiça

O produto a ser estudado neste projeto é a cortiça. Trata-se de um material utilizado desde a antiguidade, sendo principalmente usado como flutuante e vedante. Estas aplicações contribuíram para o crescimento industrial deste material [1].

Em Portugal, a indústria da cortiça apresenta-se como sector económico de elevada importância desde o século XIX, sendo um dos sectores nacionais com maior exportação. Porém, apesar da preponderância histórica deste sector económico, o mesmo alcançou um crescimento ainda mais significativo nos últimos anos, sendo reconhecido como sector vital a nível estratégico no paradigma económico-social português [2].

A cortiça é definida como o parênquima suberoso do sobreiro, formando o tronco e ramos da árvore [3]. Em análise microscópica, sabe-se que apresenta células de aspeto alveolar, tendo as membranas celulares um nível elevado de impermeabilização, sendo rodeadas por um gás de propriedades equivalentes ao ar, ocupando a maioria do volume celular, cerca de 90% [4].

A sua divisão consiste em 45% suberina, sendo esta uma cera sintética processada pela árvore, 27% lenhina, tratando-se de uma macromolécula amorfa encontrada em diversas plantas. Os restantes 28% são compostos por celuloses, outras ceras e polissacáridos, taninos e ceroides. A suberina garante propriedades de impermeabilização e proteção do material, enquanto a lenhina confere rigidez e resistência a diversos tipos de ataque, entre eles microbiológicos e mecânicos. A sua estrutura celular fechada encontra-se na Figura 1 [5].

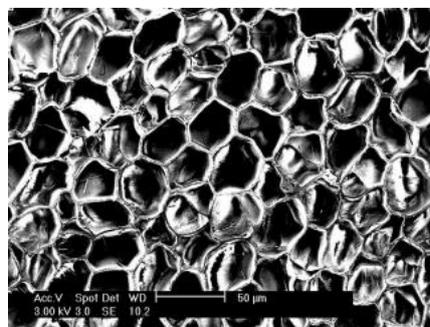


Figura 1 - Estrutura celular da cortiça [5]

Relativamente à sua extração, esta apenas deve ser iniciada quando o sobreiro tiver pelo menos 25 anos, sendo a qualidade da matéria-prima na primeira extração menor, denominada como cortiça virgem (Figura 2). A segunda extração pode ser realizada 9 anos após a primeira, sendo que nesta a cortiça já tem qualidade para ser tratada industrialmente. As próximas tiradas seguem o mesmo intervalo de tempo, 9 anos [3].



Figura 2 - Cortiça virgem [1]

A cortiça aceita de forma adequada o processo de compressão, dissipando facilmente a energia de deformação consequente do processo, tendo, também, uma estabilidade química elevada [4].

2.1.1. Vantagens da utilização da cortiça

Tendo como constituintes principais a suberina e lenhina, é possível entender que a cortiça é um material resistente aos vários tipos de ataques superficiais, e impermeabiliza com bastante eficácia. Além destes atributos, este material é hipoalergénico, resiliente e resistente a esforços de compressão. É também um ótimo isolante acústico e térmico, apresentando elevada resistência a fogos e altas temperaturas. Possui, inclusive, capacidade de isolamento elétrico [5]. Finalmente, uma das suas principais mais valias é a sua natureza sustentável, pois este material pode ser totalmente reutilizado e reciclado, complementando assim o caráter verde da sua extração. Implementação da cortiça nos produtos atuais

Considerando todas as características anteriormente descritas, é sensato afirmar que a cortiça é um material versátil, e com boas propriedades mecânicas. Desta forma, vários segmentos de mercado retiraram a mesma conclusão, resultando na utilização da cortiça para várias aplicações. Desde os anos 1960 a cortiça é regularmente utilizada em aplicações aeroespaciais, revestimento de fachadas, campos de futebol, entre outros [5].

Realçando uma das melhores qualidades da cortiça, o fator sustentabilidade, e com o ambiente económico-social a valorizar cada vez mais este fator, empresas como a corticeira onde foi realizado este trabalho têm experienciado um forte crescimento, desde inúmeros projetos novos, até o desenvolvimento de planos de mercado mais vantajosos financeiramente.

É de esperar, então, que produtos que contenham cortiça apareçam mais no mercado global.

2.1.2. Compósitos de cortiça

O principal produto proveniente da extração de cortiça nos montados, o ecossistema onde os sobreiros se encontram inseridos, sempre foram, ao longo da história, as rolhas. A produção destas gera bastante desperdício de matéria-prima. Foi neste contexto que surgiu a aglomeração de

compósitos de cortiça. Este novo produto utiliza o desperdício não usado pela indústria principal, e produz novas soluções que se distribuem por diversos setores [5].

Os granulados de cortiça são classificados de acordo com a vez em que foi extraída a casca, assim como o seu tamanho de grão. Estes são a base dos aglomerados. A mistura de tamanhos de grão muito diferentes num bloco ou rolo resulta num produto defeituoso, vulgarmente chamado de contaminado [5].

Os compósitos tanto podem ser constituídos por apenas cortiça natural e cola, como por outros tipos de matéria, como a borracha. Esta pode até ter origem em desperdícios de outras indústrias, como é o exemplo da indústria de calçado de borracha.

2.2. DMAIC

DMAIC (Define, Measure, Analyse, Improve, Control) é um acrónimo para as 5 fases do ciclo. Permite a compreensão de um processo, de forma detalhada e precisa, permitindo esclarecer claramente o problema em questão e encontrar as relações entre os vários parâmetros a serem considerados [6]. Permite, ainda, melhorar o processo a longo prazo, sendo aplicado um sistema de controlo posterior que evite a ocorrência do mesmo problema. O resultado da sua aplicação é realçado, por norma, na melhoria da performance do processo. Esta metodologia encontra-se representada na Figura 3:



Figura 3 - Ciclo DMAIC

Começando pela fase Define, a fase que dá início ao ciclo, esta é responsável por clarificar o problema e o objetivo final, com todos os seus intervenientes identificados, abrangendo aspetos iniciais, intermédios e finais. São, portanto, selecionados todos os fatores-chave que influenciem o processo, sujeitos posteriormente a avaliação e, possivelmente, correção com a intenção de melhoria do processo. Nesta fase são regularmente utilizadas ferramentas como as que serão exploradas ao longo deste projeto, incluindo SIPOC (*Suppliers, Inputs, Process, Outputs, Customers*), *high level process mapping*, entre outras [6].

Após ser dada por concluída a primeira fase, e já com o problema, objetivo principal e características do projeto bem descritos, procede-se à recolha de dados, a fim de ser obtida uma compreensão mais detalhada do processo, *inputs, outputs* e a relação entre todos estes. Neste período devem ser recolhidos dados suficientes de forma a serem identificados os fatores críticos, ou seja, os principais responsáveis pelo problema declarado na fase Define [7]. A fase em questão, a Measure, trata de medir tanto os *inputs*, como os *outputs*, sendo que normalmente recorre a ferramentas como gráfico de Pareto, ou até mesmo cartas de controlo. Devem ser realizadas hipóteses e conclusões prematuras, de forma que sejam encontradas respostas na fase seguinte [8]. Nesta fase é muitas vezes utilizado o calibrador R&R (*Repeatibility e Reproducibility*). Este é um tipo de ANOVA (*Analysis of Variance*), tema aprofundado em detalhe em pontos subsequentes, e permite distinguir a influência do sistema de medida no estudo a elaborar [9].

Seguidamente, é realizada a fase *Analyse*. Esta procura encontrar a verdadeira *root cause* do problema em avaliação, assim como identificar quais os passos e *inputs* que afetam mais o sistema. É nesta fase que o autor percebe quais serão as variáveis a testar, com mais ou menos detalhe e variação, na próxima fase. No mesmo âmbito, permite quantificar a distância entre a *baseline* no início do projeto e os objetivos do mesmo definidos na fase *Define* [10].

Quando a equipa do projeto considerar que os dados recolhidos e analisados são suficientemente completos para revelarem toda a informação possível sobre o processo, é dado o passo em direção da procura e testagem de novas soluções e variações de parâmetros. Esta fase é a *improve*. Nesta utilizam-se ferramentas como DOE's, realizam-se novos mapas de fluxo de valor, denominados VSM (Value Stream Mapping) [11]. Os testes realizados nesta fase baseiam-se nos parâmetros identificados como CTQ (*Critical to Quality*) em fases anteriores [12]. É também nesta fase que se efetuam alterações que conduzam à melhoria do processo. Alguns exemplos: Kanban, auditorias Mizusumashi, entre outros [13].

A fase final do método DMAIC aborda o controlo do processo com as melhorias implementadas, sendo por isso distinguida como a fase *Control*. É neste momento que se aplica o controlo estatístico, recorrendo muitas vezes a cartas de controlo. São desenvolvidos planos de controlo, tais como PDCA (*Plan-Do-Check-Act*) [14] e documentação, garantindo assim a solidificação das melhorias desenvolvidas ao longo de todo o método [11].

2.3. Ferramentas de Causa e Efeito

Todos os objetivos num projeto partem de um problema ou oportunidade de melhoria. Em todos os casos haverá intervenientes, variando entre máquinas, pessoas, materiais, entre outros; mas nem todos têm a mesma influência no objetivo pretendido, pelo que se deve reunir informação para poderem ser retiradas ilações sobre o processo. Neste subponto é feita uma revisão sobre duas das principais ferramentas de causa e efeito.

2.3.1. Diagrama de Espinha-de-Peixe

Uma das principais técnicas para analisar e explorar um processo é o diagrama de Ichikawa, também conhecido como diagrama de Espinha-de-Peixe, devido à sua disposição visual. Esta técnica procura aprofundar a causa de um problema, identificando todos os seus intervenientes e dispondo-os por categorias. Tal como consta na Figura 4, estes são: Materiais, Pessoas, Ambiente e Métodos. Outras categorias poderão ser utilizadas, dependendo do autor do diagrama. As categorias selecionadas devem ser altamente influentes para o estudo da causa do problema, e a divisão das causas em categorias deve ter em consideração a relação entre as mesmas, bem como o seu nível de importância, e até mesmo à ordem com que intervêm no processo. As causas podem, porém, ser dispostas aleatoriamente ao longo do tempo.

É importante realçar que este é um método de estudo qualitativo, sendo por base uma ferramenta que relaciona o problema com os seus intervenientes, ou seja, causa e efeito [15].

A aplicação desta ferramenta não é limitada a problemas. Pode ser útil realizar esta análise em oportunidades de capitalização de diversas oportunidades de negócio. Porém, e como será descrito

neste relatório, a ferramenta é principalmente utilizada para localizar a *root cause* do problema, ou seja, a verdadeira essência do acontecimento indesejado.

O diagrama de Ichikawa é regularmente associado à análise de risco de uma operação, recorrendo à seguinte equação 1:

$$R = P * C \quad (1)$$

Onde R representa o risco calculado, P a probabilidade de ocorrência, e C corresponde à consequência que este risco possa apresentar caso seja realizado.

Após a realização do diagrama, este deve ser tratado como um documento formal do projeto, tendo a necessidade de ser aprovado pelos membros da equipa. Tendo todos os membros compreendido totalmente o diagrama, é recomendada a realização de um plano de tratamento do risco.

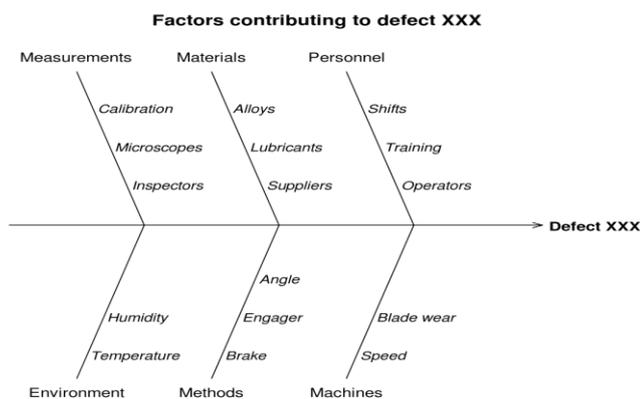


Figura 4 - Diagrama de Espinha-de-Peixe genérico

2.3.2. Diagrama de Pareto

O Diagrama de Pareto é uma ferramenta de análise de dados, com o principal objetivo de identificar as principais causas de um problema, de forma semelhante ao Diagrama-de-Ishikawa. As duas ferramentas são complementares, sendo utilizadas em diversos projetos de melhoria [16].

Este tipo de histograma é baseado na regra de 80/20, ou seja, 20% dos *inputs* de um sistema influenciam 80% dos respetivos *outputs*. Vilfredo Pareto, o criador deste tipo de gráficos, observou ao longo do século XIX esta regra em várias ocasiões e contextos, desde a distribuição de terrenos italianos pela população, até ao volume de produção de uma certa indústria [17]. Outro exemplo desta ferramenta encontra-se na Figura 5, utilizado na indústria de condensadores. Na imagem é possível ver os diferentes tipos de defeitos, assim como a sua contribuição em percentagem para a causa, tendo na linha inferior a soma das percentagens, alcançando os 100% [16].

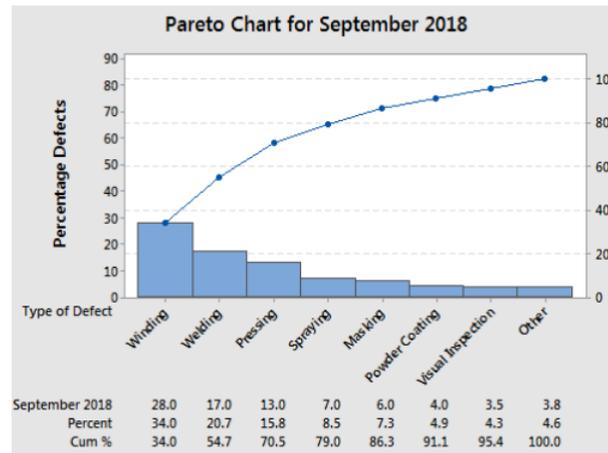


Figura 5 - Diagrama de Pareto na Indústria de Condensadores [16]

A robustez desta ferramenta varia com os *inputs* colocados na mesma. Um exemplo pertinente para este projeto encontra-se na utilização que o Diagrama de Pareto pode ter aquando da execução de um DOE. Para tornar estes inputs mais robustos, estes podem ser traçados tendo em conta os *t-values* dos efeitos [18]. Este valor pode ser calculado segundo a seguinte equação 2:

$$tvalue = \frac{|Efeito\ i|}{\sqrt{MS_{residual} * (\frac{1}{n_+} + \frac{1}{n_-})}} \quad (2)$$

Onde n significa o número de respostas de cada um dos níveis testados, e $MS_{residual}$ representa o quadrado médio do valor “residual” obtido através do cálculo da ANOVA.

2.4. Estatística e Análise de Dados

Estatística pode ser explicada como a ferramenta utilizada na tradução de problemas reais para informações tangíveis, com todo o potencial de aplicações. Recorrendo a conceitos matemáticos e lógicos, baseia-se na recolha de dados e posterior análise, de forma a realçar todo o tipo de conclusões [19]. Aplica-se em inúmeras áreas, desde processos industriais até censos globais.

É subdividida em estatística descritiva e inferencial. Estas categorias, bem como todos os conceitos gerais de estatística, são abordados nos subpontos que se seguem.

2.4.1. Estatística Descritiva

Estatística descritiva aborda todo o processo do tratamento de dados, desde a sua recolha até à sua interpretação, envolvendo toda a sua análise e apresentação [20]. Recorre a diversos tipos de ferramentas e procedimentos para o fazer [19].

As variáveis a serem estudadas pela estatística podem ser classificadas, de acordo com a sua natureza, como qualitativas ou quantitativas [20].

Se os dados se enquadrarem na categoria qualitativa, estes são diferenciados como nominais ou ordinais [20]. As variáveis nominais colocam os dados em categorias distintas, enquanto as variáveis

ordinais fazem o mesmo, mas organizam os dados hierarquicamente [19]. Dentro do método nominal existe a classificação dicótoma, onde existe a distinção entre apenas duas categorias [21].

A recolha e medida de dados qualitativos é baseada na contagem dos mesmos. Esta analisa a frequência com que cada categoria aparece. Pode ser frequência absoluta ou relativa, inteira ou em proporções (percentagens, taxas, etc.) [20].

Variáveis quantitativas são distinguidas como contínuas ou discretas. Contínuas se, entre dois pontos, a variável poder tomar qualquer valor, inteiro ou não. Já as variáveis discretas apenas podem assumir valores inteiros [20].

Dentro das variáveis quantitativas de natureza contínua existem as variáveis de intervalo e as variáveis de rácio. As de intervalo não possuem um ponto de zero verdadeiro, ao contrário das de rácio. É esse o pormenor que permite distinguir as duas classificações [19].

O Teorema de Limite Central afirma que, no caso de uma amostra com tamanho igual ou superior a 30 unidades, o parâmetro testado apresentaria o aspeto de um sino, ou seja, corresponderia a uma distribuição normal [22]. Este teorema contém indicadores que permitem descrever estatisticamente os dados recolhidos.

Quanto aos indicadores, dentro das variáveis quantitativas, existem 3 classes: tendência central (posição); dispersão; medidas de forma [20].

Inserida na classe de tendência central está a média (\bar{x}), a medida estatística mais famosa. Esta resume-se à razão entre a soma de valores x_i e o tamanho da amostra n . É uma medida apropriada para curvas de distribuição normal. Se não for esse o caso, a média acaba por não ser o melhor indicador, pois revela pouco sobre o estudo da amostra, sendo muito afetada pela existência de *outliers* e distribuições assimétricas [21]. Seria mais apropriado recorrer a outras medidas de tendência central, tais como a mediana [20]. O seu cálculo é realizado segundo a equação 3:

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (3)$$

Ainda em medidas de tendência central, existem as seguintes: a mediana, que divide a metade superior e inferior da amostra; a moda, que aponta o valor que mais vezes se repetiu [22]; a divisão em quartis.

Já na classe de medidas de dispersão, estas procuram saber a variabilidade dos valores, sendo um parâmetro muito importante. Estes revelam a distância a que os valores se encontram entre si. As duas medidas mais utilizadas, e apropriadas a uma distribuição normal, são a variância (v) e o desvio padrão (dp). O último apenas é definido como o valor da variância elevada a um meio, ou seja, a variância é definida como o desvio-padrão ao quadrado. Quanto maior for o seu valor, maior será a dispersão relativamente ao ponto de tendência central, normalmente a média [20]. O cálculo da variância é apresentado na equação 4:

$$v = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n} \quad (4)$$

Outras medidas de dispersão são, por exemplo, a amplitude interquartil, que recorre à subtração do terceiro quartil pelo primeiro [20].

As medidas de forma permitem entender onde se localizam os dados do estudo. Para isso podem ser realizados testes de obliquidade, para testar a assimetria da distribuição de dados. Quanto mais perto de 0 for o valor deste teste, mais simétrica será a distribuição à volta da média [20]. Outra ferramenta que pode ser utilizada são os *box plots*, sendo que estes recorrem à amplitude interquartil, dispondo-a graficamente em função dos quatro quartis [21]. A Figura 6 demonstra a ferramenta em questão, sendo que na mesma estão apresentados percentis, em que a conversão para quartis é expedita, dividindo por 4 partes o total.

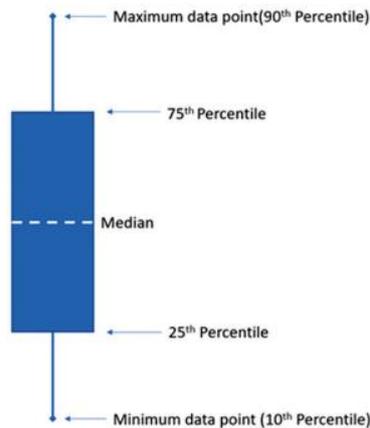


Figura 6 - Disposição box plot em percentis [21]

2.4.2. Inferência Estatística

O estudo do total de populações é complicado e dispendioso, especialmente no que toca a tempo dedicado ao estudo [23]. Dessa forma, foi concluído ser mais eficaz estudar amostras da população, Figura 7, nascendo assim o estudo da inferência estatística [20].

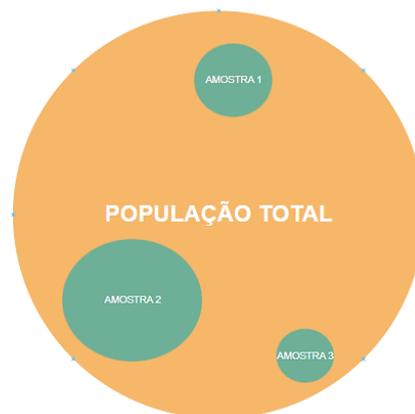


Figura 7 - Amostras de tamanhos diferentes

A utilização da inferência estatística no estudo de uma população acarreta sempre um certo valor de incerteza, derivada da amostra, proporcional ao intervalo de confiança. O mesmo não acontece quando todos os dados são conhecidos. É possível calcular precisamente a distribuição, a tendência central e a variabilidade. Este é, no entanto, um caso raro, pois na maioria dos estudos apenas existe a possibilidade de estudar parte da população, ou seja, uma amostra.

Existem diversos tipos de escolha de dados a retirar para as amostras. A forma aleatória acaba por ser a forma mais acessível e expedita. Esta pode ser realizada geralmente sobre toda a população, ou pode ser aplicada de forma estratificada, onde os membros da população são previamente distinguidos segundo categorias pertinentes ao teste. Outro tipo de amostragem é a realizada em *clusters*, ou seja, agrupamento de dados por regiões. Um exemplo deste método pode ser visto em testes que abordam populações dispersas geograficamente. Podem ser realizados também testes em que não existe aleatoriedade, como é o exemplo de amostragem por voluntariado [22].

Um aspeto aliado diretamente à escolha do método de amostragem é o tamanho da amostra. Este é de elevada importância. Se o tamanho da amostra for inapropriado à população, todas as conclusões baseadas nos testes estatísticos deixam de ter relevância. Como regra geral, quanto maior for o tamanho da amostra, mais qualidade terá a inferência [22].

É neste contexto que surge a inferência estatística, que pode ser resumida como a projeção dos parâmetros estudados acerca da amostra, na população total, tendo sempre alguma percentagem de incerteza. A percentagem referida é refletida no intervalo de confiança que acompanha o estudo da amostra. Sendo que as estimativas são dadas em pontos exatos ou em intervalos de valores, o intervalo de confiança combina as duas categorias de estimativas, obtendo assim um valor de referência com maior facilidade de utilização. É necessário ter simultaneamente em consideração o tamanho da amostra, pois este tem de ser adequado ao teste em questão.

É necessário compreender, também, a diferença entre variáveis dependentes e independentes. As variáveis que são medidas com o teste são as dependentes. Já as causas do que está a ser medido encontram-se nas variáveis independentes [22].

Dois termos com importância na inferência estatística são as *cross tabulations* e os testes *chi-square*. A primeira aborda a disposição dos dados numa tabela, em que cada célula representa uma combinação de valores única. Já os testes *chi-square* procuram dar validade aos valores dos testes estatísticos obtidos. É definido como a prova da aproximação de um modelo relativamente aos dados recolhidos [22].

Os dados estatísticos apenas se tornam úteis quando há a possibilidade de os traduzir em informação tangível, passível de ser avaliada por gestores, engenheiros, entre outros. Uma das formas de fazer esta tradução são os testes de hipótese, abundantemente utilizados para várias análises.

2.4.3. Teste de Hipóteses

Hipóteses podem ser interpretadas como questões de investigação, sendo definidas como frases que procuram especificar relações entre duas ou mais variáveis [22].

Existem dois tipos de testes de hipóteses, sendo eles, testes de diferença, como comparação entre grupos, ou testes de associação, onde variáveis são associadas de diversas formas [24]. Podem ser aplicados em diversos parâmetros de estudo, como testes de média, proporção, dispersão, num só grupo, ou em vários simultaneamente [25].

O pressuposto deste tipo de testes surge na evocação de duas hipóteses: a hipótese nula, H_0 , e a alternativa, H_1 . A primeira sugere a inexistência de uma relação entre a causa e o efeito, e é tomada como o ponto de partida. É assumida inicialmente como verdadeira. A segunda, a hipótese que procura rejeitar a nula, tem de ser fortemente fundamentada com argumentos válidos [22].

A utilização de testes de hipótese pressupõe a realização do procedimento da Figura 8, que representa genericamente a ordem de passos que deve ser tomada.

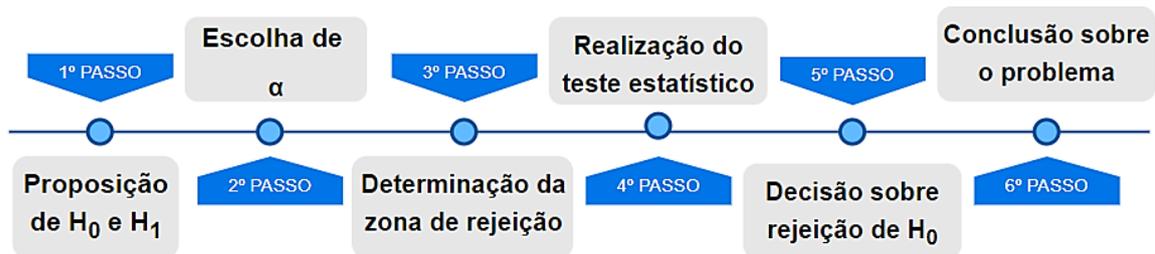


Figura 8 - Esquema de testes de hipótese

Para serem realizados testes de hipótese, é necessário definir inicialmente o problema em questão. Tendo este passo concluído, segue-se a colocação das duas hipóteses, exatamente como está descrito no parágrafo anterior, presente como primeiro passo na Figura 8. Define-se o valor de α . Prossegue-se com o cálculo do *p-value*, valor este que representa qual a decisão a tomar relativamente à rejeição da hipótese nula, sendo enquadrado no quarto passo. Neste método não é necessário calcular a zona de rejeição. Este representa a probabilidade de H_0 representar a realidade. Podem ser realizados outros testes estatísticos como o *z-test*, *t-test*, entre outros [25]. Nesta fase é importante ter definido previamente o nível de confiança, $1-\alpha$, como referido em passos anteriores, sendo o valor complementar do nível de significância, α , promovendo assim uma comparação exata e direta com o *p-value* [25]. O valor que α é identificado como a percentagem de erro associada ao teste. Os resultados seguem na Tabela 3:

Tabela 3 - Decisão de rejeição da hipótese nula segundo o p-value

$p\text{-value} > \alpha$	Falha na rejeição de H_0
$p\text{-value} < \alpha$	Rejeição de H_0

Outro método equivalente é a definição de uma zona de rejeição, vulgarmente conhecido como método da região crítica, tendo os mesmos efeitos e resultados que a utilização do *p-value*. Este método pode ser realizado de forma unilateral ou bilateral [25]. A Figura 9 demonstra graficamente a distribuição normal, assim como as duas formas de delimitação anteriormente referidas.

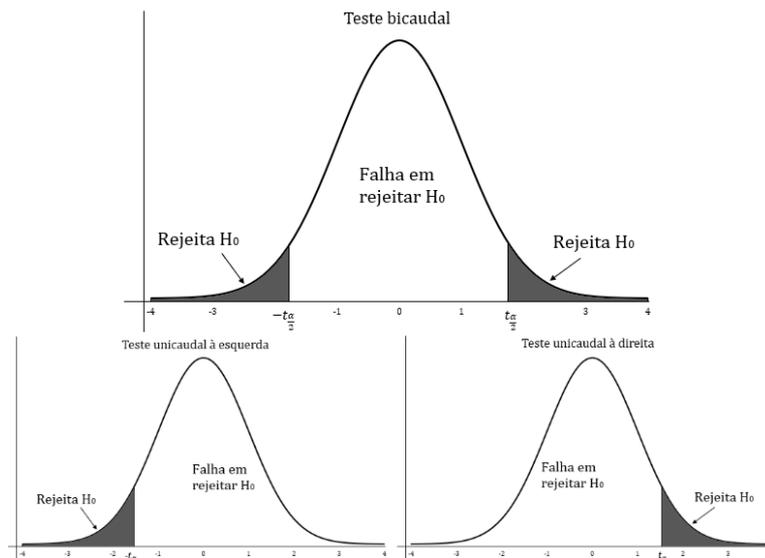


Figura 9 - Zona de Rejeição da hipótese nula

No entanto, apesar da eficácia dos testes de hipótese, existe a possibilidade de ser retirada uma conclusão errada. Esta possibilidade é definida como a região fora do nível de segurança. Existem dois tipos de erros [26]:

O erro do tipo I verifica-se aquando da rejeição da H_0 , apesar da mesma ser verdadeira [22]. Este tipo de erro é representado pelo nível de significância, α , sendo essa a probabilidade de o erro acontecer [25].

Já o erro do tipo II é representado pelo valor de β , sendo que neste caso H_0 não representaria a realidade, contudo não foi rejeitada [22]. O valor complementar de β , ou seja, $1-\beta$, simboliza a potência do teste de hipóteses.

As 4 hipóteses possíveis de decisão sobre a rejeição da hipótese nula encontram-se na Tabela 4.

Tabela 4 – Resultados possíveis da decisão sobre a hipótese nula

		RESULTADO DO TESTE	
		H_0 rejeitada	H_0 não rejeitada
REALIDADE	H_0 = verdadeira	Erro tipo I (α)	Correto ($1-\alpha$)
	H_0 = falsa	Correto ($1-\beta$) (Potência do teste)	Erro tipo II (β)

Os estudos estatísticos podem ser resumidos a três categorias: testes de comparação, de regressão e correlação.

Tendo como referência uma ou várias amostras, existem dois tipos de testes que poderão ser realizados: testes paramétricos ou não paramétricos.

2.4.4. Testes Paramétricos

Os testes paramétricos revelam informação essencial à tomada de decisão quanto à rejeição, ou falha de rejeição, de H_0 [25]

De forma a ser possível a compreensão dos testes paramétricos, é necessário entender o que os diferencia dos testes não paramétricos. O que distingue as categorias é o facto de existirem, ou não, suposições impostas à amostra face à população. Neste contexto, os pressupostos assumidos tornam, normalmente, este tipo de testes mais desejáveis, pois possuem maior sensibilidade a relações entre variáveis.

Os testes paramétricos consideram que os dados seguem uma distribuição normal, geralmente apresentando uma disposição equivalente à distribuição de Gauss, o que significa que os dados se dispersam simetricamente perante o ponto médio, o que assegura a variância apropriada imposta para a aplicação deste tipo de testes.

A normalidade dos dados deve ser testada, sendo fundamental ter o conhecimento do comportamento estatístico dos mesmos neste sentido. Regra geral, se o tamanho da amostra for inferior a 30, esta deve ser testada. Na condição de este parâmetro ser superior a 30, poderá ser assumida a normalidade da distribuição dos dados, pelo teorema de limite central [27].

O teste mais utilizado para determinar se existe normalidade nos dados é o teste de Shapiro-Wilks [28]. Este segue a mesma estrutura de um teste de hipóteses [27], explicado nos subpontos anteriores, assumindo como hipótese nula a disposição de dados apresentar comportamento de normalidade.

Os dados devem também ser independentes entre si, não existindo qualquer tipo de relação entre os vários recolhidos. O conjunto de dados deve constituir uma amostra de tamanho suficiente para a projecção do estudo na população ser precisa, representando fielmente, dentro do intervalo de confiança, o total da mesma.

A última condição a ser verificada para aplicação de testes paramétricos é a inexistência de *outliers*.

Os *outliers* podem ser tratados de 3 formas principais: podem ser mantidos, alterados ou totalmente eliminados. As últimas duas são as mais utilizadas, sendo que estas assumem automaticamente que existe um erro na recolha dos dados. Uma forma de alterar dados considerados *outliers* sem mudar o seu valor é a atribuição de um peso menor [29].

Um dos testes paramétricos mais utilizados são os *t-tests*. Por definição, estes procuram distinguir se diferenças entre médias apresentam significância estatística, ou se existe a possibilidade de esta acontecer ao acaso [22]. Podem ser utilizados em dois grupos distintos, ou no mesmo grupo, em momentos temporais diferentes, ou seja, comparar o antes e o depois. Por norma, o emparelhamento das duas médias deve-se aos dois grupos de dados conterem um ou mais características semelhantes [25]. Nos casos descritos, estes testes são considerados *t-tests* emparelhados.

Os *t-tests* não emparelhados são muito semelhantes, porém, os seus grupos não apresentam relação lógica entre os dois a serem estudados.

A principal limitação dos *t-tests* é o número de grupos observados [22]. Para analisar mais do que dois grupos simultaneamente é utilizado outro tipo de teste paramétrico: ANOVA.

O *z-test* é um tipo de teste paramétrico bastante semelhante ao *t-test*. A diferença entre os dois encontra-se na utilização do desvio-padrão das amostras retiradas, por parte do último teste referido, enquanto no *z-test* é tratada a variância da população inteira. A única limitação é este tipo de teste não ser recomendado para tamanhos de amostra inferiores a 30 unidades [30]. Pode ser feita a observação de que o *z-test* é mais apropriado a tamanhos de amostra maiores, complementando o *t-test*, sendo este mais recomendado para tamanhos de amostra de menor dimensão.

2.4.5. ANOVA

ANOVA emerge como uma ferramenta importante dentro do estudo estatístico por método de comparação, aplicada em amostras independentes. Surge em colaboração com o teste de hipóteses, sendo que esta é uma técnica que procura a rejeição da hipótese nula, ou seja, tenta verificar a existência de uma relação de variabilidade não aleatória, perante a amostra retirada. Recorre, portanto, ao *p-value* para encontrar alguma significância estatística. Este método procura testar a equipolência entre médias de duas ou mais amostras [31]. Porém, a ANOVA procura ir mais além na compreensão estatística da amostra, tentando entender a diferença entre variâncias [32].

O *f-test*, criado por Ronald Fisher, é uma forma de definir a ANOVA, pois segue uma distribuição *f*, que avalia o rácio entre as variâncias [33]. A equação *X* que se segue define a mesma:

$$F = \frac{\text{Variância Entre grupos}}{\text{Variância Intergrupual}} = \frac{\sum_{i=1}^k n_i (\bar{Y}_i - \bar{Y}) / (k - 1)}{\sum_{ij=1}^n (Y_{ij} - \bar{Y}_i)^2 / (N - k)} \quad (5)$$

Onde \bar{Y} é a média geral, \bar{Y}_i é a média do grupo *i*, Y_{ij} é o valor número *j* do grupo *i*, n_i é o número de observações no grupo *i*, *N* é o contador de todos os valores observados, e *K* é o número de grupos no estudo [32].

Já a principal limitação desta ferramenta é esta não demonstra onde se encontra a diferença entre os grupos em análise. Consegue destacar se efetivamente há ou não, porém não revela detalhes de localização da diferença [22].

Para utilizar a ANOVA é necessário validar algumas condições. Estas são a normalidade na distribuição dos grupos da mostra, geral aos testes paramétricos, bem como o pressuposto de que as variâncias dos mesmos são homólogas. As condições referidas são encontradas no teste estatístico *student t-test* [32]. É assumido que existe homogeneidade de variâncias entre grupos, de forma a possibilitar a aplicação da ferramenta em questão, evitando assim o aumento de erros do tipo I. Outra condição não obrigatória, mas recomendada, é que o tamanho da amostra seja suficientemente significativa. Tamanhos de amostra pequenos podem conduzir a testes de insignificância estatística [31].

Para além do *p-value*, referido no capítulo dos testes de hipótese, é considerado também o efeito do tamanho, η^2 . Este parâmetro descreve quão diferentes são as médias. Quanto maior for o seu valor, maior é a diferença entre as médias em estudo. Na Tabela 5 estão descritas as 4 hipóteses principais aquando da conjugação do *p-value* com o η^2 .

Tabela 5 - Conjugação dos p-value com o efeito de tamanho, dentro da ANOVA

		η^2	
		Baixo	Alto
p-value	Baixo	Rejeita-se H_0 . A diferença entre médias é pequena	Rejeita-se H_0 . A diferença entre médias é grande
	Alto	Não se rejeita H_0 . A diferença entre médias é pequena	Não se rejeita H_0 . A diferença entre médias é grande

Esta pode ser realizada com uma ou duas variáveis independentes, e com um ou vários níveis. Pode também sofrer um fenómeno denominado “replicação”, em que o mesmo teste é realizado em amostras diferentes, sendo avaliados vários aspetos simultaneamente [34].

Uma forma de diferenciar os tipos de ANOVA, com ou sem replicação, encontra-se no número de grupos e da quantidade de testes realizada em cada um dos testes. Por exemplo, avaliar um grupo em duas variáveis distintas, trata-se de uma ANOVA dupla sem replicação. Se forem avaliados dois grupos nas mesmas variáveis, já se pode considerar uma ANOVA dupla com replicação.

Como ponto de partida, é feita uma análise à ANOVA simples, sendo que nesta apenas é analisada uma variável independente. Esta variante da ferramenta em questão é denominada na comunidade científica como *One-way* ANOVA. O objetivo desta é detetar diferenças nas médias de 3 ou mais grupos [32]. Como referido no subcapítulo dedicado ao teste de hipóteses, é sabido que α é o nível de significância do teste, sendo $1-\alpha$ a probabilidade de aceitar H_0 quando esta é realmente verdadeira. No caso do estudo de 3 ou mais grupos, basta a comparação de médias entre 2 do total dos grupos verificar que efetivamente existe diferença, a H_1 é aceite. A probabilidade de rejeição de H_0 é maior. A equação que define esta conclusão é: $1 - (1 - \alpha)^n$. O n define o número de grupos a serem considerados. Este fenómeno é designado como inflação do nível de significância [32].

A *two-way* ANOVA é uma variante deste método, considerando duas variáveis independentes, obtendo assim o seu nome. Esta considera o efeito das duas variáveis, bem como a interação entre as mesmas [35]. São, por isso, consideradas hipóteses de efeito para as variáveis, assim como uma hipótese de interação entre as duas [33]. A Tabela 6 explicita a colocação das hipóteses nulas e alternativas.

Tabela 6 - Teste de Hipóteses na Two-Way ANOVA convencional

Variável em consideração	Hipótese Nula (H_0)	Hipótese Alternativa (H_1)
A	A variável A não provoca efeito no resultado obtido	A variável A provoca efeito no resultado obtido
B	A variável B não provoca efeito no resultado obtido	A variável B provoca efeito no resultado obtido
A+B (Interação entre as duas)	Não existe efeito de interação entre as variáveis A e B	Existe efeito de interação entre as variáveis A e B

O processo é o mesmo utilizado para o método *One-Way*, calculando o *p-value*, seguindo de uma conclusão face à comparação do mesmo com o α .

Outra derivação da ferramenta desenvolvida por Ronald Fisher inicialmente é a ANCOVA (*Analysis of Covariance*). Esta adiciona o resultado da *baseline* ao teste estatístico, sendo esta ferramenta mais apropriada quando é testada a *baseline*, o antes, em comparação com o resultado, o depois. Para esta situação, ANCOVA é mais recomendada relativamente ao *t-test* [26].

2.4.6. Testes Post hoc

Testes estatísticos como a ANOVA permitem obter a informação acerca da relação entre um ou mais parâmetros de dois grupos de amostras. Ou seja, revelam se existe diferença com significância estatística. Porém, não revelam onde existe essa diferença. É neste contexto que surgem os testes *post hoc* [36]. Como o nome sugere, são aplicados após ter sido obtida uma conclusão relativamente ao teste de hipóteses em questão. Apenas faz sentido aplicar estes testes quando se rejeita a hipótese nula, ou seja, quando é concluído haver relação entre grupos[37].

Existe uma ampla gama de testes *post hoc*. Alguns procuram o controlo do erro do tipo I, mencionado no subcapítulo dos testes de hipótese. Relembrando, este erro acontece quando se rejeita H_0 sem, na verdade, haver significância que o justifique. Exemplos desta categoria são os testes de Bonferroni, Dunn-Sidák e Tukey, sendo o último o modelo mais conservador [38].

O método de Bonferroni segue a equação 6:

$$\alpha_B = 1 - (1 - \alpha)^n \quad (6)$$

Onde α_B é o parâmetro calculado pelo teste e revela a inflação da probabilidade de um erro do tipo I [36].

Outro método importante nesta categoria é o de Fisher. Este processo é o mais antigo. Não é largamente utilizado devido à sua limitação de aplicação, onde este só se aplica na comparação de 3 grupos [37].

Quanto a métodos que avaliam hipóteses mais complexas, ou seja, comparar mais do que duas médias simultaneamente, existem algumas opções. O teste *post hoc* mais conservativo e, de certa forma, mais flexível neste contexto, é o teste de Scheffe [36]. Conservativo devido ao valor de erro do tipo I manter-se sempre limitado superiormente por α [37]. Este engloba o valor de *f* calculado na ANOVA, com significância estatística, comparando-o a um valor de *f* crítico, para $k-1$, sendo k o número de grupos. A fórmula mais simples do método de Scheffe segue a equação 7, onde \bar{x}_i significa a média do grupo i , *MSW* significa mean square within, ou seja, variância populacional, e n_i representa o número de observações em cada grupo i [37].

$$F = \frac{(\bar{x}_1 - \bar{x}_2)^2}{MS_w \left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2} \right)} \quad (7)$$

Outros autores defendem a utilização de coeficientes para validação da hipótese nula. Neste sentido, é especulado que $H_0: \sum C_k \mu_k = 0$, onde o fator nulo é o $\sum C_k$. C_k representa o coeficiente atribuído à média do grupo k . Tendo em atenção os coeficientes mencionados, o teste F é representado na equação 8 [36]:

$$F = \frac{(\sum C_k x_k)^2}{MS_w * \sum \left(\frac{C_k^2}{n_k} \right)} \quad (8)$$

2.4.7. Testes Não Paramétricos

Como referido no subcapítulo de testes paramétricos, esta categoria encontra-se limitada pelo tipo de distribuição dos dados recolhidos. Ao contrário, os testes não-paramétricos beneficiam de poderem ser aplicados a qualquer tipo de distribuição que os dados possam apresentar. Os testes não-paramétricos procuram entender o comportamento e distribuição dos dados, sem haver o limite de terem de cumprir requisitos impostos pelos parâmetros [39].

Porém, os testes não-paramétricos apresentam menos precisão estatística dos que os testes paramétricos, no caso poder ser assumida uma distribuição normal, como é o exemplo da comparação entre o teste de Mann-Whitney e o t -test [26]. É, portanto, recomendada a utilização do tipo paramétrico sempre que possível.

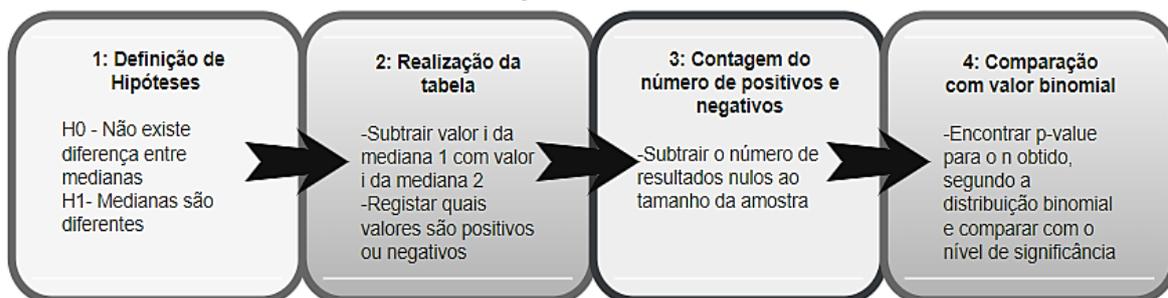
A equivalência entre os vários testes paramétricos e não paramétricos encontra-se na Tabela 7. Apenas são apresentados alguns exemplos a serem abordados, sendo que existem mais comparações que poderiam ser realizadas.

Tabela 7 - Testes Paramétricos e os seus equivalentes não-paramétricos

Testes Paramétricos	Testes Não-Paramétricos
t -test de amostras independentes	Mann-Whitney U test
t -test de amostras emparelhadas	Wilcoxon Sign-Rank
One-Way ANOVA	Kruskal-Wallis

Para entender o método Wilcoxon *Sign-Rank*, equivalente ao t -test emparelhado, é necessário entender o teste de sinal. Este testa a diferença entre medianas de variáveis aleatórias, visto que este parâmetro se aproxima da média no caso de tamanho de amostra reduzido. O procedimento para aplicação deste método encontra-se na Tabela 8.

Tabela 8 – Fases do método de Wilcoxon Sign-Rank



O método de Wilcoxon Sign-Rank complementa a ferramenta anterior, sendo que este, ordena a diferença entre medianas com base no seu desvio absoluto [39]. Desta forma, é dada mais importância aos valores mais distantes do crítico. É importante referir que valores iguais sofrem o cálculo da média da posição anterior e posterior, ficando os dois ou mais valores com o ponto intermédio da posição [30]. Proceda-se com a soma dos valores críticos e positivos, destacando-se o valor de menor dimensão. De seguida, recorre-se às tabelas do teste específico, comparando os valores tendo em atenção o tamanho da amostra n e o nível de significância α . Finalmente, comparam-se os dois valores e toma-se a decisão quanto à rejeição de H_0 .

Um próximo passo em complexidade pode ser encontrado no método do teste U de Mann-Whitney. Como descrito na Tabela 7, este é o teste não paramétrico equivalente ao t -test de amostras independentes. Difere, portanto, do teste de Wilcoxon, visto que este utiliza amostras emparelhadas [30].

O teste de Mann-Whitney propõe o uso da soma de *rankings* de duas amostras [30]. A soma dos rankings é descrita, por ordem crescente, sobre a amostra i , pela variável T_i . Para dados com valores iguais, recorre-se ao número médio do número exatamente antes e depois. A respetiva explicação descritiva encontra-se na Tabela 9.

Tabela 9 - Soma de rankings segundo o teste de Mann-Whitney

Valor	Ranking
16	4
13	$(2+3)/2=2.5$
13	$(2+3)/2=2.5$
10	1

Dentro dos testes de Mann-Whitney existem dois tipos de teste: Rank-Sum, e Mann-Whitney-Wilcoxon. O primeiro recorre ao cálculo de T baseado no ranking dos dados, seguido do cálculo do p -value para comparação com o nível de significância definido. O segundo acontece na obtenção de um valor U, o qual utilizará a soma do ranking dos dados da amostra 1, assim como o tamanho de ambas as amostras [39]. A equação 9 descreve o seu cálculo:

$$U = n_1 n_2 + \frac{n_2(n_2 + 1)}{2} - R_2 \quad (9)$$

Onde n_1 e n_2 dizem respeito aos tamanhos de amostra dos conjuntos um e dois, e R_2 significa a soma dos rankings da segunda amostra. Realiza-se este cálculo para ambas as amostras, sendo que é destacado o menor valor de U obtido. Para finalizar, é comparado este valor com o valor tabelado para o teste em questão, tendo em conta o nível de significância definido [39].

Baseado no Mann-Whitney U test, surge o teste de Kruskal-Wallis, equivalente não paramétrico do teste *One-Way* ANOVA. Este mantém todos os pressupostos de ordenação anteriormente descritos [40]. Tem como objetivo testar se uma amostra apresenta maior poder numa variável a estudar.

2.4.8. Chi-Square

Chi-square é um tipo de teste de hipóteses não paramétrico. Neste são avaliadas variáveis categóricas. É utilizado primariamente para duas aplicações principais: testar a adequabilidade da amostra face à população, denominados na comunidade científica como testes de *goodness-of-fit*; testar a independência entre duas variáveis. Existe, também, uma terceira variante dos testes *chi-square*: testes de homogeneidade [41].

A fórmula geral deste tipo de testes encontra-se na equação 10, onde x^2 representa a estatística do teste, O representa a frequência observada, e E é a frequência teórica esperada.

$$x^2 = \sum \frac{(O-E)^2}{E} \quad (10)$$

2.5. Design of Experiments (DOE)

O DOE (*Design of Experiments*) recorre ao planeamento, execução, coleção de dados e posterior tratamento e análise dos mesmos, lidando com variáveis tanto independentes como dependentes [42]. Esta metodologia é baseada no conhecimento estatístico de ferramentas, tais como: ANOVA, *t-tests*, entre outros [43]. Para o correto funcionamento deste tipo de ferramenta estatística, é recomendada uma análise prévia de forma a fazer à distinção dos fatores que fazem diferença, dos irrelevantes. Isto enquadra-se perfeitamente na metodologia DMAIC, explicada em subpontos anteriores, onde, previamente à implementação de DOE na fase *improve*, é realizada uma análise estatística aos dados recolhidos na fase anterior, a *analyse*.

Historicamente, sendo que esta metodologia não passa de um processo de planeamento e tratamento de experiências, não é conhecido o início do desenvolvimento e implementação desta ferramenta. É, portanto, baseada no conceito de experiência, que em si se pode definir como a alteração de parâmetros para promover a descoberta de nova informação. As suas bases foram construídas por Ronald Fisher durante as décadas de 1920 e 1930, e tiveram um desenvolvimento significativo após o final da segunda guerra mundial [44].

Mais tarde, vários autores contribuíram para o desenvolvimento de DOE, tendo uma breve descrição para cada na Tabela 10.

Tabela 10 – Alguns autores de DOE

Autor	Contribuição
Ronald Fisher	Introdução de princípios estatísticos em experiências nas áreas de agricultura e ciência testada em animais; <i>Designs Fatoriais</i> ; [44]
George Box	Introdução da RSM (<i>Response Surface Methodology</i>) e conceito de robustez de matrizes; Evolução de experiências sequenciais; [45]
R.L.Plackett e J.P.Burman	Utilização de matrizes ortogonais como ferramenta de triagem, sendo que possibilitam previsões não enviesadas com um número de tentativas reduzidas; [46]
Genichi Taguchi	Introdução de um novo <i>design</i> de matrizes ortogonais, tendo por objetivo a redução do número de testes; Cálculo do índice S/N (<i>Signal-to-Noise Ratio</i>); Evolução do conceito de <i>designs</i> robustos; [47]

DOE é uma metodologia que pode ser aplicada em diversas áreas, uma vez que o seu processo de passos metódicos se demonstra extremamente eficaz, apesar de ser um processo demorado [48]. A Figura 10 ilustra algumas dessas áreas.



Figura 10 - Áreas de estudo de DOE [42]

A complexidade de um DOE é determinado pelo seu tipo, bem como a quantidade de fatores (variáveis a estudar) e a quantidade de níveis em cada um desses fatores. Os níveis significam os pontos extremos da amplitude planeada, usualmente ordenados de forma crescente, para o estudo em questão. Quanto maior for esta amplitude, mais fácil será identificar o efeito de um dos fatores ou interação de fatores [43].

A aplicação de qualquer iteração de DOE deve ser seguida de alguma ferramenta de aprovação estatística, de forma a confirmar conclusões retiradas na fase experimental. Uma das mais utilizadas é a ANOVA. Esta, para ser aplicada, deve verificar a normalidade de dados, porém, existem casos onde tal não é verificado. De forma a contornar este obstáculo recorrem-se a transformações, tais como a logarítmica [43].

Os passos do desenvolvimento e aplicação de um DOE, podendo ter pequenas variações dependendo do autor, seguem na Figura 11.



Figura 11 - Passos da aplicação de um DOE

Em DOE existem dois conceitos-chave, sendo estes a randomização e a replicação. O primeiro é o oposto ao acontecimento de realizar testes com alguma ordem lógica, ou seja, estes são realizados aleatoriamente, de forma a evitar enviesamentos. Replicação pode ser explicada como a repetição das mesmas condições em dois testes diferentes, dando consistência à informação recolhida nas tentativas equivalentes [46]. Associado a estes dois conceitos, surge um outro complementar, denominado como *blocking*, bloquear em português. Este aborda a impermeabilização da experiência a fatores externos que possam afetar o processo. Uma regra de ouro é: bloquear tudo o que for possível, e randomizar todo o resto [43].

Pode ser feita a distinção entre dois tipos de experiências: comparativas e de *screening* (triagem). A primeira é a iteração mais simples, comparando alternativas através de ferramentas estatísticas para encontrar a melhor alternativa. A segunda procura entender quais os fatores influenciam mais ou menos o processo, ou seja, os que têm mais ou menos importância [43]. Exemplos de experiências comparativas surgem em designs randomizados que recorrem a *blocking*, sendo que estes procuram estudar especialmente um fator, tendo sempre em consideração outros que possam afetar o processo. Já o tipo de experiências *full* ou *fractional factorial* são exemplos de experiências de triagem, e serão abordados em subpontos seguintes. A última explicação neste subponto surge nos tipos de fatores, *inputs* e *outputs* em DOE.

Inputs serão os dados que o processo recebe, sendo estes controláveis ou não. Podem ser considerados fatores normais, ou seja, variáveis com efeitos diretos e interessantes para o estudo, ou podem ser fatores de ruído, variáveis que afetam o processo, mas não estão sobre o controlo do utilizador [43]. O último tipo de fatores é indesejado, mas deve ser igualmente considerado, sendo que a robustez da experiência revela a sensibilidade do processo a este tipo de fatores [49], algo que é abordado em subpontos posteriores a este.

Outputs são o resultado do processo, dos *inputs*, e dos efeitos entre todas as variáveis abordadas. Tanto os *outputs* como *inputs* devem ser mensuráveis, sendo que o primeiro é apenas isso e nada mais.

O modelo clássico de DOE utiliza a equação 11 como pressuposto, sendo que assume que todas as respostas medidas possuem um valor de erro associado. y_m é a resposta medida, y_t é a resposta teórica e ε é o termo referente ao valor assumido [50].

$$y_m(x) = y_t(x) + \varepsilon \quad (11)$$

2.5.1. OFAT

OFAT (*One-Factor-At-a-Time*) é a iteração mais simples da metodologia DOE, uma vez que, como o nome sugere, apenas é alterado um fator de cada vez [51].

Para um número reduzido de fatores, OFAT é interessante. Porém, quando o número de fatores aumenta, torna-se muito trabalhoso e, com outras técnicas, irrelevante. Isto acontece devido ao OFAT necessitar de replicações para conseguir obter o mesmo poder estatístico que outras variações de DOE [42].

Para o mesmo número de fatores, OFAT apresenta um número maior de experiências que DOE fatoriais. A Figura 12 demonstra esse fenômeno. Na representação da esquerda encontra-se o método fatorial para os fatores A e B, e à direita encontram-se os mesmos fatores dispostos num OFAT. A versão fatorial exige quatro tentativas, enquanto a OFAT exige seis, ilustradas pelos pontos. Isto demonstra o argumento explicado neste parágrafo.

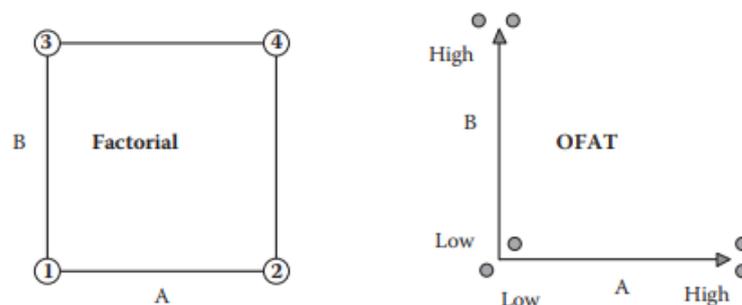


Figura 12 - Comparação de fatorial vs OFAT [43]

Tendo em consideração a explicação dada neste subponto, podem-se destacar algumas vantagens em utilizar outros métodos de DOE, como os fatoriais, face ao OFAT[51]:

- Identificação de efeitos relativos à interação entre fatores;
- Utilização de menos tempo e recursos para a mesma quantidade de informação;
- Maior precisão na avaliação de efeitos de cada fator;
- Redução de variabilidade, devido à utilização de todas as observações para cada um dos efeitos;

2.5.2. Experiências Fatoriais Completas

As experiências fatoriais completas utilizam a totalidade dos fatores e dos seus respetivos níveis. Como tal, são abordadas todas os efeitos e interações possíveis entre fatores, sendo que as interações tendem a ser o catalisador de otimização de melhoria nos processos [52]. A expressão utilizada para calcular o número de testes, N, em experiências fatoriais completas segue na equação 12 [42]:

$$N = L^k \quad (12)$$

Onde L é o número de níveis do teste, e k o número de fatores.

Como é possível analisar na equação 12, o número de testes cresce rapidamente com o crescimento do número de níveis e do número de fatores, pelo que este tipo de DOE costuma ser preferível para testes com dois ou três níveis [42].

Nos testes com dois níveis, é recomendada uma codificação com sinais positivos e negativos. No seguinte exemplo, Tabela 11, tendo em conta os *outputs* Y_1 e Y_2 e os fatores A, B e C com dois níveis, é apresentada, com valores meramente representativos, uma típica tabela para um DOE de dois níveis codificados.

Tabela 11 - Fatorial Completo de Dois Níveis [43]

Índice	Tentativa	A	B	C	Y_1	Y_2
1	8	-	-	-	74	3.1
2	1	+	-	-	75	3.5
3	2	-	+	-	71	1.6
4	4	+	+	-	80	1.2
5	3	-	-	+	81	0.7
6	5	+	-	+	77	0.7
7	7	-	+	+	42	0.5
8	6	+	+	+	32	0.3

2.5.3. Experiências Fatoriais Fracionais

A derivação das experiências fatoriais em que não são utilizados todos os testes denominam-se experiências fatoriais fracionais. Estas consideram-se bem executadas quando contêm uma fração de um *full factorial*, acompanhado de uma tentativa complementar com a média geral dos fatores avaliados [43].

Uma vez que as experiências fatoriais fracionais de dois níveis são as mais populares na comunidade científica [53], são o tipo mais aprofundado neste projeto.

Um conceito pertinente para efetuar o estudo de *fractional factorials* é o conceito de *blocking*. Este pode ser resumido como a junção de dados semelhantes em blocos, com o objetivo de reduzir o ruído e permitir testes eficazes [43]. Este conceito é mais aplicado quando a amostra demonstra falta de homogeneidade [53].

Para calcular o número de tentativas a efetuar num teste fatorial fracional, neste caso tendo dois níveis por fator, recorre-se à seguinte equação 13, onde N é o número de tentativas, n o número de fatores e k um valor definido pela fração parcial pretendida [54]:

$$N = 2^{n-k} \quad (13)$$

Um dos conceitos mais associados às experiências fatoriais fracionais é o conceito de resolução. Este é um procedimento base de DOE, sendo que o seu índice mede a maior ou menor possibilidade de ocorrer distorção de efeitos. Quanto menor for a resolução, mais provável é acontecer a distorção referida [43]. Esta pode ser observada, numa experiência devidamente codificada, quando fatores apresentam exatamente a mesma sequência de sinais que efeitos entre fatores apresentam. Para calcular a resolução apropriada, soma-se um valor ao número de fatores.

Como tal, para fatores de dois níveis, existem três resoluções pré-definidas, sendo que o seu índice aparece no valor de n , na equação anterior, presentes na tabela:

Tabela 12 - Resoluções de experiências fatoriais fracionais com fatores de dois níveis

Índice	Descrição
III	Permite estimar os efeitos principais, porém as conclusões retiradas são duvidosas, devido a não haver informação se as mesmas apresentam resultados distorcidos.
IV	Permite a distinção clara da interação entre dois fatores.
V	Permite a distinção clara da interação entre três fatores.

2.5.4. Método de Taguchi

Um conceito importante para o estudo de DOE são as matrizes ortogonais. A sua concepção resultou do trabalho de diversos autores ao longo da história, tais como Bush (1952) e Rao (1946-1949) [49]. Este tipo de matrizes pode ser definido como [55]: “Matrizes de experiências multifatoriais onde as colunas correspondem aos fatores, as entradas nas colunas correspondem aos níveis de teste dos mesmos, e as linhas correspondem às execuções do teste”.

Matrizes ortogonais surgem como complemento ao estudo de experiências fatoriais fracionais. Exigem previamente a identificação de variáveis. Os fatores identificados formam uma matriz dita balanceada, uma vez que estes fatores são considerados de forma equitativa [49].

Este conceito surge associado a um dos pioneiros de DOE, Genichi Taguchi, sendo que o seu trabalho é explicado no seguinte subponto. A Figura 13 apresenta um exemplo de matriz ortogonal, com o devido complemento introduzido pelo autor.

Genichi Taguchi apresenta à comunidade científica uma nova forma de abordar o planeamento de experiências, ficando esta conhecida como método de Taguchi, Figura 13. Pertencendo à classificação de experiências fatoriais fracionais, uma vez que aborda parcialmente um universo de testes possíveis para os respetivos fatores e níveis. O método permite uma mudança de perspetiva na interpretação dos fatores. Tendo como um dos dois objetivos reduzir o número de tentativas, este utiliza uma versão especial de matriz ortogonal [47]. este novo *design*, as experiências realizadas ficam menos sensíveis a “ruído” do processo do que experiências fatoriais completas, sendo este o outro objetivo do método de Taguchi [56].

Trial	Variable parameters				Signal to noise ratio	
	Composition	T (K)	MC (wt%)	SFR	η	NCDE
1	100/0	1000	0	1.1	34.57	-26.03
2	100/0	1100	10	1.4	34.12	-25.83
3	100/0	1200	20	1.7	33.80	-25.55
4	100/0	1300	30	2.0	33.58	-25.29
5	90/10	1000	10	1.7	33.80	-27.22
6	90/10	1100	0	2.0	32.59	-27.09
7	90/10	1200	30	1.1	36.46	-21.88
8	90/10	1300	20	1.4	35.19	-22.27
9	70/30	1000	20	2.0	34.74	-26.04
10	70/30	1100	30	1.7	35.94	-23.32
11	70/30	1200	0	1.4	35.16	-21.36
12	70/30	1300	10	1.1	36.40	-16.97
13	50/50	1000	30	1.4	37.22	-20.90
14	50/50	1100	20	1.1	37.38	-15.35
15	50/50	1200	10	2.0	35.07	-21.73
16	50/50	1300	0	1.7	35.19	-19.59

Figura 13 - Exemplo de Matriz Ortogonal com rácio SN [56]

Tendo em consideração a definição de fatores normais e de ruído apresentados no subponto anterior, o método de Taguchi procura conferir robustez ao DOE através do controlo dos *inputs* e examinando o seu efeito nos *outputs* [57]. Este método inicia, portanto, nos fatores de controlo.

Genichi Taguchi sugere que qualidade é medida entre o valor esperado de um produto e o seu valor real. Com isto, é introduzida uma nova função quadrática sobre a perda de qualidade [58]. Esta encontra-se graficamente disposta na Figura 14.

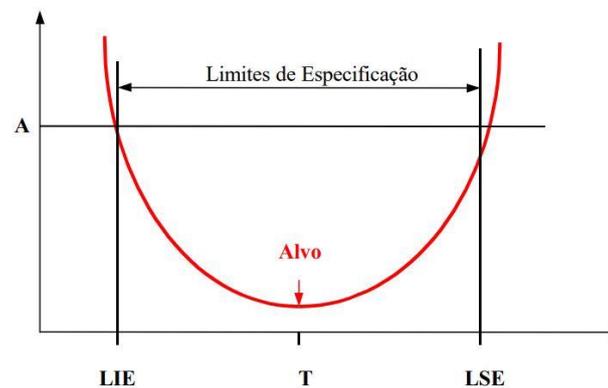


Figura 14 - Representação da função-perda de Taguchi [58]

Os parâmetros presentes na Figura 14 são referentes à equação X:

$$L = k(y - T)^2 \quad (14)$$

Onde L significa o valor da perda consequente do efeito, k representa o coeficiente de perda que deve ser aplicado, y o valor real observado e T o valor-alvo esperado.

Uma vez obtido o L, o valor da função de perda, são obtidos três tipos de quocientes SN, *signal-to-noise ratio*. Este é o indicador que varia com a iteração a ser aplicada. A tabela X apresenta as três soluções [47]. Nesta μ representa uma média, σ o desvio-padrão, Y_i a medida retirada na tentativa i e n o número de tentativas efetuadas.

Tabela 13 - Iterações da função SN [47]

Iteração	Equação
Quanto maior, melhor	$\frac{s}{N} = -10 \log \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{Y_i^2} \right)$ <p style="text-align: right;">(15)</p>
Quanto menor, melhor	$\frac{s}{N} = -10 \log \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i^2 \right)$ <p style="text-align: right;">(16)</p>
Quanto mais próximo do valor nominal, melhor	$\frac{s}{N} = 10 \log \left(\frac{\mu^2}{\sigma^2} \right)$ <p style="text-align: right;">(17)</p>

Tendo obtido o quociente SN, o resto do processo é equivalente ao descrito no subponto introdutório de DOE.

No entanto, surgem três argumentos principais, na comunidade científica, que criticam a utilização do Método de Taguchi [49]:

- Os rácios SN não revelam exatamente como os fatores de controlo afetam a resposta da tentativa;
- Interações entre fatores, algo de elevada importância, não são, maioritariamente, considerados na aplicação deste método;
- Não é possível entender o comportamento dos fatores de ruído, apesar de identificado, e as suas interações com fatores de controlo;

No entanto, George Box introduz um método mais robusto e prático do que o método de Taguchi. Este método de experiências é denominado *split-plot*, abordado no subponto que segue.

2.5.5. RSM e Split-Plot

RSM (Response Surface Methodology) teve como pioneiros Box e Wilson, devido aos seus trabalhos publicados por volta do ano 1951. Estes forneceram as bases para esta metodologia. Mais tarde, autores como Jerome Myers evoluíram a metodologia entre as décadas de 1970 e 1990, fazendo com que os conceitos subjacentes à metodologia RSM fossem mais acessíveis à comunidade científica e industrial [59].

Esta metodologia pode ser definida como o conjunto de técnicas aplicadas a informação numérica, sendo apresentadas numa superfície que demonstra todas as combinações possíveis, bem como a solução ótima, caso esta exista. Trata-se de um tipo de modelos de otimização, diferentes dos previamente descritos, que seriam enquadrados na categoria de triagem. Pode ser apresentada com um modelo linear ou quadrático, sendo preferível uma solução linear, uma vez que é mais

acessível para o utilizador. Ambas podem gerar regiões não entendidas, nomeadas como residuais, conceito já abordado nesta revisão bibliográfica, porém, num contexto diferente [44].

No seguimento do subponto anterior, referente ao Método de Taguchi, RSM consegue abordar os mesmos problemas, sendo estes os problemas de *design* robusto [59].

Numa abordagem dividida em duas fases, Vining e Myers procuraram desenvolver uma solução melhor para este tipo de desafio. Numa primeira fase, os autores assumem que os fatores de controlo sofrem replicação, combinando com a técnica desenvolvida por Myers e Carter décadas antes, para resolver problemas associados ao fenómeno de replicação. Na segunda fase, é feita a combinação de fatores de ruído e de controlo num único *design*. Como resultado, surge uma equação 18 que permite a representação gráfica em duas dimensões [59].

$$y(x, y) = \beta_0 + xt \beta + xtBx + yt \gamma + xt \Delta y + \varepsilon \quad (18)$$

Onde xt representa o conjunto de fatores de controlo, regulado pelo vetor β que contém a regressão deste tipo de fatores, e yt o conjunto de fatores de ruído, tendo o vetor γ o mesmo efeito que β , estando a diferença apenas no tipo de fatores. Já B representa a matriz resultante dos fatores de controlo, sendo que a sua diagonal revela detalhes sobre as interações entre os mesmos. Finalmente, ε representa o valor residual associado à equação [59].

Para complementar o estudo, é necessário entender a utilização de *center points*. Estes procuram fornecer uma medida de estabilidade e variabilidade, bem como facilitar a verificação de curvaturas. Devem iniciar ou finalizar as tentativas, bem como estes não devem ser aleatórios, devem fornecer mais controlo ao utilizador.

Para melhor compreensão de RSM, é apresentado um caso de estudo que aborda a otimização da extração de celulose do talo de bananeira [60]. São introduzidos três fatores de três níveis, com a respetiva codificação, como representado na Figura 15.

De seguida, são apresentadas as tentativas, com as respetivas respostas medidas, tendo em atenção os *center points* assumidos, Figura 16.

Parameters	Relation of code and original variables		
	-1	0	1
Concentration of NaOH, C_A (%)	1	2	3
Concentration of H_2O_2 , C_P (%)	13	15	17
Microwave radiation time, t (min)	10	20	30

Figura 15 - Fatores introduzidos no *Case study* [60]

No. of experiments	X ₁	X ₂	X ₃	C _A (%)	t (mins)	C _P (%)	Y _C (%)	Y _H (%)	Y _L (%)
1	-1	-1	-1	1	10	13	74.91	25.05	3.14
2	1	-1	-1	3	10	13	75.65	24.35	2.63
3	-1	1	-1	1	30	13	76.99	23.05	2.53
4	1	1	-1	3	30	13	79.16	20.85	2.46
5	-1	-1	1	1	10	17	78.15	21.84	2.52
6	1	-1	1	3	10	17	78.45	21.58	2.42
7	-1	1	1	1	30	17	77.42	22.56	3.35
8	1	1	1	3	30	17	79.43	20.52	3.53
9	-α	0	0	0.32	20	15	76.54	23.45	3.15
10	+α	0	0	3.68	20	15	79.02	20.99	2.85
11	0	-α	0	2	3.20	15	77.75	22.24	1.94
12	0	+α	0	2	36.80	15	80.21	19.82	2.42
13	0	0	-α	2	20	11.64	75.86	24.1	2.92
14	0	0	+α	2	20	18.36	78.99	21.03	3.35
C1	0	0	0	2	20	15	82.15	17.89	2.16
C2	0	0	0	2	20	15	81.17	18.86	2.19
C3	0	0	0	2	20	15	82.21	17.81	2.16
C4	0	0	0	2	20	15	82.17	17.84	2.23

Figura 16 - Tentativas e respostas mensuráveis no *Case Study* [60]

Com base na Figura 16, são realizadas representações gráficas para todas as respostas, sendo aplicado o método RSM em cada uma. Para efeitos de revisão bibliográfica, é apenas apresentada uma das representações realizadas no *case study*, Figura 17.

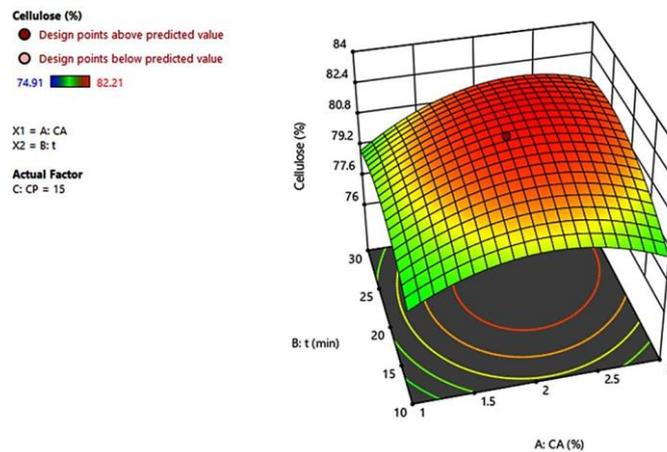


Figura 17 - RSM aplicada a uma das respostas do *Case Study* [60]

Experiências *split-plot* nasceram dentro do contexto agrícola na década de 1930, onde o cerne do método surgiu na divisão de parcelas de terreno [61]. Sendo este um método antigo, este sofreu um renascimento nos últimos 20 anos [62].

Para a aplicação industrial que este tipo de experiências pode ter, é importante definir a diferença entre os dois tipos de fatores. HTC (*hard-to-change*), também chamados *whole-plot*, são os fatores onde existe maior dificuldade em controlar a sua variação e randomização. ETC (*easy-to-change*) são parâmetros onde o utilizador consegue ter maior controlo, dando estes o nome ao modelo, *split-plot*. A mesma proporção para custo de experiências também é aplicável [61].

Previamente, *designs split-plots* eram mais utilizados na presença de variáveis categóricas, sendo que atualmente estes têm aplicações mais variadas, frutos de modelos de otimização e algoritmos [62]. Todas as ferramentas, além do conceito-base da metodologia, tornam os *designs split-plots* mais robustos do que metodologias como o método de Taguchi, explorado anteriormente, apresentando-se assim como o modelo preferível quando robustez é procurada.

Existe ainda uma derivação dos *designs split-plots*, denominados como incompletos. Estes surgem quando o modelo inicial não consegue ser aplicado devido às restrições do universo em estudo. Esta solução foi desenhada por Robinson (1967) [63].

2.5.6. Caminhos Futuros

Os métodos apresentados neste trabalho datam maioritariamente a séculos passados, sendo que muitos deles são ainda aplicados nos dias de hoje em vários artigos.

Com o desenvolvimento da tecnologia, e tendo em consideração o aumento da importância da otimização de parâmetros e processos, a metodologia Design of Experiments encontra-se associada a novas formas de melhoria, destacando-se o seu uso em simulações. O uso dos dois conceitos ao mesmo tempo permite na mesma um modelo de previsão viável, sendo que os custos e tempo dos testes é reduzido substancialmente. É também a melhor alternativa quando testes analíticos não podem ser realizados [64]. Outra vantagem associada ao DOE em simulações é o facto de não haver necessidade de replicar ou até mesmo colocar os testes em ordem aleatória, tornando o processo de experimentação mais acessível e rápido [64].

Outro subtópico que está em desenvolvimento nos dias de hoje é o ODOE (Optimal Design of Experiments). Encontra-se essencialmente na investigação relacionada à engenharia química. Este é associado ao conceito de incerteza, presente em todas as experiências planeadas. Neste contexto surgem duas técnicas que garantem a otimização de um DOE aquando da incerteza referida, sendo estes: programação estocástica e otimização robusta, sendo que a diferença entre as duas surge na replicação dos testes. Estas técnicas procuram reduzir o tempo e recursos gastos com experiências mal planeadas, onde o grau de incerteza dos parâmetros invalida os testes realizados [65].

Dentro do contexto de otimização robusta, neste trabalho são mencionados anteriormente os *designs split-plots*. Face à nova fase de desenvolvimento deste método, este encontra-se associado a modelos de otimização, assim como algoritmos programados. Autores como Trinca e Gilmour (2001), Jones e Goos (2012) são responsáveis por alguns destes algoritmos atuais, trazendo novas formas de abordar as experiências, recorrendo a rácios, ferramentas ou utilizando outras metodologias para esse efeito [62].

Nos últimos anos foram desenvolvidos *softwares* como JMP e Design Expert, construídos informaticamente para auxiliar o utilizador que pretende executar DOE. Estes podem facilitar a demonstração de resultados, ou até demonstrar ao utilizador, uma vez colocados os fatores em estudo, quais as tentativas que este deve executar.

Tendo em consideração os parágrafos anteriores, é possível concluir que técnicas de otimização, programação e desenvolvimento matemático, recorrendo a algoritmos, domina o futuro do desenvolvimento de experiências planeadas. DOE assim torna-se mais fácil e acessível de ser aplicado. Com a ajuda dos *softwares* referidos, o utilizador praticamente só precisa de definir os fatores em estudo e executá-los, poupando tempo com o seu planeamento, assim como também evita erros por falta de conhecimento dos métodos. Pode ser feita a previsão de que o crescimento de experiências planeadas irá confirmar a tendência da última década, sendo que será cada vez mais aplicado em contexto industrial.

2.6. Controlo Estatístico do Processo

O controlo estatístico do processo através de cartas de controlo foi desenvolvido por Walter Shewart [66]. Associado ao conceito de qualidade o conceito de melhoria apoiada em ferramentas estatísticas tornou-se cada vez mais relevante em contextos industriais e académicos [67].

Este subponto descreve todos os seus elementos do controlo específico do processo.

2.6.1. Qualidade na produção, Causas comuns e especiais

A qualidade de um processo é diretamente dependente da satisfação do cliente e cumprimento das suas expectativas [68]. Isto após a avaliação de um produto resultante de um processo, sendo que é neste que se encontra a chave para o controlo da qualidade.

Como tal, existem dois tipos de causas que podem fazer variar a qualidade de um produto: causas comuns, sendo intrínsecas ao processo e contexto onde é executado, e causas especiais, que podem ser resultado de uma infinidade de consequências [69]. O primeiro tipo de causas é esperado, e tomado em conta na definição de controlo do processo, enquanto o segundo é algo inesperado e espontâneo [68].

2.6.2. Atributos e Variáveis Contínuas

Uma distinção fundamental a fazer durante a escolha do tipo de cartas a utilizar prende-se no tipo de dados presentes.

Variáveis contínuas são medidas mensuráveis em valor, ou seja, é possível aplicar operações matemáticas nos valores medidos. É, portanto, algo quantitativo, presente numa escala contínua de unidades. Já atributos são dados qualitativos, analisados em forma de categorias, muitas vezes em forma de intervalos. Seriam dados de resposta como “Sim ou Não?”, ou até “Qual o tamanho de casacos mais vendidos em Portugal?”. As respostas surgem em formas de *clusters*, não havendo a existência de valores intermédios que não estejam abrangidos nas categorias.

Por norma, apesar de garantir ao utilizador mais poder estatístico, as cartas de controlo por variáveis contínuas tendem a ser mais dispendiosas e complexas de implementar [67].

O fluxograma da Figura 18 permite identificar qual a carta de controlo apropriada, dependendo se os dados recolhidos são qualitativos ou quantitativos. Este servirá como mapa para o resto da literatura escrita acerca destas cartas, presentes neste projeto.

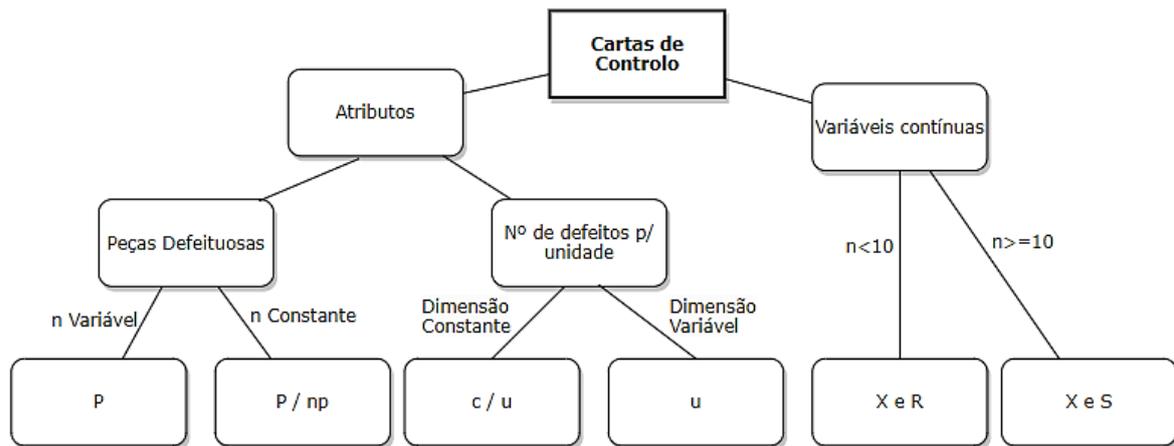


Figura 18 - Tipos de cartas de controle

Neste projeto primeiro são abordadas as cartas de controle por atributos, terminando com as cartas de controle de dados quantitativos.

Para estas são definidas três linhas por cada carta de controle: a linha de limite superior (UCL: *Upper Control Limit*), a linha central (CL: *Center Line*) e a linha inferior (LCL: *Lower Control Limit*). Os extremos determinam a tolerância permitida pelas cartas, determinando assim o que está ou não em controle estatístico Referenciar Robust Control Charts.

2.6.3. Cartas p e np

Seguindo a definição de qualidade apresentada neste subcapítulo, uma peça defeituosa pode ser definida como um artigo que não correspondeu às tolerâncias ou expectativas do cliente [69].

Para tamanhos de amostra, n , variável são utilizadas as cartas P, sendo que este se trata de um rácio do número de defeitos, D_i , sendo i o índice de amostra, com o tamanho da mesma, equação 19. O número de amostras, k , deve ser superior a 20. Este tipo de cartas de controle é resultado da derivação dos princípios estatísticos da distribuição binomial [68].

$$\bar{p} = \frac{D_i}{n} \quad (19)$$

O limite de controle superior, linha central e limite de controle inferior estão presentes nas equações 20,21 e 22 [68].

$$UCL = \bar{p} + 3\sqrt{\frac{\bar{p} + (1-\bar{p})}{n}} \quad (20)$$

$$CL = \bar{p} \quad (21)$$

$$LCL = \bar{p} - 3\sqrt{\frac{\bar{p} + (1-\bar{p})}{n}} \quad (22)$$

A Figura 19 apresenta um exemplo deste tipo de cartas em aplicação. Neste caso foi realizado com base no número de ausências de trabalhadores em dias úteis [70].

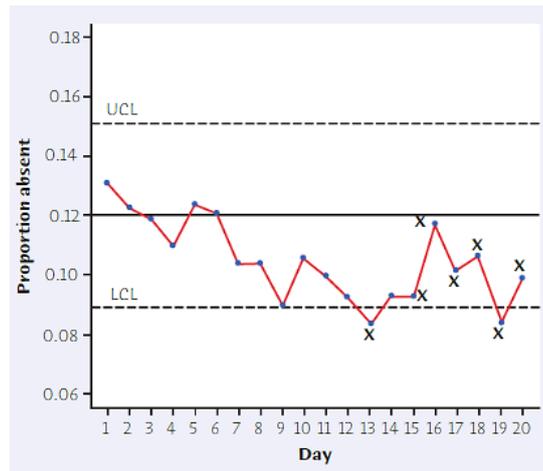


Figura 19 - Carta de controlo P

As cartas de controlo np são uma derivação das cartas de controlo p, sendo que estas são utilizadas para tamanhos de amostra iguais, uma vez que esta dimensão não influencia os limites de controlo. As suas equações são 23, 24 e 25 [69].

$$UCL = \bar{p}n + 3\sqrt{\bar{p}n(1-\bar{p})} \quad (23)$$

$$CL = \bar{p}n \quad (24)$$

$$LCL = \bar{p}n - 3\sqrt{\bar{p}n(1-\bar{p})} \quad (25)$$

2.6.4. Cartas c e u

Enquanto as cartas p e np abordam produtos defeituosos, as cartas de controlo c e u consideram o número de defeitos por unidade [71].

Considerando que os defeitos são independentes, e que o tamanho das amostras é variável, as equações 27, 28 e 29 representam as fórmulas das cartas de controlo u. O ponto médio, definido como \bar{u} , é calculado segundo a equação 26 [69].

$$\bar{u} = \frac{\sum \text{Defeitos no conjunto de amostras } m}{\sum \text{unidades no conjunto de amostras } m} \quad (26)$$

$$UCL = \bar{u} + \sqrt{\frac{\bar{u}}{n}} \quad (27)$$

$$CL = \bar{u} \quad (28)$$

$$LCL = \bar{u} - \sqrt{\frac{\bar{u}}{n}} \quad (29)$$

Para amostras com a mesma dimensão, sendo esta constante, surge um tipo de cartas equivalentes às cartas u, as cartas c. Estas focam-se no número de defeitos, sendo o rácio entre a soma de defeitos em todas as amostras com o número de amostras, equação 30 [72]:

$$\bar{c} = \frac{\sum \text{Defeitos no conjunto de amostras } m}{n} \quad (30)$$

As equações 31, 32 e 33 permitem desenhar este tipo de cartas:

$$UCL = \bar{c} + 3\sqrt{\bar{c}} \quad (31)$$

$$CL = \bar{c} \quad (32)$$

$$LCL = \bar{c} - 3\sqrt{\bar{c}} \quad (33)$$

2.6.5. Cartas Média e Desvio Padrão

O controlo efetuado por cartas de controlo de variáveis contínuas tende a ser mais simples, o que historicamente tem resultado numa grande aplicação grande em diversos processos [73].

Neste contexto surgem dois tipos de cartas: cartas para amostras grandes (n igual ou superior a 25) e amostras pequenas (n inferior a 25). Para o primeiro tipo, devem ser utilizadas cartas \bar{X} e S , referentes à média e desvio-padrão. Para o segundo tipo, são recomendadas cartas \bar{X} e R , referentes à média e amplitude [69]. Em todas as cartas de controlo que se baseiem na média pode ser aplicado o teorema do limite central, permitindo assumir que a variável estudada apresenta uma distribuição normal [66].

Para proceder à aplicação das cartas \bar{X} e S , devem ser feita a distinção entre amostras grandes, com o valor de $n \geq 25$, e amostras pequenas, $10 < n < 25$. Como dito anteriormente, amostras mais pequenas serão tratadas com as cartas \bar{X} e R .

Para desenhar estas cartas, é necessário definir o desvio padrão médio, equação 34:

$$\bar{s} = \frac{s_1 + s_2 + \dots + s_k}{k} \quad (34)$$

Sendo que as cartas \bar{X} e S , para tamanhos de amostra superiores a 25, são representadas através das equações 35, 36 e 37 para a carta \bar{X} , e as equações 38, 39 e 40 para a carta S [69].

$$UCL = \bar{x} + 3 \frac{\bar{s}}{\sqrt{n}} \quad (35)$$

$$CL = \bar{x} \quad (36)$$

$$LCL = \bar{x} - 3 \frac{\bar{s}}{\sqrt{n}} \quad (37)$$

$$UCL = \bar{s} + 3 \frac{\bar{s}}{\sqrt{2(n-1)}} \quad (38)$$

$$CL = \bar{s} \quad (39)$$

$$LCL = \bar{s} - 3 \frac{\bar{s}}{\sqrt{2(n-1)}} \quad (40)$$

A Figura 20 e a Figura 21 demonstram a aplicação destas equações num caso de estudo [74].

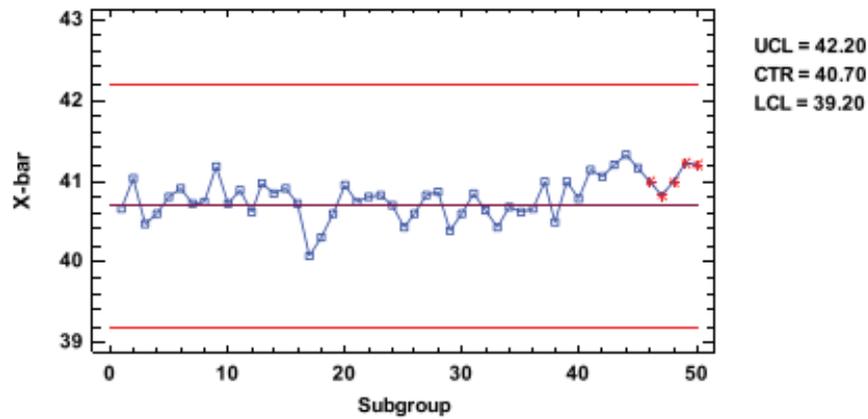


Figura 20 - Exemplo de Carta X

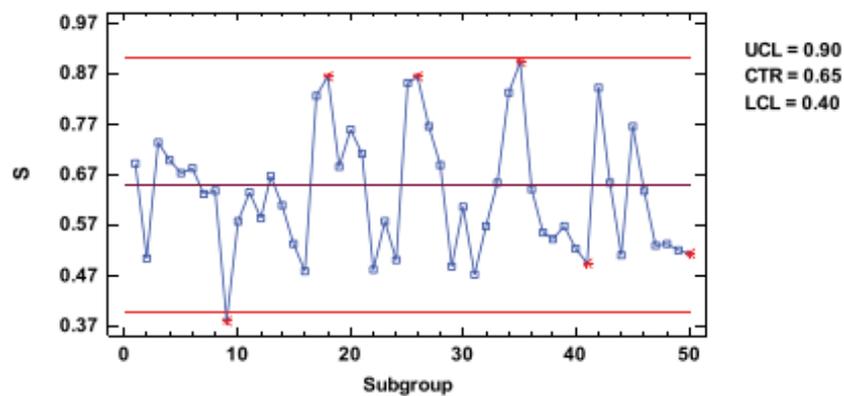


Figura 21 - Exemplo de Carta S

2.6.6. Cartas Média e Amplitude

Para tamanhos de amostra inferiores a 10 unidades, é necessário proceder primeiro ao cálculo da amplitude média, \bar{R} [69]:

$$\bar{R} = \frac{R_1 + R_2 + \dots + R_k}{k} \quad (41)$$

Resultando nos seguintes limites de controle, representados nas equações 42-47, onde d_2 é uma constante que depende do tamanho de amostra em questão [74].

$$UCL = \bar{x} + 3 \frac{\bar{R}}{d_2 \sqrt{n}} \quad (42)$$

$$CL = \bar{x} \quad (43)$$

$$LCL = \bar{x} - 3 \frac{\bar{R}}{d_2 \sqrt{n}} \quad (44)$$

$$UCL = \bar{R} + 3 \frac{d_3 \bar{R}}{d_2} \quad (45)$$

$$CL = \bar{R} \quad (46)$$

$$LCL = \bar{R} - 3 \frac{d_3 \bar{R}}{d_2} \quad (47)$$

Graficamente, este tipo de cartas é representado como o exemplo presente na Figura 22 e na Figura 23.

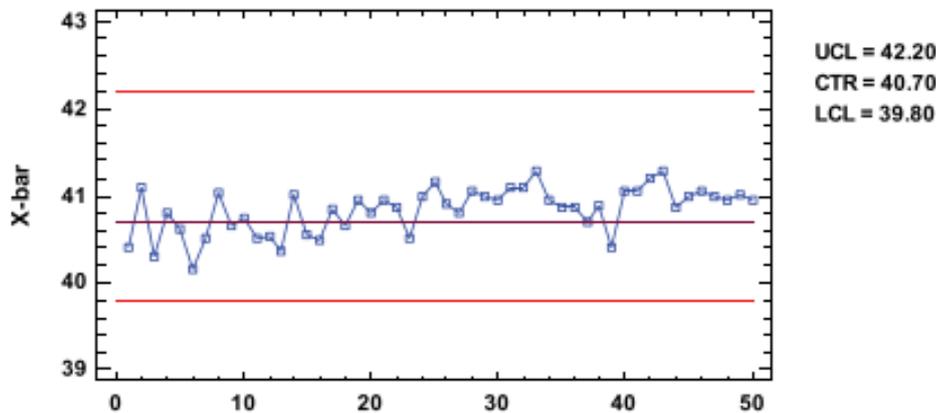


Figura 22 - Segundo exemplo de Carta X

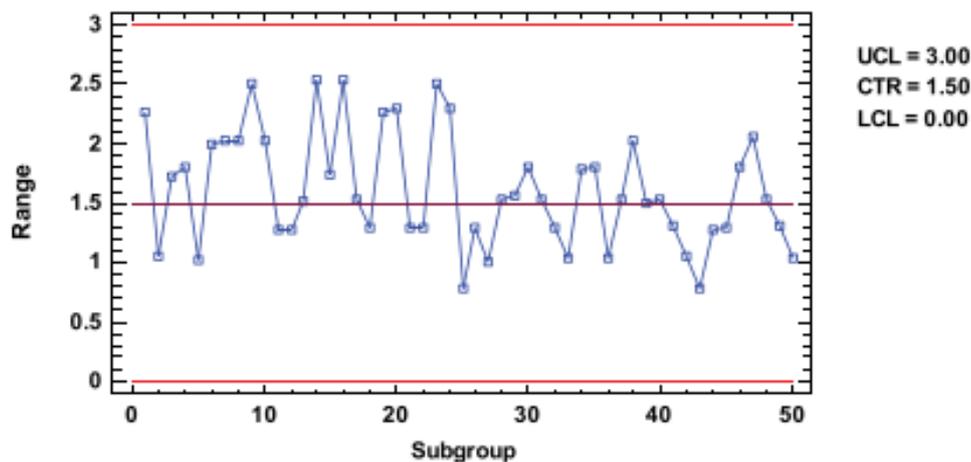


Figura 23 - Exemplo de Carta R

2.7. Pesquisa Bibliométrica

De forma a entender a importância de DOE e SPC na comunidade científica, é realizada uma pesquisa bibliométrica acerca dos dois temas. Foram utilizados os *softwares* Biblioshiny, que pertence à aplicação Bibliometrix, e a aplicação digital Dimensions.

Este estudo divide-se em dois momentos, começando por abordar o tema de experiências planeadas, terminando com controlo estatístico do processo, onde se encontram incluídas as cartas de controlo.

A decisão delimitar a pesquisa bibliométrica às metodologias de DOE e SPC prende-se nestas serem o foco do trabalho, complementando com o seu claro crescimento nas últimas décadas, algo que será comprovado ao longo deste subponto.

Como tal, a pesquisa sobre o termo Design Of Experiments localiza-se num período temporal entre 1995 e 2022, inclusive. Como demonstrado na Figura 24, a principal área de investigação que desenvolve este método é a área da Engenharia, seguida por outras ciências, como a Biomédica e Biologia.

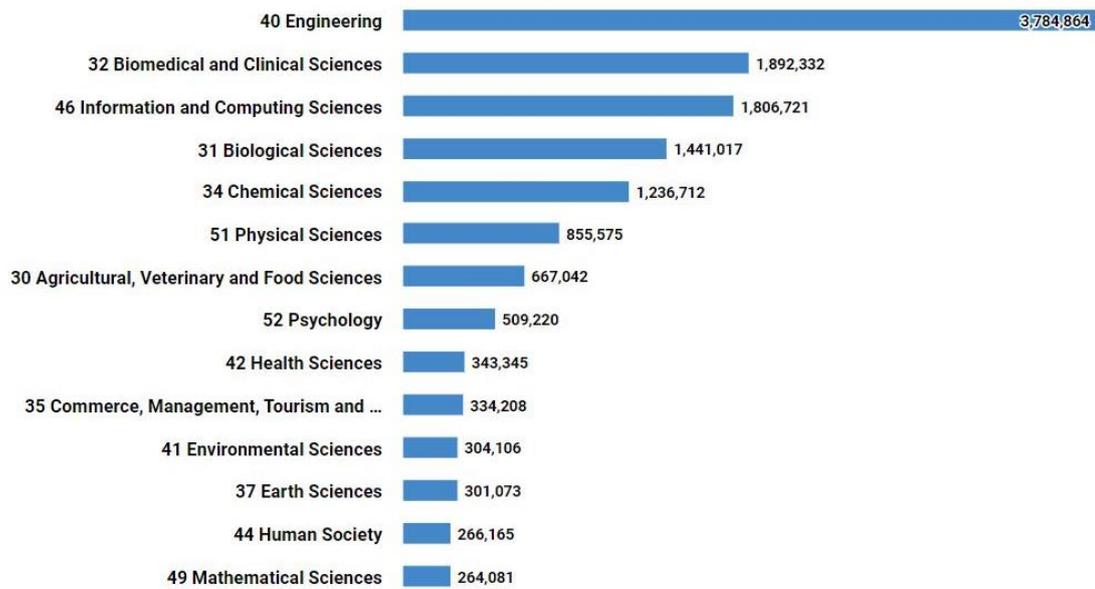


Figura 24 - Publicações sobre DOE divididas por área de investigação

Dentro destas publicações, as palavras-chave mais utilizadas nos títulos dos artigos são as próprias do nome do método, seguidas por otimização, evolução e processo, Figura 25. Isto faz sentido, uma vez que refletem o objetivo e objeto da aplicação de DOE. Para esta segunda análise, o horizonte temporal foi reduzido para a partir do ano 2000.

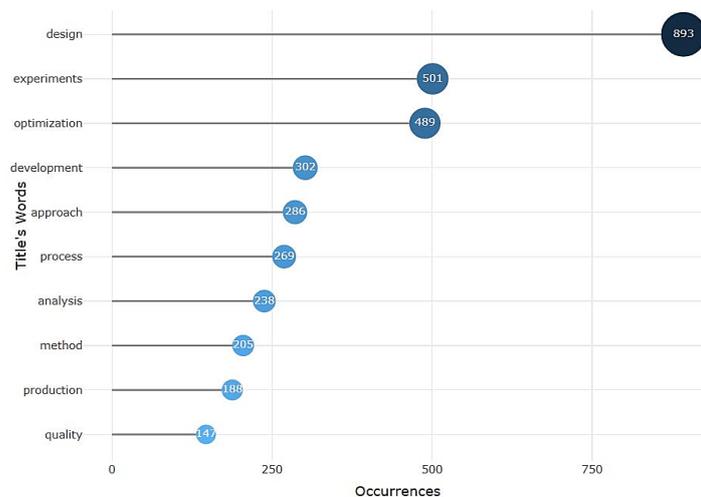


Figura 25 - Principais palavras utilizadas em artigos publicados de DOE

A Figura 26 revela um crescimento da tecnologia, sendo que DOE é cada vez mais utilizado na indústria, resultado da sua eficácia. O número de publicações nos últimos três anos aproxima-se de um milhão por ano globalmente.

Por último, esta pesquisa bibliométrica reflete o crescimento de DOE na comunidade científica, sendo que a sua utilização e pesquisa quadruplicou em duas décadas, refletido na Figura 26. Isto demonstra o crescimento do planeamento de experiências, resultando na otimização de parâmetros e, conseqüentemente, um melhor conhecimento dos processos produtivos presentes nas várias indústrias, tema mais aprofundado no próximo subponto.

Continuando o estudo, é feito um processo idêntico para o tema de SPC, para um horizonte temporal delimitado entre 1991 e 2023.

Fazendo uma alteração na coluna das ordenadas, nomeadamente, trocando palavras do título por palavras-chave encontradas numa variedade de artigos, Figura 29. Termos como “performance” ou “diagnóstico”, apesar de estarem indiretamente associadas, apresentam-se regularmente neste tópico, associados a termos como “cartas de controlo” e “controlo de qualidade”.

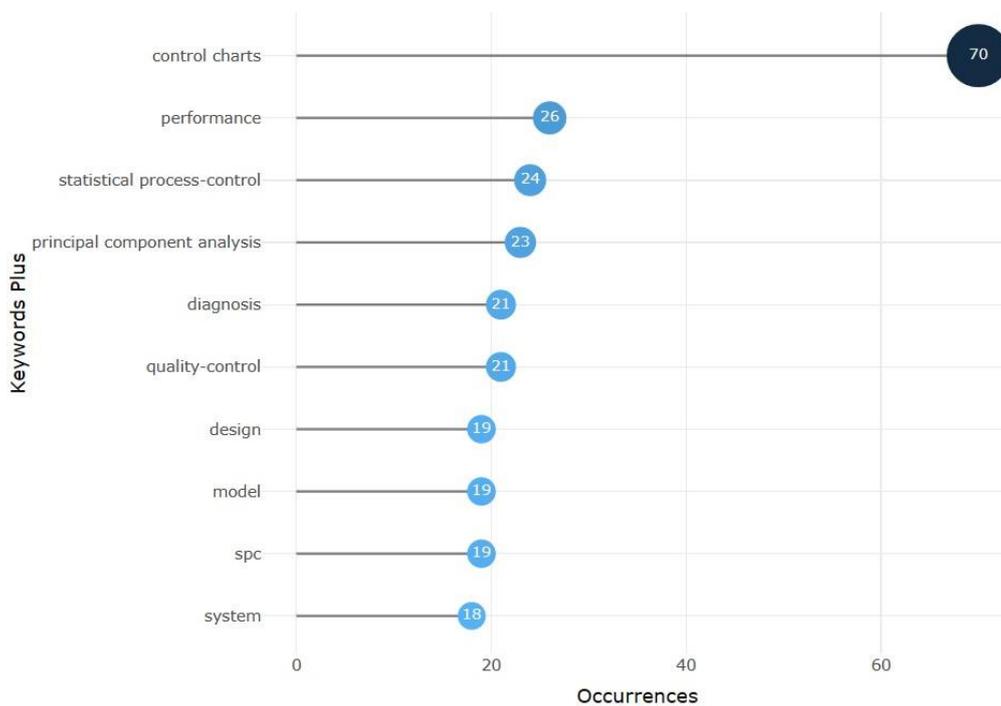


Figura 29 - Palavras-chave de SPC

De forma complementar, estas palavra-chave podem ser apresentadas numa disposição que engloba mais conceitos, sendo esta a nuvem de palavras, Figura 30. Nesta destacam-se outras palavras como “*design económico*” e “*algoritmo*”.



Figura 30 - Nuvem de palavras relacionadas com SPC

Quanto ao crescimento desta metodologia e dos seus conceitos associados, estes demonstram claramente um crescimento desde a década 90, tendo o termo “cartas de controlo” clara evidência entre os conceitos da rede, Figura 31.

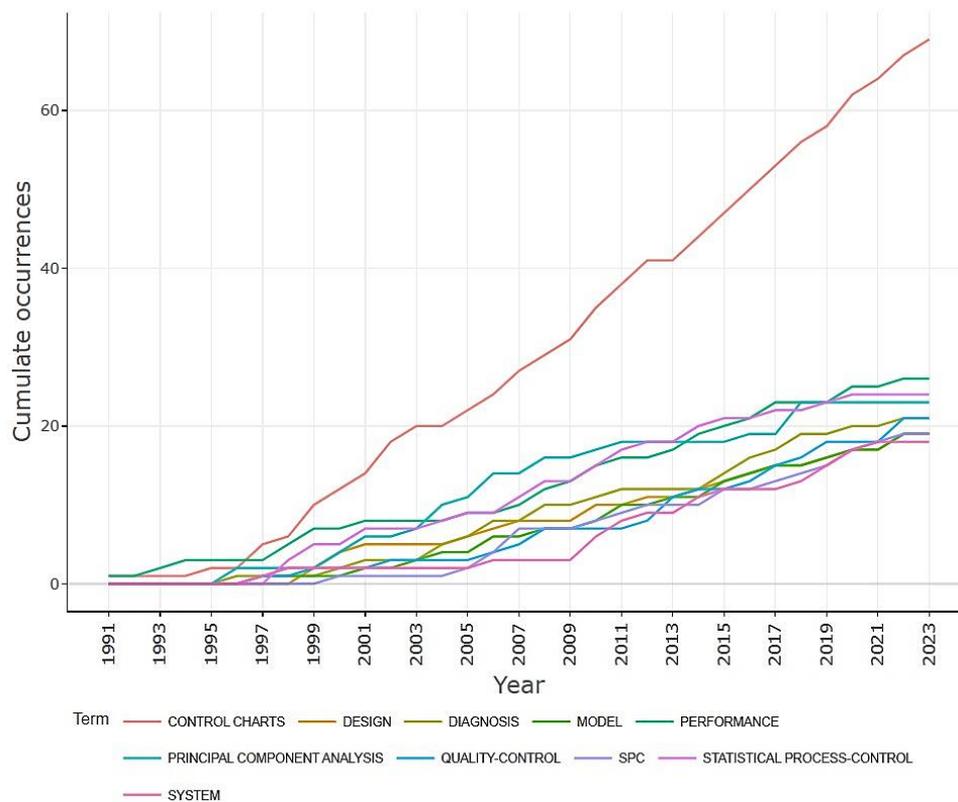


Figura 31 - Ocorrências acumulativas de conceitos de SPC ao longo dos anos

Continuando a análise da tendência do contexto académico e industrial à volta de SPC, pode ser observado o desenvolvimento de termos associados à metodologia ao longo dos anos, Figura 32.

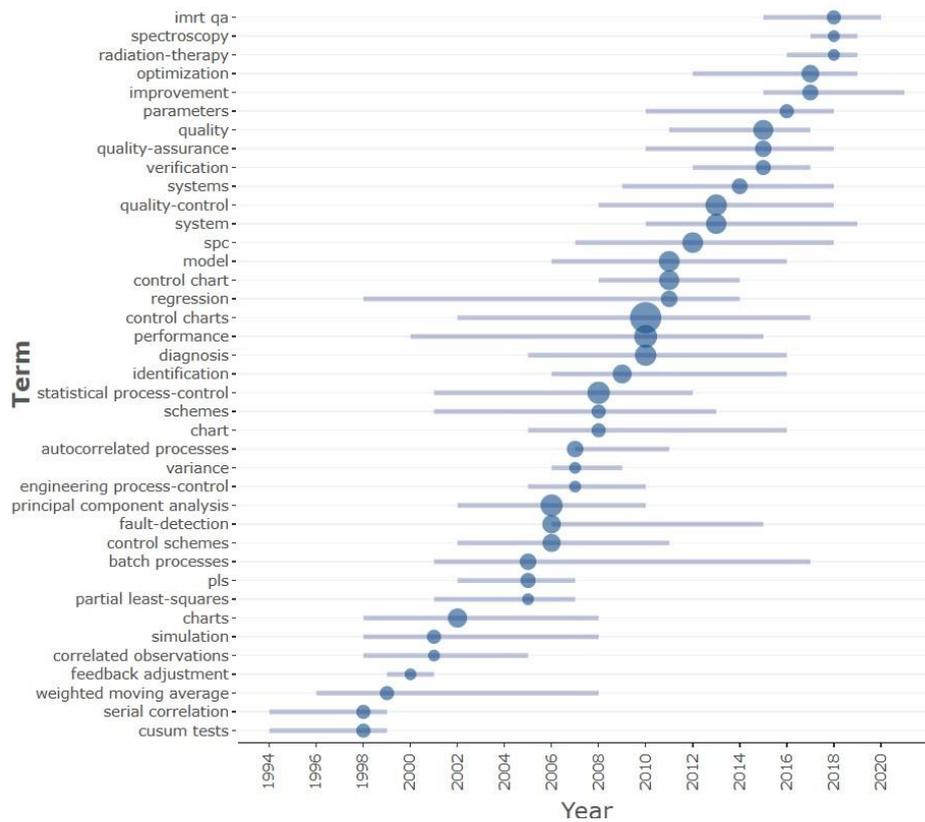


Figura 32 - Termos de SPC e as suas tendências com o decorrer dos anos

Com isto, dá-se por concluída a pesquisa bibliométrica sobre DOE e SPC. Como foi demonstrado ao longo dos parágrafos anteriores, estas metodologias apresentam-se tendencialmente presentes na comunidade científica. Podendo ser ferramentas complementares, é adequada a combinação de DOE e SPC, tornando o projeto em questão mais atual e, se for confirmada a tendência crescente, mais atemporal.

2.8. Conclusões

Implementar melhorias num processo de forma estruturada exige conhecimento em várias dimensões. É preferível fazê-lo de forma planeada, com fases bem definidas, como as que são explicadas neste capítulo, e muitas vezes referenciadas por ferramentas como o ciclo DMAIC.

Como dito anteriormente, o foco do projeto acaba por ser o DOE e SPC. Após a análise do subcapítulo respetivo ao planeamento de experiências, é possível retirar ilações, nomeadamente:

O crescimento evidente de DOE na comunidade científica e em contextos industriais. Com um mercado cada vez mais competitivo, ferramentas que permitam a otimização de parâmetros de fabrico tornam-se cada vez mais importantes. A globalização resulta em menos tolerância para o desperdício de recursos. Tendo em conta este contexto, apesar da complexidade que DOE pode apresentar, fazer experiências com o processo produtivo para encontrar valores ótimos torna-se o ideal. Com isto, não existe forma melhor de testar o processo sem ser com um plano detalhado e compreendido pelo seu autor, e de forma a não se gastarem recursos com fatores insignificantes ou resultados incorretos, as experiências têm de seguir um plano eficaz e apropriado ao caso.

Uma segunda conclusão prende-se numa limitação do passado, que praticamente não existe nos tempos atuais. Esta limitação foi a falta de software que facilitasse a realização de experiências. Autores como Genichi Taguchi e George Box não tiveram acesso a ferramentas computacionais, e, como tal, aplicar os métodos que apresentaram era processo muito demorado. Relembrando o aspeto mencionado na introdução do subcapítulo de DOE, o modelo clássico assume que existe sempre um erro independente associado ao teste. Já no modelo moderno, tal não acontece. Isto pode ser visto numa situação em que, com exatamente os mesmos parâmetros e condições, dois testes iguais têm resultados iguais [50]. Autores como Montgomery e Myers demonstram as vantagens desta abordagem, uma vez que reduz os erros de enviesamento, recorrendo, por exemplo, a técnicas modernas, como escolher amostras no interior do espaço de *design*, contrastando com a opção clássica de utilizar os extremos de um certo intervalo.

A última conclusão sobre DOE a ser retirada é que, apesar de todos os métodos apresentados ao longo desta revisão bibliográfica, dentro do contexto de planeamento de experiências, terem tido a sua importância na evolução histórica, e ainda poderem ser aplicados atualmente, acabam por ficar como segunda opção, face a algoritmos gerados por *software*. Métodos como matrizes ortogonais nem sempre são aplicáveis, sendo preferível modelos mais flexíveis para se obterem *designs* mais apropriados ao processo.

Relativamente ao conteúdo apresentado sobre as cartas de controlo, é possível inferir que estas são versáteis e podem-se aplicar a diversos tamanhos de amostras. Este tipo de controlo estatístico demonstra-se mais preciso e informativo de que muitas outras ferramentas pertencentes ao mundo da melhoria contínua [75]. Com o crescimento contínuo confirmado pela pesquisa bibliométrica, a comunidade científica e académica consegue e tende assim a controlar os processos de forma mais customizada, gerando um crescimento consequente na eficácia do processo de controlo.

Quanto ao processo na sua totalidade, a presente revisão bibliográfica permitiu entender qual a melhor forma de abordar o problema proposto. Sendo que este envolve a otimização de parâmetros, conclui-se que, no meio de todo o processo produtivo, é necessário identificar quais seriam esses parâmetros, para futuramente otimizá-los. Como tal, após ter sido realizada a pesquisa de vários artigos, livros e publicações, entende-se que o ciclo DMAIC é apropriado ao problema e garante as soluções procuradas. Esta ferramenta exige um conhecimento extensivo do processo em análise, e de forma a identificar os parâmetros críticos, são utilizadas ferramentas estatísticas que permitam diferenciar estes dos parâmetros que não influenciam diretamente o problema em questão. ANOVA, testes paramétricos e não paramétricos, Diagramas de Pareto, entre outros, são abordados ao longo desta revisão bibliográfica, e tendo obtido o conhecimento sobre estes, podem então ser aplicados, revelando estatisticamente características do processo desconhecidas previamente à aplicação das ferramentas. De seguida, são aplicados métodos de DOE, sendo que ao longo deste capítulo demonstra-se que alguns, como fatoriais fracionais, Taguchi e RSM são mais apropriados ao problema presente neste projeto, do que outros, como fatoriais totais. Com o resultado obtido nas experiências realizadas, tendo valores de parâmetros ideais para consumo de tempo e energia, é necessário proceder ao controlo dos mesmos para garantir que o processo é sustentável a longo prazo. Para este efeito, são aplicados conhecimentos de controlo estatístico, como cartas de controlo.

3. MÉTODOS E APLICAÇÃO

Dentro do contexto industrial, como explicado em subpontos anteriores, a competitividade apresenta uma tendência crescente. Consequentemente, os principais *players* de diversos mercados introduzem mais exigência quanto ao rendimento dos seus processos, associados à melhoria contínua de todos os parâmetros, caracterizando-se pela importância da diminuição de desperdícios dos vários tipos de recursos. A melhoria referida acaba por ser essencial para qualquer empresa que pretenda viver e sobreviver em mercados cada vez mais competitivos.

É neste sentido que o trabalho é desenvolvido, evoluindo nas diversas fases de identificação, análise, melhoria e controlo de um processo de fabrico específico, podendo facilmente ser extrapolado para uma variedade de processos.

O presente capítulo procura contextualizar o projeto em questão, bem como utilizar partes do conhecimento apresentado anteriormente, escolhendo apropriadamente todas as ferramentas a serem usadas. Procura-se detalhar todos os momentos requeridos no desenvolvimento do trabalho, sendo alguns ajustados às limitações e circunstâncias que envolvem todo o projeto.

3.1. Apresentação do projeto

Este projeto resulta de um projeto realizado numa empresa de produtos de compósitos de cortiça. Esta posiciona-se como fabricante de matéria-prima, fornecendo os seus produtos a fabricantes de componentes. Os produtos vendidos pela empresa são principalmente blocos, cilindros, placas e rolos de cortiça. Podem conter uma composição de 100% de cortiça ou juntar outros materiais de forma a obter produtos diferentes, permitindo a esta conseguir estar presente em variados setores de atividade.

Face à alteração de fatores externos decorrida em escala global, verificou-se uma subida muito acentuada no custo energético de produção. Desta forma, é essencial otimizar os processos atuais, bem como reduzir o consumo energético da unidade, visto que é um dos custos que mais aumentou no último semestre, e que representa uma fatia importante, a nível percentual, dos custos totais da unidade fabril.

A unidade em análise recebe a matéria-prima sob a forma de granulado de outra unidade interna, transformando esse granulado nos produtos anteriormente mencionados.

O objetivo deste projeto passa por tornar a unidade fabril mais competitiva em dois contextos: tempo de produção por unidade, e consumo energético pela mesma unidade.

Historicamente, foram realizados estudos na empresa, com o objetivo de entender qual o *bottleneck* do processo e quais os equipamentos com maior consumo de eletricidade. Desta análise foi possível concluir que existia um equipamento que afetava as duas dimensões, sendo esta a estufa de alta frequência. O equipamento em questão e o respetivo processo são abordados nos pontos subsequentes.

O processo de fabrico em análise percorre 5 fases, tendo dois planos de execução, começando verticalmente e acabando num circuito em plano horizontal. A Figura 33 apresenta uma representação global do processo.

Primeiro o granulado, proveniente de outra unidade, entra em mini-silos, onde se concentra a matéria-prima. De seguida, o material cai para uma balança, onde é devidamente pesado, consoante a fórmula predefinida pelo laboratório. Sendo que o processo tem dois tipos de entradas de cola, em diferentes fases do mesmo. No entanto, apenas pode ser escolhida uma entrada de cola e esta depende do tipo de cola a utilizar e do produto a ser fabricado. Na fase da balança dá-se a entrada de cola, juntando-se assim ao granulado presente dentro do equipamento. O próximo passo dá-se no misturador. Este, através de um movimento rotativo de hélices interiores, mistura e homogeniza o material. Aqui existe a segunda possibilidade de entrada de cola. Além disso é adicionada água, numa quantidade controlada pela fórmula, para a mistura. Depois do tempo definido de mistura, o produto cai para dentro de um molde de ferro. Nesse momento, o operador, através de uma espátula, alisa o material, ficando este uniformemente distribuído pelo molde. O passo seguinte engloba a prensagem do produto, acabando com o fecho do molde, através da colocação da sua tampa. A última operação acontece dentro da estufa de alta frequência, o *bottleneck* do processo. Através de frequências elevadas dá-se o cozimento do aglomerado. Tendo o tempo de cozimento concluído, o molde sai da estufa, percorrendo o resto do circuito até ser desmoldado. A partir do momento em que o aglomerado, ainda dentro do molde, sai do equipamento, começa a estabilização do bloco, sendo que a cola tem necessidade de concluir o processo de polimerização. Finalmente, o bloco sai do molde, sendo colocado num novo tapete de correias, onde irá sair diretamente para uma paleta.

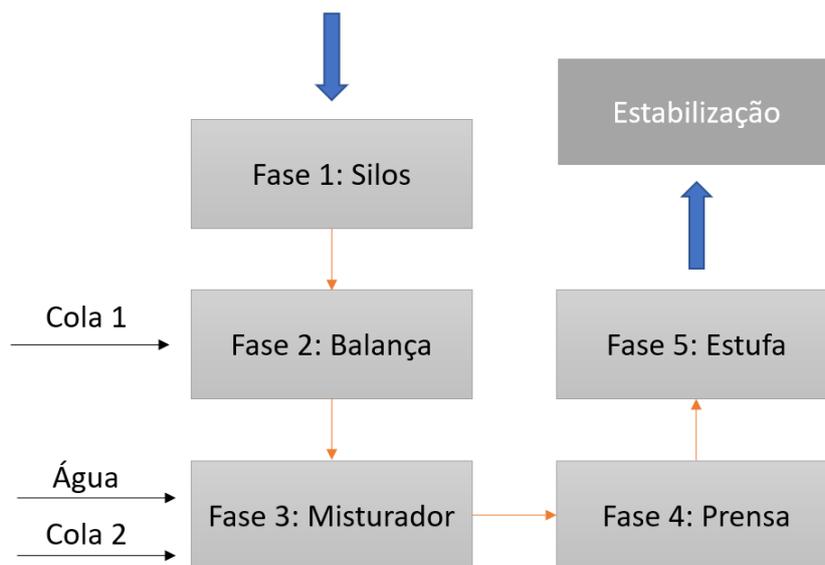


Figura 33 - Processo de aglomeração de blocos

3.2. Fase D (Define)

A fase Define a primeira fase do ciclo DMAIC e, como tal, explicita todas as características do projeto. Como todas as outras, é uma fase essencial visto que é neste momento que é realizado o planeamento. São explicitados aspetos do projeto como:

- o problema em questão,
- os objetivos principais e secundários,
- o *scope* (alcance),
- os benefícios previstos
- *timeline*.
- *Inputs e outputs*;

Para apoiar os aspetos referidos anteriormente, recomenda-se o uso de ferramentas de qualidade, tais como a Matriz SIPOC, Diagrama de Ishikawa, *High Level Process Map*, Project Carter, entre outros. No presente trabalho são utilizadas algumas dessas ferramentas, sendo que as escolhidas foram as mais apropriadas, e são suficientes para uma fase Define eficaz.

3.2.1. Matriz SIPOC

Como abordado no capítulo 2, a matriz SIPOC (*Suppliers, Input, Process, Output, Customer*) é uma ferramenta de organização maioritariamente visual. Foi escolhida para este trabalho por conseguir simplificar os intervenientes de todo o conjunto. Na Tabela 14 encontra-se a matriz, que permite identificar os agentes de começo, meio e fim, sendo estes os fornecedores de matéria, o processo na sua globalidade, os seus resultados e o cliente final, respetivamente. É importante referir que input e output no contexto da matriz SIPOC não é o mesmo que na fase Measure. Neste caso esses conceitos são apresentados à luz do processo global, ou seja, o que entra e sai do trajeto explicado.

Tabela 14 - Matriz SIPOC do processo de aglomeração de blocos

SUPPLIERS	INPUT	PROCESS	OUTPUT	CUSTOMER
Unidade de granulado	Granulado	Mini silos	Blocos produzidos	Unidade de transformação
Fornecedores de cola	Cola	Balança	Gasto energético	Cliente final
	Água	Misturador		
	Energia	Prensa		
		Alta frequência		
		Estabilização		

3.2.2. Definição de Inputs e Outputs

Um aspeto fundamental na execução de um projeto de melhoria, administrado pelo ciclo DMAIC, é decidir quais serão as variáveis a controlar e medir que devem ser monitorizadas e recolhidas na fase Measure.

Para o projeto em questão, são decididos os inputs com base nos objetivos e restrições, tendo sempre em consideração a direção da empresa. Isto é, através da experiência dos trabalhadores da empresa e dos dados anteriormente obtidos.

Inicialmente, são reunidos todos os inputs e outputs possíveis, estando dispostos, segundo a fase do processo em que podem ser encontrados, na Tabela 15. Apesar da semelhança visual com a matriz SIPOC, as duas são complementares.

Tabela 15 - Identificação inicial dos Inputs e Outputs perante a respetiva fase do processo

Inputs	Fase do Processo	Outputs
Quantidade de granulado	Fórmula / Balança	-
Quantidade de H2O		-
Quantidade de cola (tipo 1)		-
Tempo	MISTURADOR	Temperatura do aglomerado após misturador
Velocidade		
Quantidade de cola (tipo 2)		
Velocidade	PRENSA	-
Tempo	ALTA FREQUÊNCIA	Temperatura após cozedura
Corrente		
Tempo	ESTABILIZAÇÃO	Humidade após desmoldagem
		Humidade na palete
		Humidade pré-transformação
		Propriedades Mecânicas
		Dimensões

Tendo concluído a identificação das variáveis, são colocadas restrições por parte do fluxo de trabalho interno. Inputs como quantidade de aglomerado, colas ou água são fixos, devido à indicação dada pelo departamento de R&D (*Research and Development*) da empresa.

3.2.3. Project Charter

O *Project Charter* é utilizado na concessão de um projeto e reúne todas as informações essenciais à boa condução do projeto. Funciona bem como a ferramenta final à fase Define.

Tabela 16 - Project Charter

Cliente: Unidade de Transformação	
Área de estudo: Linhas de aglomeração de blocos	
<p>PROBLEM STATEMENT</p> <p>Face a alteração de fatores externos, verificou se uma subida muito forte no custo energético, por cada bloco cozido, sendo apropriado uma revisão e ajuste de parâmetros de forma a reduzir o consumo.</p> <p>O tempo de estabilização dos blocos pode ser otimizado.</p>	<p>PROJECT GOAL</p> <ul style="list-style-type: none"> • Redução de €/bloco no processo; • Redução de kWh/bloco; • Redução do tempo de estabilização para cada frequência;
<p>Restrições (triple constraint)</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Custo energético elevado; 2. Tempo de realização de tarefas por fase; 3. Disponibilidade da linha e operadores; 	<p>Benefícios</p> <p>Redução de € gasto em energia nas linhas de produção BL1 e BL3;</p> <p>Redução de lead times para entrega para a Unidade de Transformação;</p>
<p>Comparadores</p> <ul style="list-style-type: none"> • €/bloco de energia em 2021 e 2022; • Tempos de estabilização por referência no início do projeto; 	<p>Pressupostos</p> <ul style="list-style-type: none"> • Capacidade de realizar testes a qualquer altura; • Matéria-prima estará disponível; • Dados históricos serão acessíveis para medição e/ou análise;
High Level Process Timeline	
Define	31/10/2022 – 14/11/2022
Measure	14/11/2022 – 23/12/2022
Analyse	23/12/2022 – 31/01/2023
Improve	31/01/2023 – 28/02/2023
Control	28/02/2023 – 31/03/2023

Com isto, é dada por concluída a fase Define, sendo que neste momento o projeto está devidamente preparado e planeado.

3.3. Fase M (Measure)

A segunda fase do ciclo DMAIC é o momento onde são recolhidos os dados necessários para a implementação de processos de análise e melhoria. Esta fase é denominada como fase M (Measure).

Para efeitos de simplificação e de forma a permitir melhor exequibilidade do ciclo acima referido, é necessário identificar sobre quais produtos, denominados como referências, incide o estudo. Recorrendo a ferramentas previamente apresentadas, é tomada uma decisão sobre as referências a analisar.

De forma presencial, e recorrendo a aparelhos de medida, bem como *softwares* informáticos ligados à atividade produtiva, são recolhidos dados sobre os *inputs* escolhidos na fase Define. Como tal, foram recolhidos dados sobre:

- O Molde utilizado;
- Cola utilizada e respetiva quantidade;
- Quantidade de água;
- Tempo de mistura;
- Velocidade de mistura;
- Temperatura do granulado à saída do misturador;
- Temperatura do granulado dentro do molde à saída da estufa;
- Tempo de cozedura
- Tempo de estabilização do bloco após desmoldado (em dias);
- Humidade ambiente na unidade de aglomeração;
- Temperatura ambiente na unidade de aglomeração;
- Propriedades Mecânicas: Compressibilidade; Densidade; Recuperação; Tensão de Cedência
- Dimensões da placa ao longo das semanas

Com o envolvimento da engenharia do processo e outros elementos envolvidos, como a equipa de manutenção, são filtrados alguns *inputs*, de forma a perder menos tempo com o estudo e facilitar a execução do mesmo. Como tal, e devido à incerteza de aparelhos de medida, em alguns casos, e incapacidade de controlo da variável, ficam apenas alguns *inputs* como importantes para o estudo, que seguem para a fase Analyse.

A fase Measure é uma das duas fases do projeto mais difíceis. É importante referir que muitos dados não foram retirados por dificuldade de acompanhamento da produção, quer por horários incompatíveis, visto que a empresa tem três turnos, quer por alterações inesperadas no planeamento, relacionadas com defeitos na matéria-prima, ou avarias, entre outros entraves. Foram também sentidas dificuldades, num momento inicial, em armazenar as placas retiradas, pois não existia um espaço dedicado para tal. Como o foco da abordagem centrava-se em seguir a produção, e uma vez que os blocos têm tempos de prateleira com margens elevadas, chegando a poder ser armazenados até dois anos, muitos dados retirados não obtiveram seguimento, uma vez que os sujeitos ainda não foram transformados, impossibilitando a intervenção do laboratório e o próprio controlo dimensional anteriormente referido.

3.3.1. Diagrama de Pareto

Uma ferramenta que permite a priorização é o Diagrama de Pareto. Esta é uma ferramenta que ordena os produtos por proporção de contribuição, resultando numa soma total de 100%.

Através de dados de produção do ano de 2022, fornecidos pela empresa, é possível perceber quais as referências mais frequentemente produzidas (Figura 34). Para efeitos de simplificação, e visto que a empresa produz mais de 50 referências diferentes por ano, foram escolhidas as 15 principais. Como é possível observar, o intervalo entre a referência A até à referência H corresponde a 90% da produção. O que resulta num total de oito referências diferentes, sendo este o valor de referências abordado pelo plano do estudo, num primeiro momento. Para efeitos práticos deste projeto serão estudados de forma aprofundada quatro dos principais artigos mencionados anteriormente.

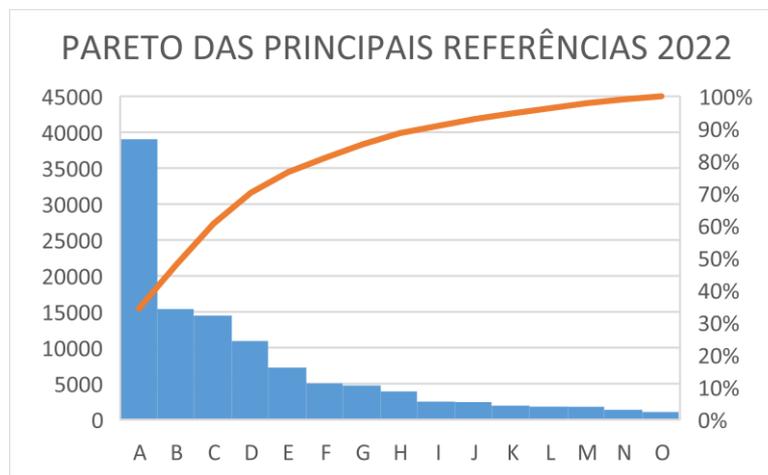


Figura 34 - Diagrama de Pareto sobre a produção das diferentes referências

3.4. Fase A (Analyse)

A terceira fase do ciclo DMAIC é o momento em que os dados recolhidos são analisados. Com o objetivo de tirar informação tangível sobre o processo, são utilizadas ferramentas estatísticas, como *t-tests* e ANOVA, ou qualitativas, como o Diagrama de Espinha-de-Peixe.

Como passo inicial é feita uma avaliação qualitativa de todos os intervenientes do processo, de forma a permitir os vários caminhos de influência no mesmo. Para esse efeito, é feito um Diagrama de Espinha-de-Peixe.

Finalmente, são realizados testes estatísticos para entender quais as variáveis com real significância na globalidade do processo.

3.4.1. Diagrama de Espinha-de-Peixe

O Diagrama de Espinha-de-Peixe, ou Ishikawa, como explicado no capítulo anterior deste projeto, é uma ferramenta de causa-efeito. Faz sentido a sua utilização nesta fase do ciclo DMAIC, uma vez que na fase M são expostos os intervenientes do processo, desde os *inputs* até aos *outputs*.

Neste caso, a sua aplicação foca-se em estruturar quais os inputs que afetam a aglomeração dos blocos, pelo que na Figura 35 apenas aparecem as entradas do processo. Pode ser visto como ponto

de partida, uma vez que é neste momento em que se faz a filtragem das variáveis controláveis e as variáveis de ambiente, ou seja, incontroláveis. Isto com o fim de determinar os fatores apropriados para a fase seguinte, onde é implementado o planeamento de experiências. É importante referir que a intensidade de corrente, anteriormente presente na lista de variáveis, é chamada “amperagem” na Figura 35, para efeitos visuais e de simplificação.

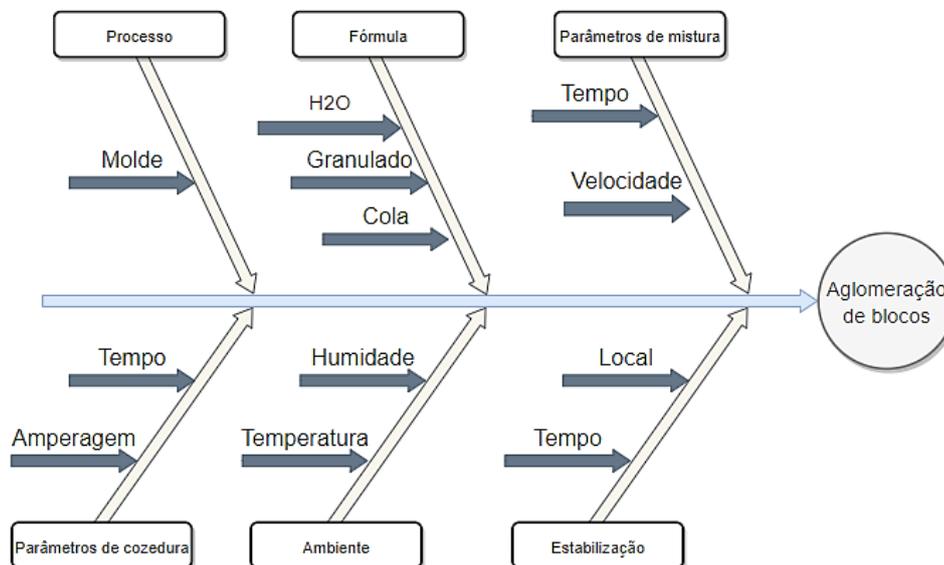


Figura 35 - Diagrama-de-Espinha de Peixe para a aglomeração de blocos

Através desta figura é possível proceder à eliminação de categorias como Ambiente, uma vez que tentar obter controlo destas variáveis seria altamente dispendioso, pelo que o processo é influenciado pela sua variação. A Fórmula é uma categoria que também se encontra fora do controlo deste projeto, sendo que é ditado pela equipa de inovação da empresa. O molde onde é aglomerado o bloco também se encontra fortemente sujeito a variação natural, uma vez que os dados recolhidos dependem do momento da produção em que são retirados. Coordenar a recolha com o momento em que certos moldes se encontram na linha seria algo extremamente limitador e complicado, pelo que é uma variável que também é retirada da fase de melhoria. Finalmente, a última variável a ser filtrada por esta análise é o local de armazenagem do bloco recolhido, uma vez que se encontra dependente da organização do armazém, que por si depende da necessidade produtiva.

O diagrama apresentado permite concluir quais as variáveis que devem ser testadas estatisticamente:

- Tempo de mistura;
- Velocidade de mistura;
- Intensidade de corrente (amperagem) no processo de cozedura;
- Tempo de cozedura;
- Tempo de estabilização;

3.4.2. T-test e z-test

Antes de proceder com a validação estatística, é importante estabelecer um *output* intermédio, que foi sendo medido, sendo esta medição dependente da disponibilidade da produção, mas não apresenta volume de dados suficiente para ser sujeito a uma avaliação estatística. Este trata-se da temperatura à saída da estufa. A sua importância provém da peritagem, apoiada no histórico da empresa. Internamente, e num contexto de avaliação da qualidade de um bloco aglomerado ou de uma placa laminada, o departamento de qualidade, avalia as características mecânica do bloco, com especial foco na tensão de cedência, dependendo da temperatura registada no turno de produção afetado.

Como fonte de filtragem, esta assunção pode ser tomada, porém, esta demonstra-se muito falível, especialmente quando a temperatura de saída da estufa varia irregularmente e, ao mesmo tempo depende bastante do estado do molde onde está inserido. Como a linha possui dezenas de moldes, é difícil associar diretamente esta temperatura às características mecânicas.

Não obstante serão realizados testes estatísticos às variáveis que afetam diretamente a temperatura à saída da estufa, não esquecendo a variação incontrolável dos moldes onde é aglomerado o bloco.

Para a explicação neste capítulo é demonstrado como o tempo de cozedura pode influente da temperatura à saída da estufa.

Como tal, os dados recolhidos ao longo da fase Measure são agrupados de acordo com o tempo definido ao longo dos vários momentos de produção. A Figura 36 demonstra os dois grupos criados, de forma a abranger pequenas variações de segundos, devido a ajustes induzidos pela supervisão responsável.

tcoz(s)	Tsaídaestufa (°C)	g1 (130=<t=<135)	g2 (140=<t=<145)
135	85,5	85,5	93,4
130	86,5	86,5	87,5
130	87,9	87,9	88,2
135	89,3	89,3	91,3
135	89	89	92,5
135	78	78	
135	84	84	
140	87,5	83,6	
140	88,2		
140	91,3		
140	92,5		
135	83,6		
145	93,4		

Figura 36 - Agrupamento de dados em Excel

Partindo dos dados apresentados, e de forma a saber qual o teste estatístico a aplicar, é necessário ter conhecimento sobre a equivalência de variâncias. Para este fim, é utilizado o *F-test* para variâncias, Figura 37.

F-Test Two-Sample for Variances		
	Variable 1	Variable 2
Mean	85,475	90,58
Variance	13,65071429	6,827
Observations	8	5
df	7	4
F	1,999518718	
P(F<=f) one-tail	0,26239119	
F Critical one-tail	6,094210926	

Figura 37 - Aplicação do f-test

Como o valor da estatística de F é inferior ao valor crítico, terão de ser assumidas variâncias não equivalentes. Desta forma poderá ser aplicado o *t-test* apropriado a este contexto, Figura 38.

t-Test: Two-Sample Assuming Unequal Variances		
	Variable 1	Variable 2
Mean	85,475	90,58
Variance	13,65071429	6,827
Observations	8	5
Hypothesized Mean Differ	0	
df	11	
t Stat	-2,912752411	
P(T<=t) one-tail	0,00705967	
t Critical one-tail	1,795884819	
P(T<=t) two-tail	0,01411934	
t Critical two-tail	2,20098516	

Figura 38 - T-test em grupos com variâncias diferentes

O resultado do valor da *t stat*, em módulo, é superior tanto ao valor crítico para um lado como para ambos (*one-tail* e *two-tail*) pode ser retirada a conclusão de que o tempo de cozedura influencia significativamente a temperatura do bloco à saída da estufa, comprovando assim às assunções dos peritos da empresa.

Associando a validação estatística a ferramentas de qualidade, é possível concluir quais as variáveis que devem ser ajustadas na fase seguinte, no planeamento de experiências.

3.5. Fase I (Improve)

Tendo as variáveis principais identificadas, é o momento de implementar melhorias no processo analisado. Essas tentativas de melhoria foram realizadas através de experiências planeadas. Para tal, são variados três *inputs*, sendo estes: intensidade de corrente da estufa de alta frequência, tempo de cozedura e tempo de estabilização.

3.5.1. Design of Experiments (DOE)

Uma forma adequada de executar experiências planeadas é recorrendo à metodologia de DOE. Esta foi desenvolvida ao longo do século XX e XXI.

A escolha dos três inputs é baseada na análise estatística e qualitativa realizada anteriormente, conjugando com a facilidade de controlo do seu valor. Por exemplo, a temperatura ambiente pode revelar-se importante para o processo, porém, realisticamente, não é diretamente controlável, sendo que, para ser otimizada, requeria alterações estruturais do pavilhão, o que se revelaria um investimento exagerado para este projeto. São, portanto, esses os critérios de escolha. Os fatores serão os três *inputs*:

- Intensidade de corrente da estufa de alta frequência;
- Tempo de cozedura;
- Tempo de estabilização;

Os *outputs* deste processo mantêm-se desde a recolha de dados, na fase Measure, proporcionando assim uma comparação direta com dados previamente recolhidos. Estes são:

- Controlo Dimensional;
- Propriedades Mecânicas (Compressibilidade, Recuperação, Tensão de Cedência, Densidade);

Para tornar esta fase mais eficaz e robusta, foram feitas replicações nos testes. Por cada tentativa são aglomerados dois blocos, resultando num total de quatro placas de teste, sendo uma em cima e outra em baixo, por cada bloco.

Com consulta de especificações técnicas da estufa, equipamento anfitrião dos fatores, são definidos os limites de cada fator. Toda a equipa de apoio neste projeto teve direito a recomendar até que ponto a amplitude dentro de um fator podia crescer. Como tal, foram alcançados os seguintes valores, presentes na Tabela 17:

Tabela 17 - Níveis dos fatores selecionados

Fatores	Letra	Nível Superior	Nível Inferior	Unidade
Intensidade de corrente	A	80	90	Amperes (A)
Tempo de Cozedura	B	100	140	Segundos (s)
Tempo de estabilização	C	1	4-6	Dias (d)

É importante notar que, o nível superior do fator C é definido como um intervalo. O planeamento de experiências considera esta ligeira alteração de forma a contornar dificuldades de coordenação com a produção, uma vez que os blocos aglomerados têm de sofrer transformação, dentro do tempo de estabilização definido, para serem transformados em placas, e serem posteriormente reencaminhados para o laboratório, de forma à tentativa ser analisada em termos de *output*.

3.5.2. Experiências Fatoriais Completas

Uma vez identificados e definidos os três fatores, e tendo em conta a capacidade produtiva da unidade, a escolha do tipo de DOE passa por experiências fatoriais completas. O número de experiências, por cada referência, resulta em oito:

$$2^3 = 8$$

Tendo o número de runs definidas, é necessário que estas sejam realizadas de forma aleatória, para que não sejam criados qualquer tipo de efeitos incontrolláveis no planeamento das experiências, fenómeno indesejado explicado no capítulo de revisão bibliográfica. Para viabilizar a execução rápida e eficaz desta metodologia no projeto em questão, é retirada a *run* em que todos os fatores se encontram na sua dimensão máxima, uma vez que este é o estado normal do processo, não revelando, portanto, grande interesse em ser estudado, no sentido de não conter nenhuma alteração. Esta será substituída com valores médios da produção normalmente, uma vez que coincidem com a disposição dos parâmetros pretendida para a *run*. É importante referir que este estado normal já foi abordado num momento anterior, em que foi feita a recolha de dados.

Para facilitar a execução do projeto, os níveis dos fatores sofrem codificação, sendo que o limite inferior de cada fator é associado ao sinal negativo, enquanto o limite superior é associado ao sinal positivo.

É definido um plano de experiências que não segue uma ordem lógica, porém, é replicado em todas as referências, de forma a facilitar a execução e conjugação de testes realizados simultaneamente com diferentes referências.

Tabela 18 - Planeamento de experiências geral a todas as referências

RUN	A	B	C	AB	AC	BC	ABC
1	+	-	-	-	-	+	+
2	+	-	+	-	+	-	-
3	-	-	+	+	-	-	+
4	+	+	-	+	-	-	-
5	-	+	-	-	+	-	+
6	-	+	+	-	-	+	-
7	-	-	-	+	+	+	-
8	+	+	+	+	+	+	+

Na Tabela 18 encontram-se todas as tentativas, bem como os efeitos de interação entre fatores. O sinal codificado destes foi calculado através da multiplicação entre fatores.

3.5.3. Aplicação de DOE

Para serem aplicadas as experiências planejadas é utilizado um software de estudo estatístico: Minitab.

Partindo da recolha de dados realizada no decorrer do projeto, para cada resposta é apresentada uma média de quatro placas. Isto é, por cada *run*, são aglomerados dois blocos, sendo retiradas duas por blocos. Através do software Microsoft Excel, é calculada uma média, por resposta, para cada *run*, Figura 39.

RUN	A	B	C	Molde	Local	Características Mecânicas					
						Compressibilidade	Média	Densidade	Média	Recuperação	Média
1	+	-	-	28	cima	30,74	28,905	159,29	158,875	64,01	64,805
					baixo	27,92		152,59		63,86	
				58	cima	27,37		163,5		63,8	
					baixo	29,59		160,12		67,55	
2	+	-	+	41	cima	32,82	34,2225	185,25	185,265	69,62	67,7375
					baixo	33,08		182,76		66,53	
				23	cima	37,25		183,06		68,07	
					baixo	32,74		189,99		66,72	

Figura 39 - Recolha de dados segundo as experiências planejadas

A média de cada *run*, por resposta, divididas em características mecânicas, será transferida para o Minitab, de forma a completar a tabela. Como explicado anteriormente, apenas serão realizadas sete *runs*, sendo retirada a *run* oito, que seria o estado normal. Isto pois não representa interesse para a empresa, permitindo assim a poupança de recursos na realização do projeto. Como tal, completa-se a tabela de DOE no Minitab, Figura 40, estando assim preparada para ser analisada.

WORKSHEET 1

Full Factorial Design

Design Summary

Factors: 3 Base Design: 3; 8
 Runs: 8 Replicates: 1
 Blocks: 1 Center pts (total): 0

All terms are free from aliasing.

#	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11
	StdOrder	RunOrder	CenterPt	Blocks	I. Corrente	T. Cozedura	T. Estab	Comp	Dens	Rec	TCed
1	2	1	1	1	1	-1	-1	26,86	209,17	73,73	330,34
2	6	6	1	1	1	-1	1	28,41	199,71	69,21	214,80
3	5	8	1	1	-1	-1	1	28,41	202,86	69,64	219,91
4	4	2	1	1	1	1	-1	29,40	210,44	71,63	252,44
5	3	5	1	1	-1	1	-1	27,80	209,91	70,84	232,71
6	7	4	1	1	-1	1	1	26,59	201,17	71,19	299,73
7	1	3	1	1	-1	-1	-1	26,75	209,29	72,07	14,00

Figura 40 - Implementação de Design fatorial em Minitab

Tendo a tabela completada, são selecionadas as respostas da análise. Ativando a função “Analyze Factorial Designs”, é indicado ao *software* as quatro variáveis de resposta, ditadas pelos valores das características mecânicas fornecidas pelo laboratório, Figura 41.

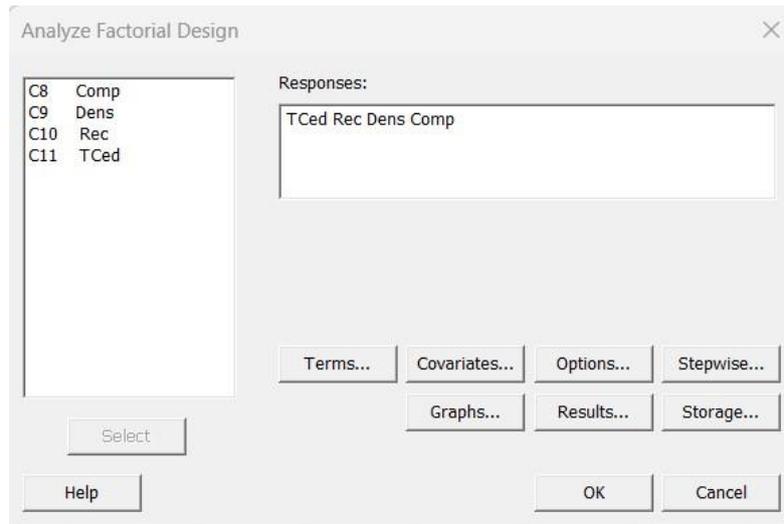


Figura 41 - Escolha de variáveis de resposta em Minitab

Tendo os *outputs* devidamente selecionados, são escolhidos os fatores e respectivas interações, Figura 42. É importante referir que, segundo [43], que é improvável que a relação entre os três efeitos se manifeste de forma interventiva. Para este efeito é selecionada a ordem 2, que exclui a interação entre três fatores referida, e mantém apenas a interação entre dois fatores.

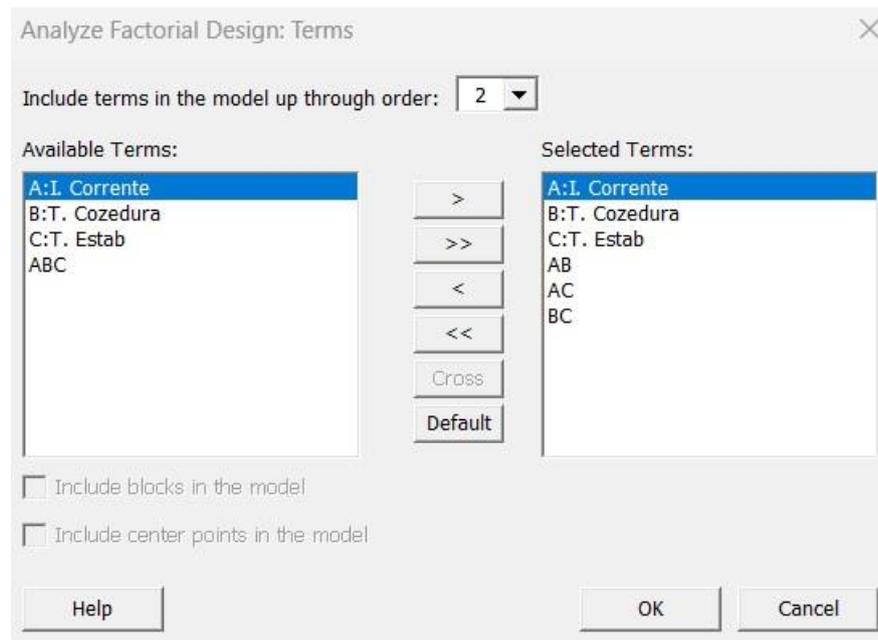


Figura 42 -Seleção de fatores e interações a analisar

De forma a ser possível entender o quão adequados são os dados ao modelo em questão, são analisados gráficos que tratam os valores residuais, permitindo concluir se o modelo se encontra ajustado à recolha de dados realizada.

Com toda a informação consequente da aplicação no *software* mencionado, e recorrendo aos resultados em bruto das experiências planeadas, são aplicadas alterações nos parâmetros do processo, que, de forma a confirmarem a sua viabilidade, serão controladas através de SPC num próximo momento.

3.6. Fase C (Control)

A última fase do DMAIC aborda o controlo de todas as alterações resultantes do momento de melhoria. É neste instante que são retiradas mais amostras de maneira que a qualidade do produto não seja comprometida. Vai se procurar entender se a diminuição do tempo de ciclo do processo em questão é sustentável, ou não, corrigindo todos os erros e defeitos que possam surgir.

Para este efeito, e com suporte da pesquisa bibliográfica, é utilizado o controlo estatístico do processo aliado a cartas de controlo.

3.6.1. Controlo Estatístico do Processo

O controlo será aplicado em quatro características mecânicas projetadas através de amostras, sendo o laboratório da empresa o interveniente responsável pela devida testagem. Como realçado em fases anteriores, serão controladas quatro variáveis: compressibilidade, tensão de cedência, recuperação e densidade.

Tendo em atenção as limitações do processo, descritas nos próximos pontos deste trabalho, conclui-se que o tamanho de amostra será inferior a 10 unidades, e uma vez que todas as variáveis em análise são contínuas, são aplicadas cartas de controlo de média e amplitude, X e R. Os seus limites são estabelecidos pelas equações 42-47. Para este efeito são aglomerados quatro blocos de teste, com as respetivas alterações de parâmetros definidas após a devida análise dos resultados das experiências planeadas. De cada bloco são retiradas duas placas, uma da face superior e outra da face inferior, tentando assim garantir homogeneidade na qualidade do bloco.

Os dados serão tratados no *software* mencionado anteriormente, o Minitab.

3.7. Conclusão

Este capítulo começa com a apresentação do projeto, permitindo a compreensão dos seus limites e oportunidades de melhoria e estuda de que forma serão aplicadas as ferramentas apresentadas no capítulo 2.

Recorrendo a métodos como o SIPOC e Project Charter, são identificados os intervenientes do processo, compreendendo também a relação entre eles. Com isto, é feita uma exposição das variáveis e em que sítio estas se encontram.

Utilizando uma variante do planeamento de experiências, as experiências fatoriais completas, são testadas novas combinações dos três parâmetros, identificados para este propósito. Para isto, são explicados os detalhes necessários para a correta condução desta metodologia, alcançando os resultados pretendidos, e, conseqüentemente, fornecendo informação valiosa à engenharia de processo.

O passo final prende-se no controlo das alterações induzidas pelas experiências e respetiva recolha de dados, no passo anterior. Com este fim, é definido o tamanho de amostra apropriado tanto ao projeto em questão, como aos recursos da unidade fabril.

Em conclusão, neste capítulo foi apresentado em detalhe o procedimento que deve ser tomado para a aplicação das ferramentas estatísticas, podendo garantir que todos os passos são devidamente executados, com a maior quantidade de informação disponível resultante de cada metodologia. Após filtradas e escolhidas as ferramentas a utilizar, e tendo o caminho ordenado e definido, são obtidos os resultados, analisados no seguinte capítulo.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Tendo a metodologia a aplicar totalmente definida, com base em conceitos descritos na revisão bibliográfica, são apresentados os resultados do projeto.

Inicialmente é tomada uma perspectiva crítica, procurando encontrar em detalhe os intervenientes que afetam o processo. Posteriormente, são avaliados os resultados, bem como são tomadas decisões acerca das variáveis a modificar. Depois, são apresentados os produtos das experiências planeadas, terminando o projeto com o controlo das novas alterações, tentando assim consolidar as melhorias no processo.

É ainda feita uma comparação entre o estado do processo no início e no final, avaliando assim a intervenção realizada e permitindo uma discussão de resultados sustentada pelos valores.

4.1. Escolha de Parâmetros

Para analisar em detalhe o processo foram realizados dois Diagramas de Ishikawa, que funcionam de forma complementar.

A Figura 35 representa uma avaliação sobre o processo na sua globalidade, enquanto a Figura 43 representa a análise do problema de alto consumo energético no centro de trabalho.

Existem diversos fatores que influenciam a aglomeração de blocos, como é possível ver na Figura 35 sendo que todos afetam diretamente a qualidade das unidades aglomeradas. Parâmetros do processo, como os de cozedura e mistura, em conjunto com a fórmula e a estabilização, revelam algumas limitações, mas são controláveis, contrariamente a variáveis como o ambiente do processo. O molde utilizado, sendo que pode ser feita a distinção entre moldes novos e velhos, que permitem diferentes amplitudes térmicas ao longo do processo, tem muito impacto na temperatura de polimerização. Estes são os intervenientes no processo de aglomeração de blocos e com a aplicação desta ferramenta é possível perceber onde devem ser induzidas alterações, uma vez que algumas variáveis são incontroláveis.

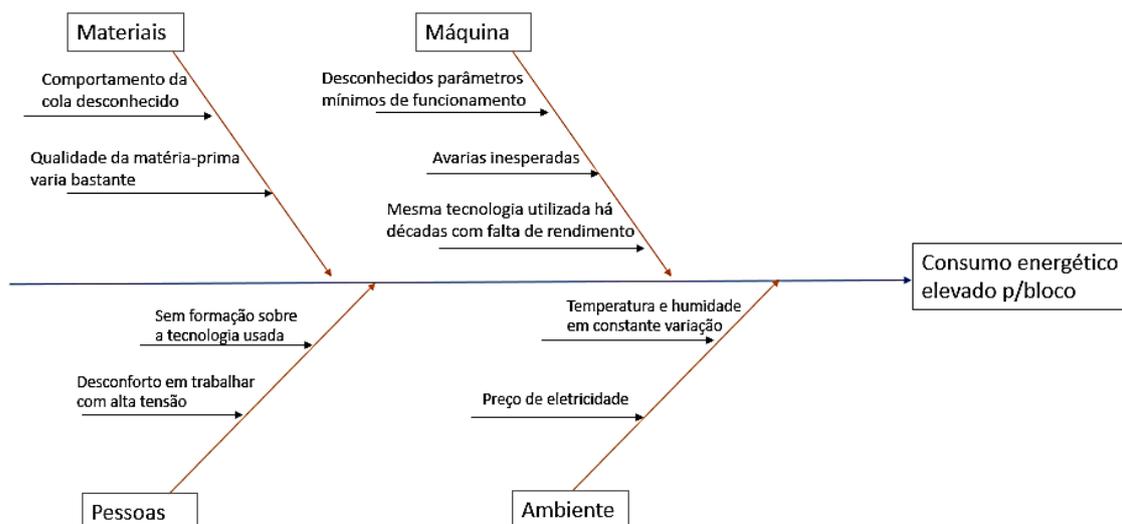


Figura 43 - Diagrama de Espinha-de-Peixe sobre o Consumo Energético da aglomeração de blocos

Depois da abordagem ao problema em questão, é feita uma avaliação de possíveis causas para o elevado consumo energético por bloco produzido.

Na Figura 43, são descritos os aspetos identificados, sendo que novamente existem fatores que são incontroláveis. Exemplos: preço de eletricidade; temperatura e humidade; qualidade da matéria-prima. Como tal, é interessante entender as outras variáveis. Será importante delimitar os parâmetros do processo, assim como informar os operadores dos limites. Como hipótese inicial, e com apoio em peritagem, entende-se que com um melhor conhecimento do comportamento da máquina, menor será o número de avarias inesperadas, e, conseqüentemente, induzir um aumento de *output* na linha. Procuram-se também reduzir parâmetros que desgastam componentes da máquina, numa perspectiva de exigência de manutenção, como horas de trabalho num valor elevado de intensidade de corrente.

Nesta fase devem também ser aplicados testes estatísticos como *t-test* e *f-test*. Porém, surgiu uma dificuldade durante a execução deste projeto: os resultados das placas enviadas para o laboratório não foram devolvidos em tempo que permitisse a execução normal desta fase. Como tal, de forma a não inviabilizar a execução de todas as fases, foi tomado o seguinte critério: utilizar parâmetros intrínsecos à operação em análise, ou seja, os parâmetros controláveis que influenciam ativamente a qualidade dos blocos aglomerados. Como não foram obtidos resultados suficientes por parte do laboratório, os testes estatísticos foram retirados totalmente desta análise.

Outros parâmetros, como aqueles associados à operação de mistura, podem ter influência, porém não foram obtidos resultados que o comprovassem, e a adição destes à seguinte fase, planeamento de experiências, aumentava substancialmente o número de combinações a executar, e tornaria mais complicada a aplicação, tanto em *shop floor*, como num contexto de análise.

Partindo de conhecimento empírico, e com base em ferramentas de análise qualitativa, como os Diagramas de Espinha-de-Peixe apresentados anteriormente, são escolhidos três parâmetros críticos a serem testados nas experiências que seguem na próxima fase:

- Fator A -> Intensidade de corrente da estufa de alta frequência, medida em Amperes.
- Fator B -> Tempo de cozedura, medido em segundos.
- Fator C -> Tempo de estabilização após desmoldagem, medido em dias.

Tendo identificados os parâmetros críticos, pode se avançar para a execução de todas as combinações referentes à metodologia escolhida para o planeamento de experiências.

4.2. Planeamento de Experiências

Como explicado no capítulo anterior, as experiências fatoriais seguem uma disposição *full factorial* com três fatores e com apenas dois níveis. Esta configuração é aplicada nos quatro artigos, que, provêm do Diagrama de Pareto suportado pelo número de unidades produzidas por referência durante o ano de 2022, Figura 34.

A estrutura da análise segue a ordem apresentada:

1. Diagrama de Pareto de efeitos dos fatores A, B e C, associando também as interações AB, BC e AC.
2. ANOVA dos fatores A, B e C, associando também as interações AB, BC e AC.
3. Sumário do modelo com os fatores A, B e C, e as interações AB, BC e AC.
4. Gráficos de valores residuais dos fatores A, B e C, associando também as interações AB, BC e AC.

Serão analisados os resultados dos quatro artigos, sendo que a análise é dividida em cada referência de cada vez, isto é, são analisados todos os resultados com significância estatística de um produto, antes de proceder com a exploração dos dados obtidos do próximo. A exceção, e a título de realizar uma explicação mais detalhada, é feita uma análise aprofundada a uma característica mecânica do Produto A, mesmo que os resultados não apresentem a significância mencionada. A partir do Produto B, sempre que os dados conduzirem a diferentes conclusões, estas são devidamente analisadas e fundamentadas. No final é feita uma análise global, onde são comparados os resultados das quatro características mecânicas para os quatro artigos.

Por artigo é seguido o arranjo, sendo que a presença das características mecânicas neste capítulo depende se estas possuem intervenientes com significância estatística:

1. Compressibilidade.
2. Recuperação.
3. Densidade.
4. Tensão de Ruptura.

É importante lembrar também que devem ser sempre consideradas as interações entre fatores, uma vez que, sem prova estatística em contrário, estes não devem ser assumidos como erro. Podem posteriormente ser eliminados de forma a simplificar a análise, mas nunca fase inicial são elementos indispensáveis. Contudo, a interação entre três fatores não deve ser considerada, uma vez que não é comum uma interação desta ordem apresentar valor significativo, simplificando assim o processamento de dados no planeamento de experiências [43].

Uma última nota a ter em consideração é o valor que os gráficos residuais apresentam. Sendo que o tamanho de amostra é baixo, e o número de *runs*, logicamente condicionado pelo número de fatores e níveis, é igualmente pequeno, estes não possuem a possibilidade de terem suporte estatisticamente significativo, de forma que não merecem atenção tão detalhada como os outros momentos. Contudo, são apresentados neste projeto apenas por cariz complementar, e apenas se apresentarem tendências consideráveis devem ser tidos em conta.

4.2.1. Produto A

O Produto A é o mais produzido na empresa, Figura 34.

Após serem introduzidos os valores recolhidos das diversas *runs*, e executando o processo explicado no capítulo anterior, são devolvidos pelo software os valores apresentados abaixo.

Começando pela característica mecânica compressibilidade, o Diagrama de Pareto apresentado na Figura 44 revela que nenhum dos fatores se demonstra estatisticamente significativo, tal como as suas interações, uma vez que nenhum alcança a linha vermelha, que é a referência para a significância estatística.

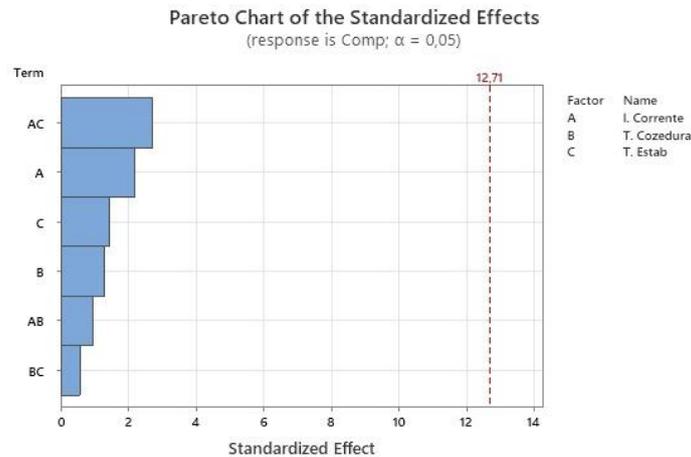


Figura 44 - Diagrama de Pareto de Compressibilidade do Produto A

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Model	6	69,704	11,617	2,87	0,424
Linear	3	34,865	11,622	2,87	0,404
I. Corrente	1	19,494	19,494	4,81	0,272
T. Cozedura	1	6,860	6,860	1,69	0,417
T. Estab	1	8,512	8,512	2,10	0,384
2-Way Interactions	3	34,838	11,613	2,87	0,404
I. Corrente*T. Cozedura	1	3,629	3,629	0,90	0,517
I. Corrente*T. Estab	1	29,923	29,923	7,39	0,224
T. Cozedura*T. Estab	1	1,286	1,286	0,32	0,673
Error	1	4,050	4,050		
Total	7	73,753			

Figura 45 - ANOVA de Compressibilidade do Produto A

Os valores obtidos na ANOVA, Figura 45, confirmam estatisticamente a insignificância dos três fatores, uma vez que todos têm valores de *p-value* superiores ao limite definido pelo intervalo de confiança, em que $\alpha = 0,05$.

De forma complementar ao Diagrama de Pareto são apresentados quatro gráficos de valores residuais do estudo desta característica mecânica e produto, Figura 46. O conjunto destes quatro gráficos serve para analisar o quão ajustado estão os dados ao modelo. No gráfico superior esquerdo encontra-se a linha vermelha que revela os valores ideais resultantes da função de normalidade. Uma vez que os pontos se aproximam da reta, estes estão de acordo com o esperado. Os gráficos de *versus fits* e *versus order* sugerem que não existem tendências que possam afetar o resultado dos testes. Já o histograma não apresenta uma dispersão normal, sendo que reforça a ideia de que os dados deste produto não permitem tirar conclusões confiáveis [76].

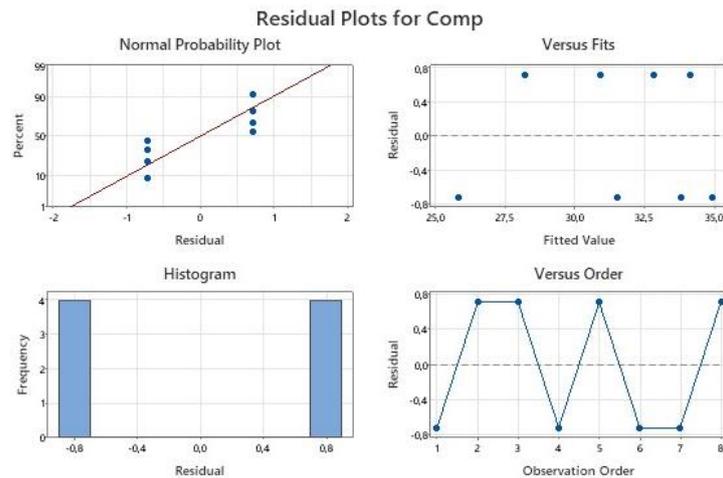


Figura 46 - Gráficos de Residuais para a Compressibilidade do Produto A

Para verificar o quão adequado é o modelo aos dados em questão, é analisado o resumo do modelo fornecido pelo Minitab. O ideal é obter um valor de S baixo e um R^2 alto.

Com isto, os valores do resumo da adequabilidade do modelo aos dados em questão revelam-se perto de ideais, Figura 47, o que permite concluir que o modelo é apropriado. Contudo, o histograma e o gráfico de normalidade, Figura 46, sugerem que os dados devem ser analisados de forma cautelosa. Concluindo, não é possível retirar nenhuma conclusão sobre o efeito dos fatores na Compressibilidade do Produto A.

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
2,01245	94,51%	61,56%	0,00%

Figura 47 - Resumo do modelo relativo à Compressibilidade do Produto A

Para a análise da recuperação, são apresentados os resultados nas Figuras 48-50. Com base na explicação dada para a compressibilidade, o mesmo é aplicável relativamente à recuperação, uma vez que nenhum fator nem interação entre fatores apresenta significância estatística, bem como o modelo não se encontrar adequado aos dados.

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Model	6	19,404	3,234	0,15	0,959
Linear	3	11,795	3,932	0,18	0,900
I. Corrente	1	1,266	1,266	0,06	0,849
T. Cozedura	1	2,484	2,484	0,11	0,792
T. Estab	1	8,045	8,045	0,37	0,652
2-Way Interactions	3	7,610	2,537	0,12	0,939
I. Corrente*T. Cozedura	1	1,982	1,982	0,09	0,813
I. Corrente*T. Estab	1	2,574	2,574	0,12	0,789
T. Cozedura*T. Estab	1	3,053	3,053	0,14	0,772
Error	1	21,706	21,706		
Total	7	41,110			

Regression Equation in Uncoded Units

$$\text{Rec} = 65,82 + 0,40 \text{ I. Corrente} - 0,56 \text{ T. Cozedura} + 1,00 \text{ T. Estab} \\ + 0,50 \text{ I. Corrente*T. Cozedura} - 0,57 \text{ I. Corrente*T. Estab} + 0,62 \text{ T. Cozedura*T. Estab}$$

Figura 48 - ANOVA de Recuperação do Produto A

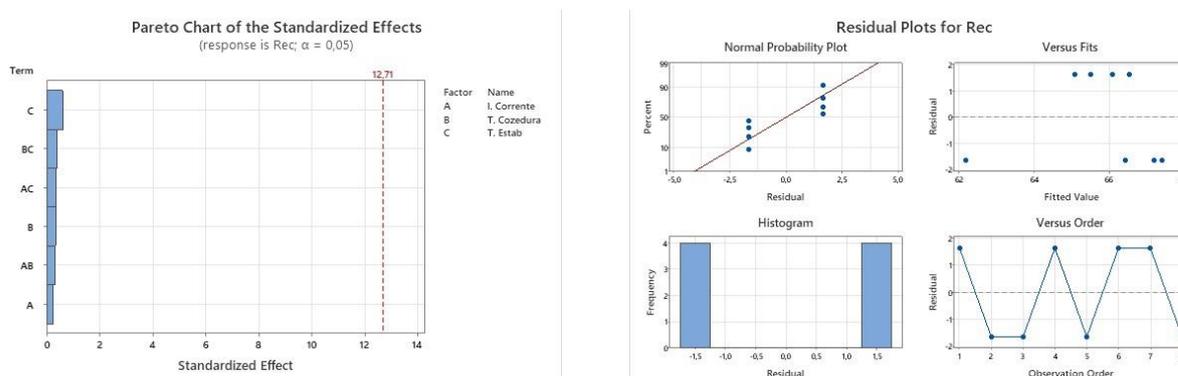


Figura 49 - Diagrama de Pareto e Gráficos de Residuais de Recuperação do Produto A

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
4,65900	47,20%	0,00%	0,00%

Figura 50 - Resumo do modelo relativo à Recuperação do Produto A

Quanto à recuperação, não foi possível retirar qualquer conclusão, uma vez que nenhum interveniente apresenta significância estatística e o modelo não é adequado aos dados presentes. Para as duas características mecânicas restantes, a densidade e tensão de rotura, também não é possível retirar conclusões, pelo que, de forma a manter a discussão de resultados sucinta, são apresentados os resultados relativos às restantes características mecânicas no apêndice deste documento.

Um aspeto que será explorado no subsequente capítulo é a variação de matéria-prima do produto em questão. Uma vez que é o produto mais fabricado e com é altamente dependente da tiradia de cortiça, ou seja, com a variação da qualidade da matéria-prima, torna-se inviável aplicar testes estatísticos e planejar experiências, uma vez que não é possível manter as variáveis constantes em toda a matéria-prima. Consoante a disponibilidade, a fórmula do produto A é alterada para garantir que não existe falha no fornecimento deste produto.

4.2.2. Produto B

A análise do Produto B apresenta resultados com alguma significância estatística.

Começando pelo *output* compressibilidade, são apresentadas as Figuras 51-54, onde estão presentes todos os momentos de análise mencionados anteriormente.

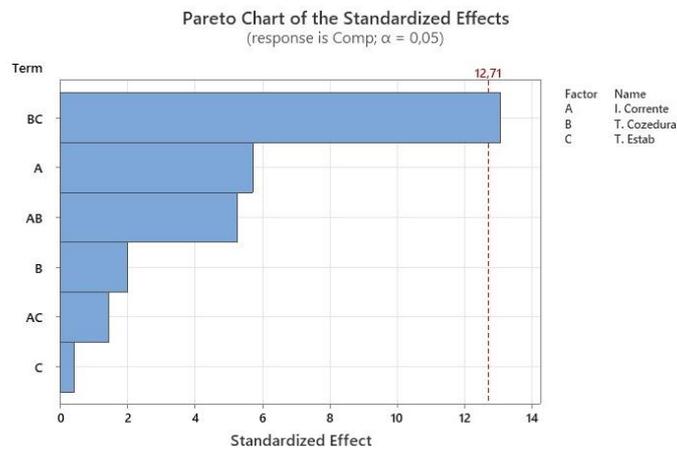


Figura 51 - Diagrama de Pareto de Compressibilidade do Produto B

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Model	6	6,72312	1,12052	39,44	0,121
Linear	3	1,04816	0,34939	12,30	0,206
I. Corrente	1	0,92701	0,92701	32,63	0,110
T. Cozedura	1	0,11598	0,11598	4,08	0,293
T. Estab	1	0,00516	0,00516	0,18	0,743
2-Way Interactions	3	5,67496	1,89165	66,58	0,090
I. Corrente*T. Cozedura	1	0,78328	0,78328	27,57	0,120
I. Corrente*T. Estab	1	0,06068	0,06068	2,14	0,382
T. Cozedura*T. Estab	1	4,83100	4,83100	170,04	0,049
Error	1	0,02841	0,02841		
Total	7	6,75153			

Figura 52 - ANOVA de Compressibilidade do Produto B

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0,168557	99,58%	97,05%	73,07%

Figura 53 - Resumo do modelo relativo à Compressibilidade do Produto B

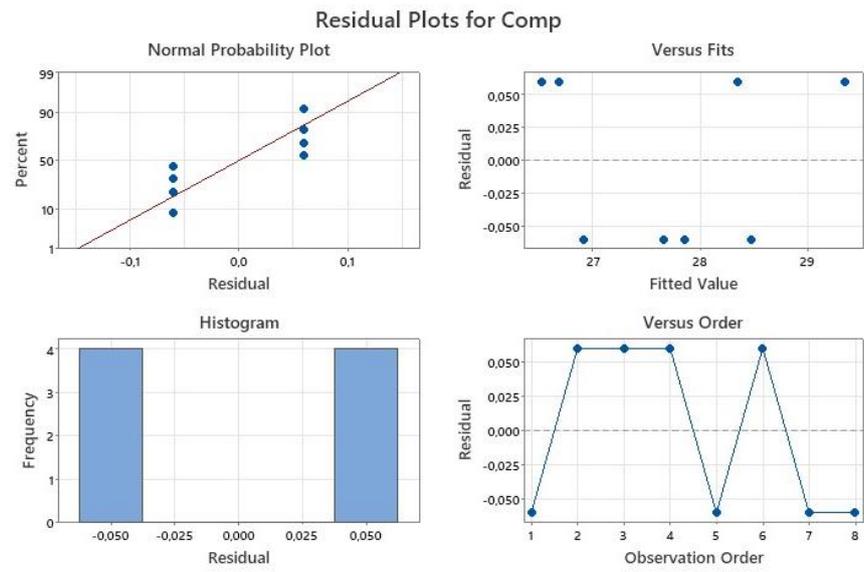


Figura 54 - Gráficos de Residuais de Compressibilidade do Produto B

Com base nestes dados, é possível concluir que, para a Compressibilidade do Produto B, a interação de fatores BC tem um impacto significativo, uma vez que ultrapassa o valor de p-value definido para o intervalo de confiança. O modelo é apropriado, como mostrado pela Figura 53, e os seus valores residuais não revelam nenhum padrão suspeito, Figura 54, apesar de não ter a aparência de um gráfico de distribuição normal.

A outra característica mecânica que apresenta resultados significativos dentro dos dados do Produto B é a Tensão de Rotura.

Como é possível verificar no Diagrama de Pareto de efeitos da Figura 55 esta apresenta significância estatística através da interação entre os fatores BC. Os valores presentes na ANOVA, Figura 56, comprovam a importância da interação referida.

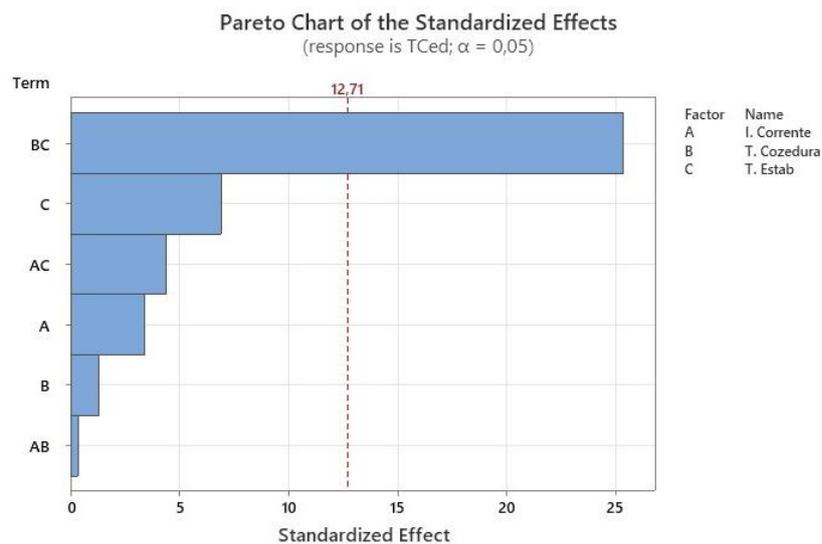


Figura 55 - Diagrama de Pareto de Tensão de Rotura do Produto B

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Model	6	13624,5	2270,7	120,20	0,070
Linear	3	1145,9	382,0	20,22	0,162
I. Corrente	1	215,6	215,6	11,41	0,183
T. Cozedura	1	32,5	32,5	1,72	0,415
T. Estab	1	897,7	897,7	47,52	0,092
2-Way Interactions	3	12478,5	4159,5	220,17	0,049
I. Corrente*T. Cozedura	1	2,1	2,1	0,11	0,794
I. Corrente*T. Estab	1	361,9	361,9	19,16	0,143
T. Cozedura*T. Estab	1	12114,5	12114,5	641,25	0,025
Error	1	18,9	18,9		
Total	7	13643,4			

Figura 56 - ANOVA de Tensão de Rotura do Produto B

Já o resumo de modelo que verifica a adequabilidade deste aos dados introduzidos, tendo em conta que os valores de S e R^2 se apresentam bastante apropriado, Figura 57. Os valores residuais, Figura 58, também não apresentam qualquer sinal de desfazamento.

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
4,34650	99,86%	99,03%	91,14%

Figura 57 - Resumo do modelo relativo à Tensão de Rotura do Produto B

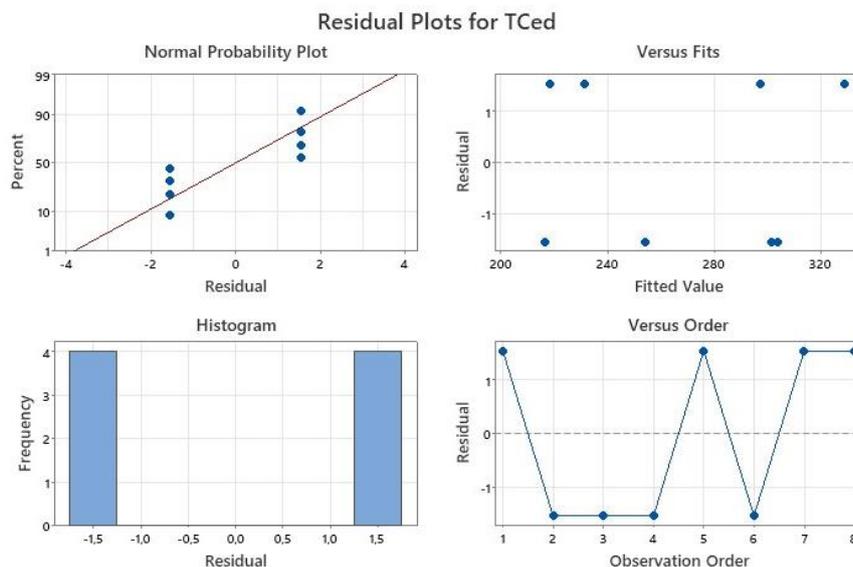


Figura 58 - Gráficos de Residuais de Tensão de Rotura do Produto B

Tendo em conta os resultados da Compressibilidade e Tensão de Rotura, é possível concluir que a interação entre os fatores B e C é o interveniente com mais efeito nas duas características mecânicas, pelo que é recomendado manter os valores *standard* utilizados até ao momento, de forma a não prejudicar a qualidade do produto nestas duas dimensões. Deverá ser diminuída a intensidade de corrente (factor A) para a fase de controlo subsequente, de forma a ser possível obter alguma poupança, sendo neste caso, de consumo energético.

4.2.3. Produto C

Uma vez que nenhuma das características mecânicas avaliadas para o Produto C apresenta significância estatística, não é apresentado qualquer resultado neste subcapítulo. Todos os resultados do artigo C estão presentes no apêndice deste documento.

É importante referir que o Produto C utiliza a mesma variedade de matéria-prima que o Produto A, diferenciando-se apenas por pequenos ajustes na quantidade dos seus componentes, como cortiça, cola e água. O facto de não ser apresentada qualquer relevância estatística de fatores e interações reforça a conclusão apresentada no final do subcapítulo do Produto A, onde é referido que a variação de matéria-prima é algo incontroável e, que por sua vez, pode anular os efeitos dos outros fatores, no contexto do estudo de planeamento de experiências. No âmbito do projeto, a tentativa de apanhar um certo lote de matéria-prima, de forma a “escolher” uma certa uniformidade de materiais, inviabilizava a sua execução, pelo que esta é uma limitação.

4.2.4. Produto D

O último produto a analisar é o Produto D, sendo que este apresenta resultados assinaláveis em duas características mecânicas, sendo estas a Compressibilidade e a Recuperação.

O Diagrama de Pareto relativo à Compressibilidade, Figura 59, mostra que o fator C tem efeito considerável no output, sendo que apresenta *p-value* inferior ao limite de confiança estabelecido previamente, comprovado pela ANOVA relativa a esta característica, Figura 60.

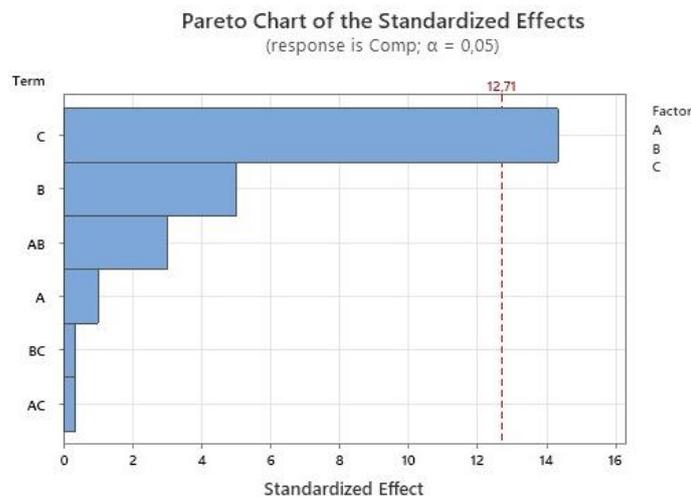


Figura 59 - Diagrama de Pareto de Compressibilidade do Produto D

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Model	6	10,8300	1,80500	40,11	0,120
Linear	3	10,4150	3,47167	77,15	0,083
A	1	0,0450	0,04500	1,00	0,500
B	1	1,1250	1,12500	25,00	0,126
C	1	9,2450	9,24500	205,44	0,044
2-Way Interactions	3	0,4150	0,13833	3,07	0,392
A*B	1	0,4050	0,40500	9,00	0,205
A*C	1	0,0050	0,00500	0,11	0,795
B*C	1	0,0050	0,00500	0,11	0,795
Error	1	0,0450	0,04500		
Total	7	10,8750			

Figura 60 - ANOVA de Compressibilidade do Produto D

O resumo de modelo, Figura 61, e o gráfico de valores residuais, Figura 62, comprovam que o estudo é válido, sendo o modelo ajustado aos dados e não havendo padrões que possam enviesar resultados, respetivamente.

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0,212132	99,59%	97,10%	73,52%

Figura 61 - Resumo do modelo relativo à Compressibilidade do Produto D

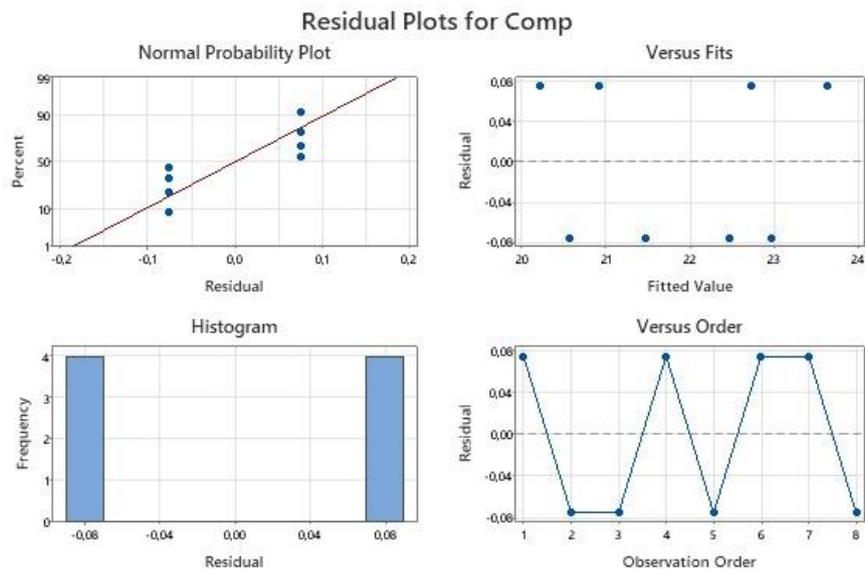


Figura 62 - Gráficos de Residuais de Compressibilidade do Produto D

Como verificado no Produto B, existe significância estatística na característica Tensão de Rotura, sendo que desta vez é no Produto D. Contudo, esta não se revela através da interação BC, mas sim pelo fator C. O Diagrama de Pareto, Figura 63, demonstra a distância da dimensão do efeito, sendo que nenhum outro fator ou interação se aproxima da relevância do fator C. O *p-value* da respetiva ANOVA, Figura 64, comprova esta afirmação.

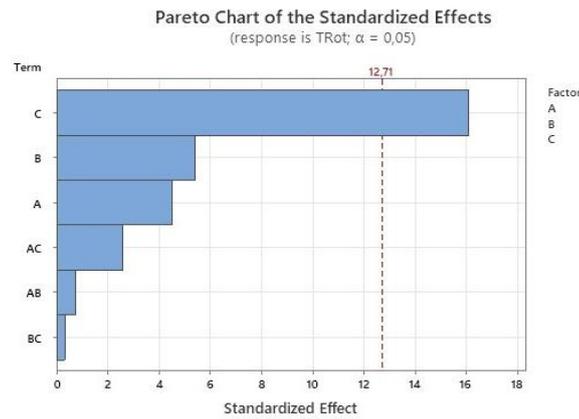


Figura 63 - Diagrama de Pareto de Tensão de Rotura do Produto D

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Model	6	48433,3	8072,2	52,75	0,105
Linear	3	47330,1	15776,7	103,09	0,072
A	1	3120,9	3120,9	20,39	0,139
B	1	4457,1	4457,1	29,12	0,117
C	1	39752,1	39752,1	259,75	0,039
2-Way Interactions	3	1103,2	367,7	2,40	0,435
A*B	1	79,4	79,4	0,52	0,603
A*C	1	1007,8	1007,8	6,59	0,237
B*C	1	16,0	16,0	0,10	0,801
Error	1	153,0	153,0		
Total	7	48586,4			

Figura 64 - ANOVA de Tensão de Rotura do Produto D

Os elementos de análise complementar, resumo do modelo e gráfico de valores residuais, Figura 65 e Figura 66, respetivamente, consolidam os valores de significância estatística obtidos.

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
12,3708	99,69%	97,80%	79,84%

Figura 65 - Resumo do modelo relativo à Tensão de Rotura do Produto D

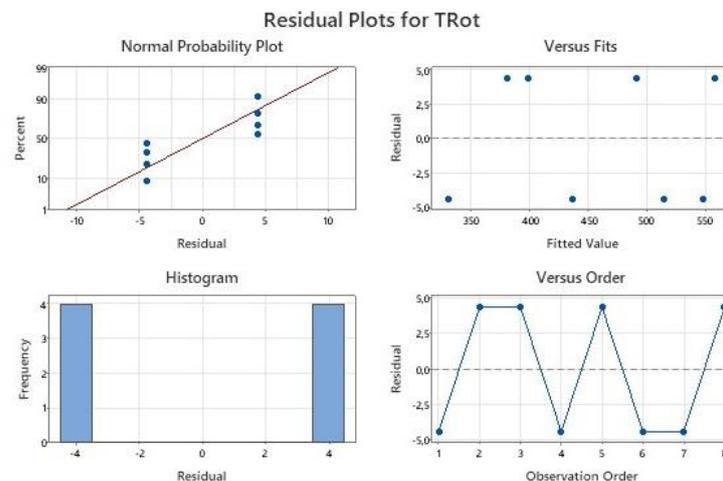


Figura 66 - Gráficos de Residuais de Tensão de Rotura do Produto D

Interpretando os valores apresentados para a Compressibilidade e a Tensão de Rotura do Produto D, é possível concluir que o fator C é o que mais interfere com a qualidade do produto. Como explicado anteriormente, este é o tempo de estabilização, medido em número de dias, e, sendo que afeta duas das quatro características mecânicas, não deve ser alterado, uma vez que pode comprometer a qualidade do artigo em questão. Como tal, uma vez que nenhum outro fator nem interação são estatisticamente significativos em nenhum output, estes podem ser diminuídos de forma a permitir o aumento da cadência do processo, no caso do tempo de cozedura (fator B), que se apresenta como gargalo do processo, e poupança energética através da redução da intensidade de corrente (fator A).

4.2.5. Conclusões sobre os resultados das experiências

Após serem apresentados todos os resultados estatisticamente significativos, é possível retirar conclusões acerca dos parâmetros selecionados como fatores em fases anteriores. Além disso, é possível entender a influência das variáveis não controláveis, como a qualidade do granulado de cortiça, podem ter nos resultados dos testes realizados.

Quanto aos produtos A e C, que têm como base a mesma matéria-prima, ou seja, qualidade de cortiça, os resultados convergem para apenas uma conclusão: a variação de um componente base, como é o caso da matéria-prima, pode inviabilizar o estudo aplicado no planeamento de experiências. Os moldes em que o projeto foi executado não permitia controlar a qualidade da matéria-prima e, como tal, em produtos que utilizam a variedade com menos disponibilidade no mercado, e com a respetiva cotação em constante variação, acabam por ser difíceis de estudar. Para estes produtos, não é recomendado serem aplicadas alterações, uma vez que a insignificância estatística não é apoiada por modelos apropriados aos dados e, pode levar a concluir que nenhum fator ou interação influencia os *outputs*, quando pode influenciar.

Já nos produtos B e D podem ser retiradas conclusões interessantes. Para começar, foram nas mesmas características mecânicas, Compressibilidade e Tensão de Rotura, onde apareceram estes resultados, o que sugere que estes *outputs* são os que apresentam maior sensibilidade a variações de parâmetros relacionados com a cozedura em alta frequência. No Produto B foi a interação entre os fatores B e C que se destacou, enquanto no Produto D foi o fator C. Como tal, pode ser retirada a conclusão de que o tempo de estabilização (fator C) não deve ser alterado para ambos, enquanto no Produto B também deve ser mantido o tempo de cozedura (fator B). O Produto D pode sofrer alteração na intensidade de corrente (fator A) e tempo de cozedura (fator B). Já no Produto B apenas se recomenda a realização de alterações na intensidade de corrente (fator A).

Finalmente, uma conclusão geral a ser retirada é que os fatores foram bem escolhidos, sendo que o único que pode suscitar algumas dúvidas nesse sentido é o fator A, uma vez que os outros apareceram, em momentos diferentes, como intervenientes-chave no processo e qualidade dos produtos. Além disso, o modelo escolhido, *full factorial* de três fatores e dois níveis, também é apropriado ao projeto, sendo que a análise dos vários resumos de modelos apresentados ao longo do capítulo comprovam a adequabilidade a metodologia.

4.3. Controlo do Processo

Tendo como ponto de partida as alterações de parâmetros enunciadas no subponto precedente, bem como a metodologia apresentada no terceiro capítulo do presente projeto, são aplicadas cartas de controlo de média e amplitude (X e R) sobre os quatro *outputs* definidos anteriormente. Com uma estrutura semelhante à apresentação de resultados das experiências planeadas, o presente capítulo é dividido por cada produto, terminando com uma breve conclusão acerca dos resultados obtidos. Partindo da conclusão do subcapítulo onde está explicado o planeamento de experiências, apenas são feitas alterações nos Produtos B e D, sendo que apenas faz sentido aplicar controlo de estatístico de processo nestes dois produtos.

É importante referir que, devido a uma restrição do *software* Minitab, tiveram de ser agrupadas as placas do mesmo bloco, resultando assim em subgrupos de tamanho 2, Figura 67.

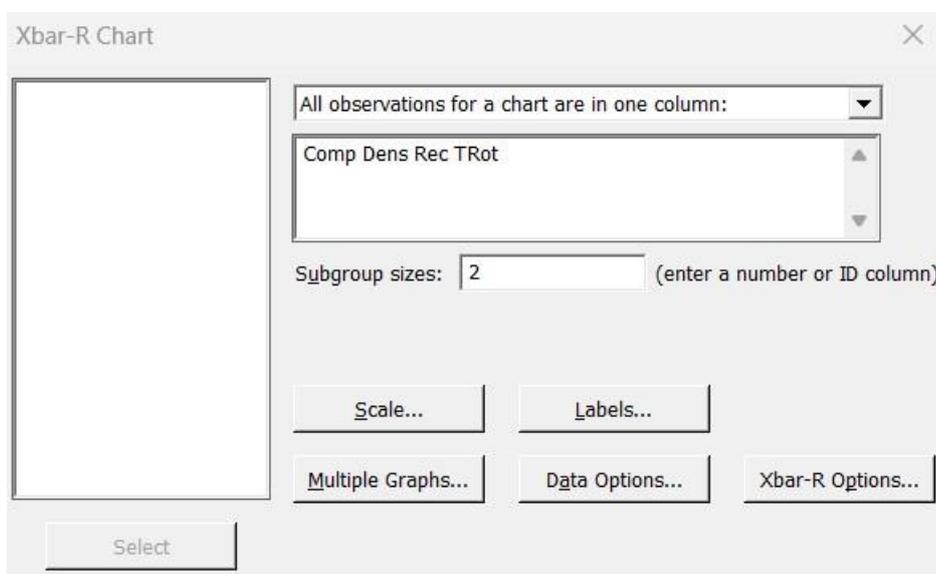


Figura 67 - Agrupamento de resultados para as cartas de média e amplitude

4.3.1. Produto B

No produto B apenas foi alterado o fator A (intensidade de corrente), uma vez que a interação de fatores BC se demonstrou estatisticamente significativa nas características Compressibilidade e Tensão de Rotura.

Tendo em consideração essa alteração, são aplicadas cartas de controlo de média e amplitude para as quatro características mecânicas do Produto B.

Começando pela compressibilidade, é possível observar que esta se encontra perfeitamente dentro de controlo, apresentado baixa amplitude entre os resultados obtidos, Figura 68.

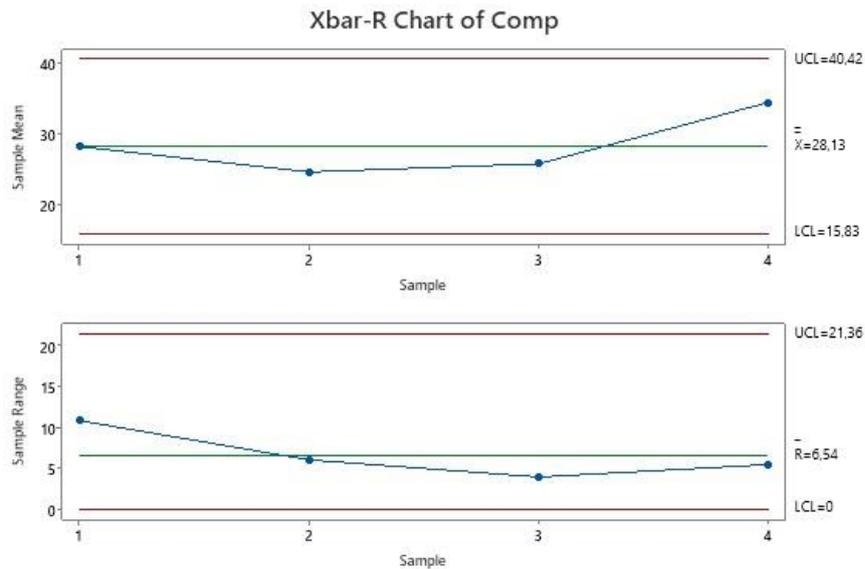


Figura 68 - Carta X e R para a Compressibilidade do Produto B

Já na Recuperação deste produto, é possível observar que um bloco aglomerado, de onde resultam as duas placas, apresenta um ponto acima do limite de controlo superior, Figura 69.

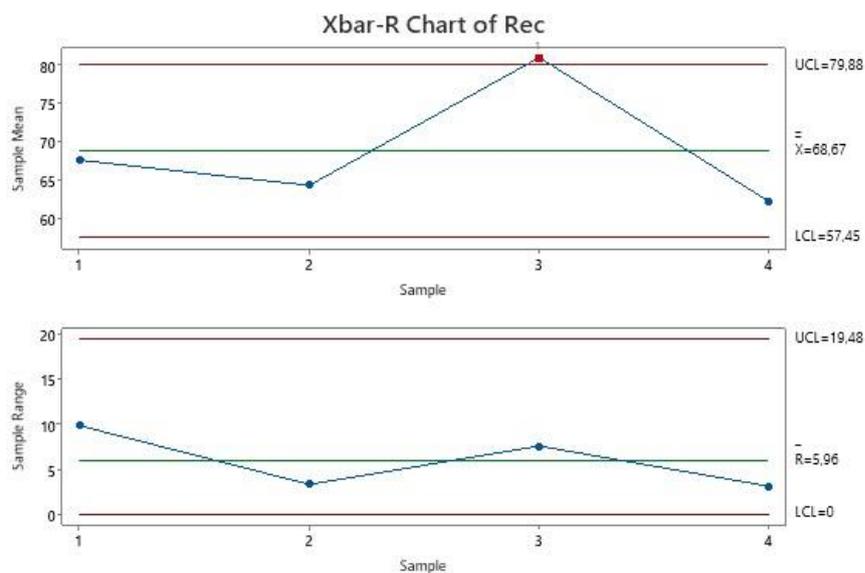


Figura 69 - Carta X e R para a Recuperação do Produto B

Uma vez que nenhum interveniente na produção deste bloco, como operador ou supervisor, consegue identificar a origem da variação, esta pode nascer na qualidade da própria matéria-prima, ou até por circunstâncias do processo, como ter ficado tempo excessivo em alguma operação anterior à cozedura, provocando sobreaquecimento da mistura nessas mesmas operações da linha de aglomeração, como na prensa ou no próprio misturador. Isto é algo que pode acontecer devido a uma variedade de circunstâncias, sendo que estas podem não ser controladas pelo operador. Portanto, é retirado este ponto, uma vez que se trata de um acontecimento único. Com isto, a carta de controlo está agora perfeitamente dentro dos limites estabelecidos, Figura 70.

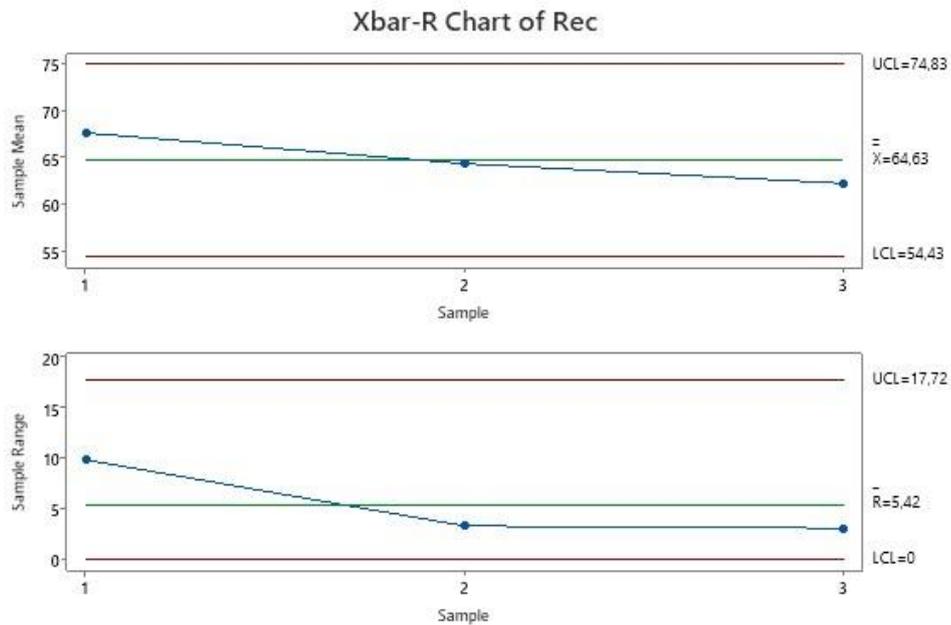


Figura 70 - Carta X e R para a Recuperação do Produto B corrigida

Já a Densidade do Produto B encontra-se dentro dos valores esperados, Figura 71. É importante notar que esta característica é onde se prevê menor variação, uma vez que depende maioritariamente da fórmula (quantidade e qualidade do granulado, quantidade de cola, etc.), logo a alteração mencionada para o Produto B não deve introduzir grande variação nos resultados desta característica. Portanto, toda a variação presente é a variação natural inerente à própria característica.

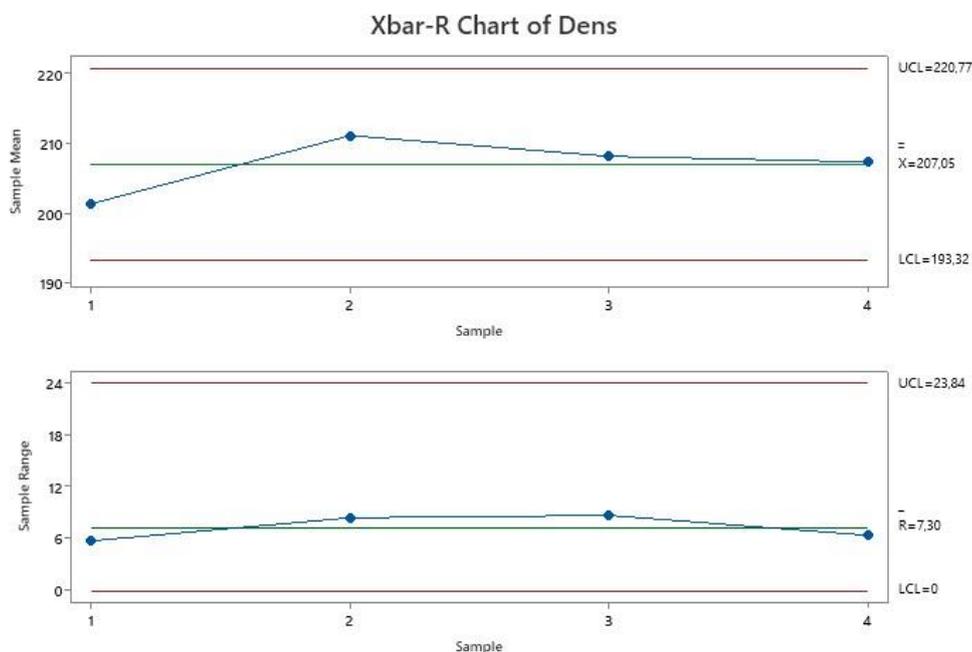


Figura 71 - Carta X e R para a Densidade do Produto B

Finalmente, a última característica a analisar é a Tensão de Rotura, e esta novamente apresenta-se dentro dos limites da carta de controlo de média e amplitude, Figura 72.

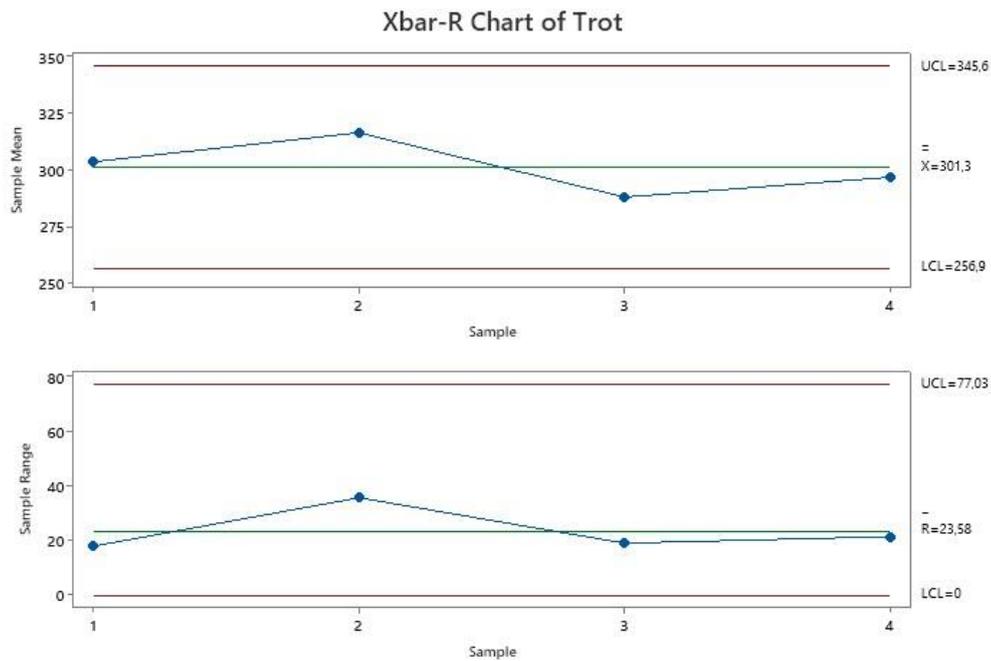


Figura 72 - Carta X e R para a Tensão de Rotura do Produto B

4.3.2. Produto D

Partindo dos resultados obtidos na fase de experiências planejadas, são induzidas alterações nos fatores A e B, intensidade de corrente e tempo de cozedura, respetivamente, do Produto D. O único parâmetro que permanece igual é o fator C, tempo de estabilização, medido em número de dias.

A Compressibilidade do Produto D demonstrou-se novamente sob controlo, Figura 73, apesar do ponto 3 apresentar uma amplitude relativamente grande.

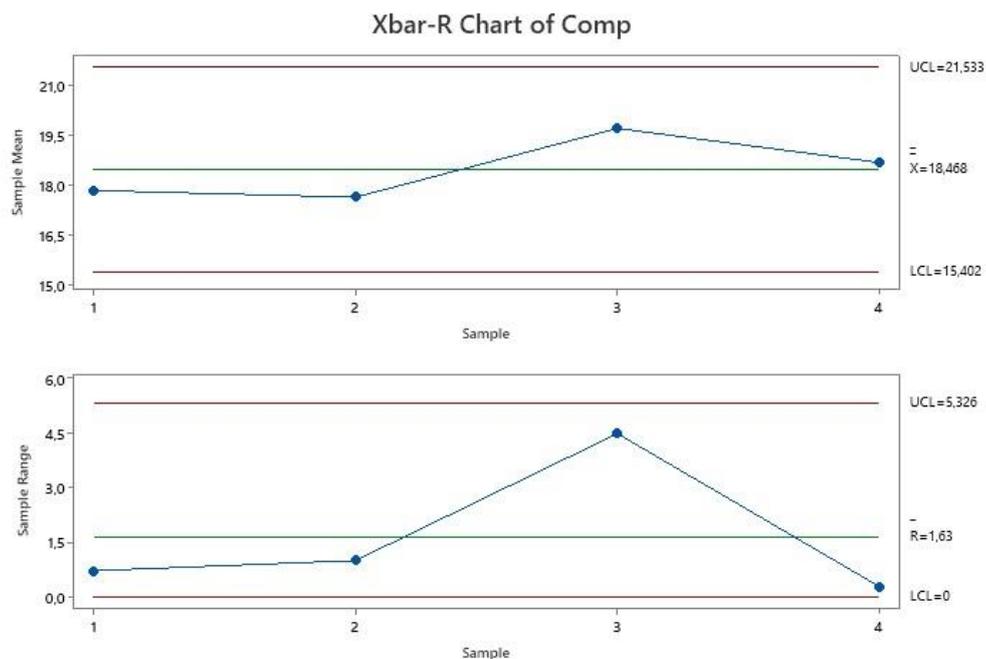


Figura 73 - Carta X e R para a Compressibilidade do Produto D

Curiosamente, o único ponto fora de controlo presente nas cartas do Produto D aparece na característica Recuperação, Figura 74.

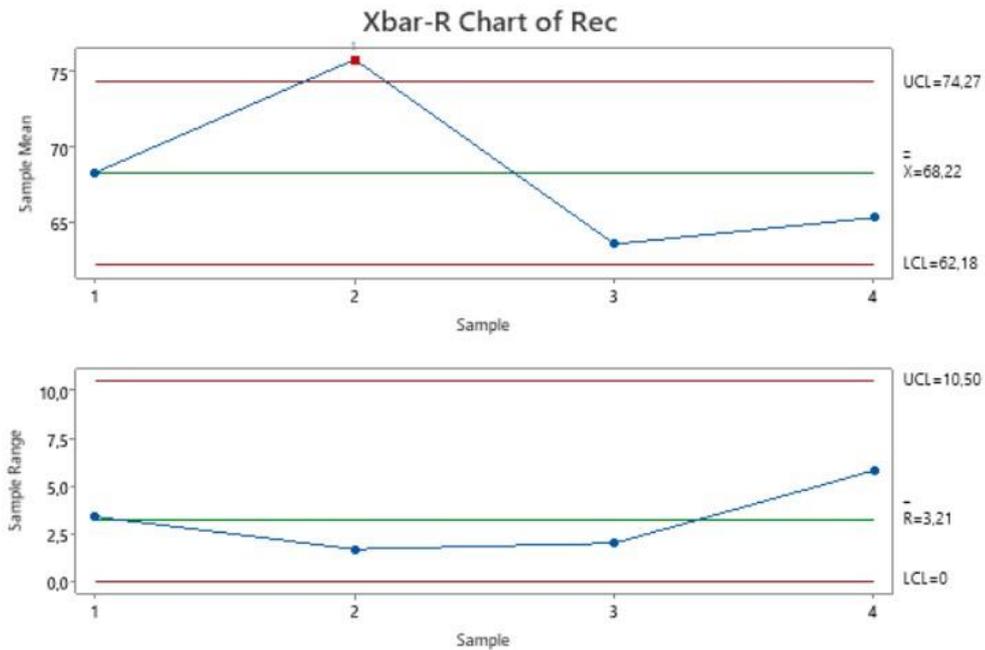


Figura 74 - Carta X e R para a Recuperação do Produto D

Novamente, não foi possível identificar a causa da variação, pelo que este ponto deve ser removido e ser efetuada uma nova análise. Nesta comprova-se que, removendo o ponto fora de controlo, os outros valores estão agora de acordo com os limites estipulados pela carta de média e amplitude, Figura 75.

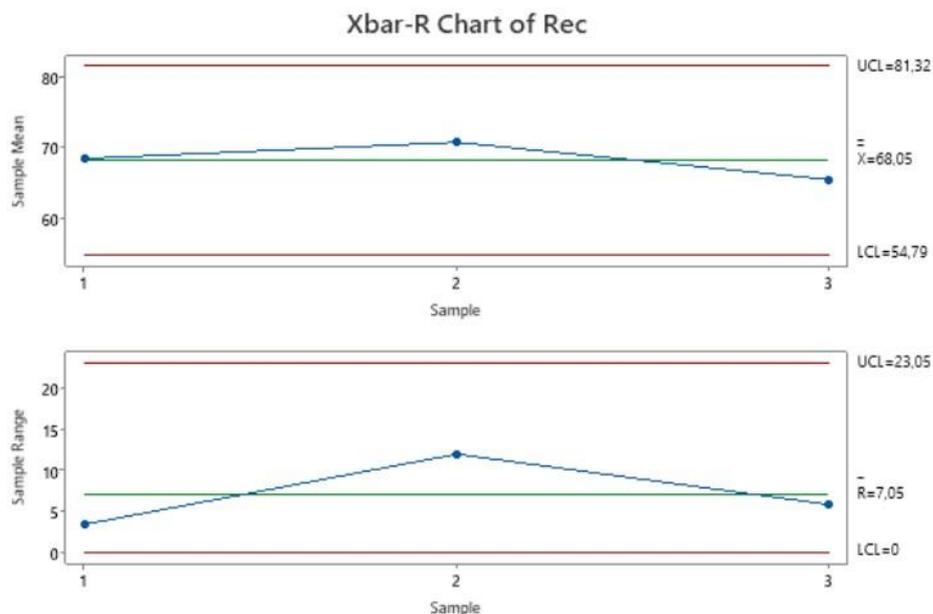


Figura 75 - Carta X e R para a Recuperação do Produto D corrigida

Novamente, e de acordo com o resultado apresentado para o Produto B, a densidade apresenta-se perfeitamente dentro de controlo, uma vez que teoricamente depende mais de variáveis relacionadas com a fórmula da mistura, Figura 76.

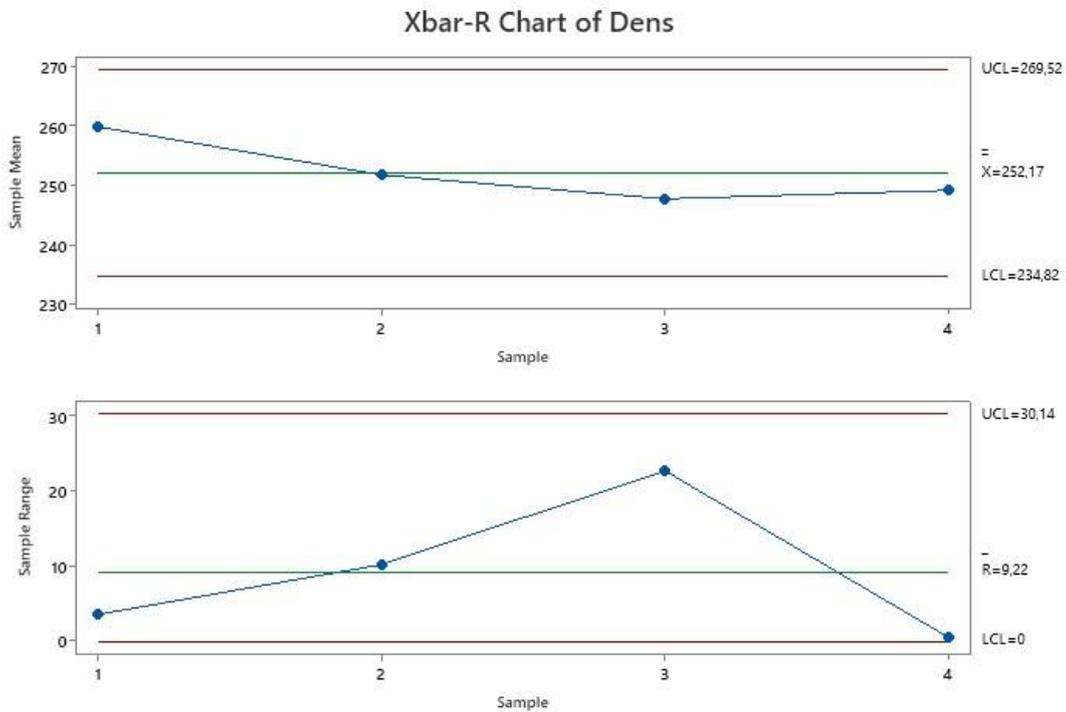


Figura 76 - Carta X e R para a Densidade do Produto D

Para concluir, a Tensão de Rotura do Produto D também se encontra dentro dos limites das cartas de controlo X e R, Figura 77.

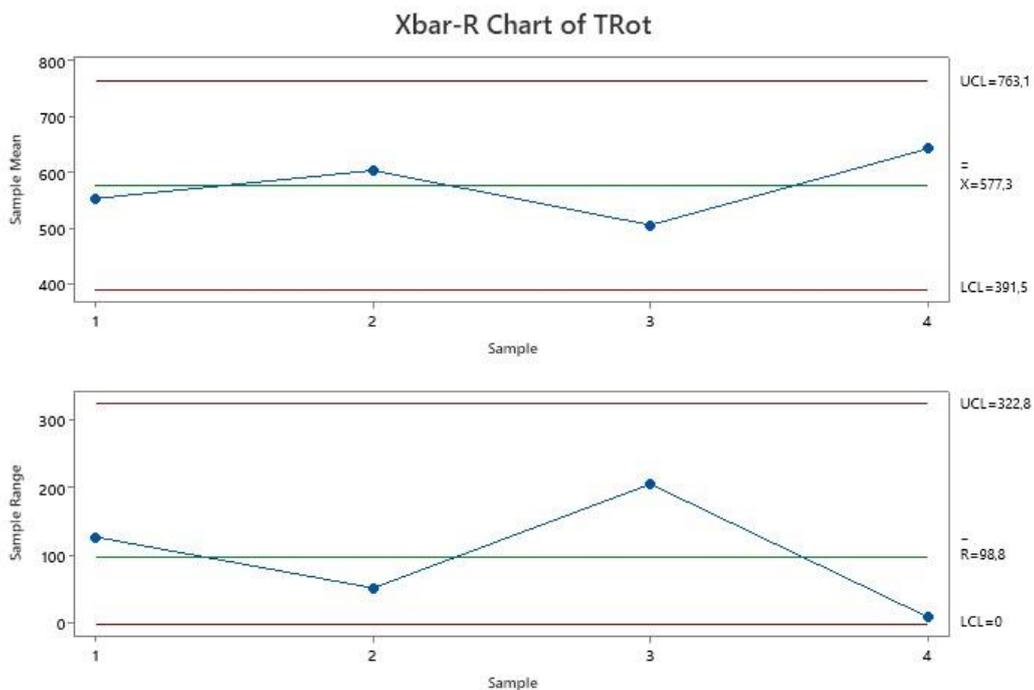


Figura 77 - Carta X e R para a Tensão de Rotura do Produto D

4.3.3. Conclusão sobre o controlo do processo

Tendo apresentados todos os resultados das cartas de controlo aplicadas aos produtos que sofreram alterações de fatores, é possível que concluir que a taxa de sucesso de todo o processo é relativamente alta. Isto porque apenas aparecem pontos fora de controlo em uma característica mecânica por cada um dos produtos.

Essa característica é a Recuperação em ambos os casos, o que leva a pensar que esta pode ser mais sensível a variações dos parâmetros do processo. Uma vez que apenas aparece um ponto fora de controlo por cada produto, pode ser concluído que não é algo necessariamente preocupante numa perspetiva dos parâmetros críticos selecionados. Claro que não é desejável ter uma característica fora do limite de especificação, porém, o controlo de uma característica que se apresenta tão sensível a parâmetros diferentes dos escolhidos deve ser realizado pela supervisão responsável. Dificilmente o ponto fora de controlo pode ser explicado pela variação de um ou dois fatores aplicada, até porque não existem dados que validem a teoria de que isto não acontecia antes do projeto em questão.

Finalmente, uma vez que a grande maioria dos resultados se encontra dentro das especificações delimitadas pelas cartas de controlo, assim como as especificações internas dos produtos (que não é permitido divulgar publicamente em documentos de natureza científico-académica), pode ser tirada a conclusão de que existe espaço para poupar em energia e/ou ganhar cadência, através da redução de dimensão de um ou dois fatores.

5. CONCLUSÕES

A introdução de melhorias em processos industriais é realizada muitas vezes com base em experiências anteriores, de forma empírica. Muitos peritos testam o que funciona e o que não funciona com base num determinado *output*. Apesar de ser uma solução que resulta parcialmente, este tipo de abordagem não permite ganhar conhecimento real sobre o processo, e muito menos permite perceber as relações entre variáveis.

Ferramentas como o DMAIC permitem abordar um processo de forma estruturada, revelando os limites das diversas variáveis, bem como os seus valores ideais. Por exemplo, uma diminuição do tempo de cozedura de um bloco pode garantir que o processo produza mais unidades no espaço de uma hora, mas se as suas características mecânicas forem afetadas negativamente a produção resultou, na verdade, em produtos defeituosos, ou seja, não só não acrescentou valor à unidade fabril, como ainda retirou, devido ao gasto de energia, matéria-prima e outros fatores associados.

Deve, portanto, ser encontrado um equilíbrio entre todas as variáveis que interferem com um processo, e este apenas pode ser obtido quando são conhecidos os limites, valores ideais e variáveis incontroláveis. Trata-se, portanto, de uma questão de ganho de conhecimento. É usualmente uma deficiência em empresas de menor dimensão, mas, com modelos adaptados, pode permitir a estas a conquista de “terreno” face à competição. Aliado a outros fatores como a performance de vendas, qualidade, entre outros, o conhecimento intrínseco dos processos sustenta o crescimento de um negócio.

Muitas vezes, ter um plano estruturado e com as perguntas corretas, mesmo sem a aplicação direta de ferramentas estatísticas, isto é, recorrendo mais a ferramentas qualitativas, pode já colmatar a falta de conhecimento de processo. Exemplos acessíveis são o Diagrama de Espinha-de-Peixe, ou Histogramas, que podem garantir que as causas de certos problemas sejam identificadas.

Com base nos resultados apresentados no capítulo precedente, é possível deduzir que as alterações induzidas após a realização das experiências planeadas beneficiaram a unidade fabril, uma vez que permite a poupança de energia e o ganho de cadência. Isto aconteceu, pois, dependendo do produto em questão, são diminuídos os fatores A e B, intensidade de corrente e tempo de cozedura, respetivamente, de forma isolada ou complementar. Mesmo que a estufa de alta frequência, que possui ambos os parâmetros referidos, não seja o ponto de gargalo, o facto de esta não estar em atividade, ou seja, em condução enquanto aguarda por outras operações, significa o gasto de menos eletricidade. Caso esta operação seja o ponto de gargalo do processo, permite o ganho de cadência que, por sua vez, e relacionando na mesma com o tempo de cozedura, conduz também a um gasto energético menor. Com isto, é possível afirmar que historicamente havia margem para melhorar a eficácia do processo, o que leva a concluir que certamente podem ser feitas otimizações em outras operações deste processo.

Ao longo do projeto foram apresentadas todas as ferramentas utilizadas, assim como os respetivos resultados e análises que levam as conclusões. As metodologias podem ser agrupadas em cinco fases, enquadrando-se de forma apropriada às cinco fases do método DMAIC. A utilização deste como esqueleto do projeto tornou o trabalho mais estruturado e permitiu a aplicação das ferramentas numa ordem que fez sentido e que conduziu a resultados e conclusões importantes. É importante realçar que todas as fases são essenciais.

Sendo que o planeamento de experiências e a aplicação de SPC têm claramente o foco deste projeto, estes foram analisados com maior detalhe. A sua combinação realçou a importância que a matéria-prima, uma variável incontrolável, pode ter nos resultados, indo além dos limites de controlo normais. Esta conclusão foi retratada de forma transparente nos Produtos A e C, onde aparentemente nenhum fator nem interação entre fatores tem significância estatística. Tomar como facto a afirmação anterior pode causar problemas sérios na unidade fabril, uma vez que é altamente improvável nenhum dos fatores causar efeito nas características mecânicas do bloco, porque caso contrário não faria sentido existir esta operação. Como tal, não faz sentido aplicar alterações dos parâmetros destes dois produtos, o que leva conseqüentemente a que a utilização de cartas de controlo neste contexto seja obsoleta. Apesar dos Produtos B e D apresentarem um ponto fora de controlo, na característica Recuperação, e tendo em consideração a explicação dada no subcapítulo anterior, considera-se que as cartas de controlo solidificam a alteração de dimensão dos parâmetros. Portanto, é importante concluir que a matéria-prima deve apresentar alguma homogeneidade, bem como o operador deve estar presente no controlo das diversas variáveis deste processo, sendo esta a maior dificuldade da implementação de melhorias em certos produtos.

5.1. Limitações e trabalhos futuros

A realização do projeto teve limitações. Uma destas, descrita no subponto anterior, foi a variação de matéria-prima. Outro tipo de limitações encontradas foram as limitações inerentes ao processo e fluxo de informação dentro da empresa onde foi realizado o projeto.

Durante as fases Define e Measure foram definidos os produtos sobre o qual foi realizado o estudo. Como explicado, foram utilizadas ferramentas que permitiram separar os produtos que deveriam ser estudados dos que não deveriam, como o Diagrama de Pareto. O estudo foi feito em artigos com maiores valores de produção no ano de 2022. Portanto, uma vez que apenas havia um leque de produtos a serem estudados, existiam diversos momentos que estes artigos não estavam a ser produzidos, provocando assim descontinuidade indesejada na recolha de dados, especialmente na fase Measure.

Contudo, é possível propor uma solução para esta limitação, para um trabalho futuro: alterar a forma como é feita a filtragem, escolhendo os produtos por tipo de granulado. A escolha pode também ser realizada com base no tipo de cola utilizada, criando assim dois grupos, uma vez que são utilizadas duas colas diferentes nos diversos produtos, e comparando os resultados entre si. Seria, portanto, interessante entender quais os tipos de granulados que são mais sensíveis à operação de cozedura em alta frequência.

Outra limitação presente, mas desta vez inerente à realização do próprio projeto, prende-se na brevidade da fase Analyse, que por sua vez poderia ter sido explorada em maior detalhe. Para certas variáveis o ideal seria realizar testes estatísticos, mas na globalidade, a escolha das variáveis a serem utilizadas como fatores no planeamento de experiências baseou-se excessivamente em filtragem empírica e ferramentas qualitativas. Isto, pois, devido a limitação de tempo do projeto associada à falta de devolução de resultados por parte do laboratório, não esquecendo que as duas fases seguintes eram mais morosas, esta fase teve de ser condensada.

Uma limitação associada também ao fluxo de informação, e relativamente ao prazo de atividade de projeto, foi a demora a obter os resultados do laboratório da empresa. Esta limitação associa-se à anterior, que por sua vez tornou a realização do projeto mais difícil em dois pontos: causou a redução das fases Measure e Analyse, e não forneceu todos os resultados pretendidos. Algo que pode ser explicado devido ao elevado volume de amostras que foram pedidas ao laboratório. Este aspeto é algo que pode e deve ser melhorado em projetos futuros, uma vez que para este foi escolhido um leque de artigos bastante alargado, o que acabou por saturar o laboratório. Como tal é recomendado que em projetos semelhantes seja escolhida uma amplitude de artigos menor, permitindo assim ao autor concentrar nas mais importantes, criando, por consequência, menos limitações deste género. Portanto, é recomendado que em trabalhos futuros seja dada mais importância à coordenação do projeto com a disponibilidade e capacidade do laboratório, especialmente no momento de escolha do número de produtos a analisar.

A última limitação é a falta de fiabilidade que a estufa de alta frequência. Esta acaba por tornar a linha inoperacional em momentos inesperados, sendo que por diversas vezes a recolha de dados foi dificultada por substituição de componentes, ou outras operações de manutenção.

Outra variação que pode ser realizada na sequência deste projeto é a aplicação de outro método de planeamento de experiências, como o Método de Taguchi, RSM ou até mesmo *fatorial fracional*. Desta forma podem ser feitas comparações entre métodos, com a finalidade de concluir qual é o mais apropriado para este tipo de projetos. No momento de escolha de metodologia, e de forma a tentar obter o máximo de informação possível, foi escolhido um método mais completo e de simples aplicação. Porém ao optar variação fracionada os testes tornar-se-ia mais rápidos, o que em projetos realizados em contexto industrial acaba sempre por ser uma mais-valia.

Pode ser também realizada a comparação para o mesmo produto em dois grupos distintos: um que sofreu cozedura em alta frequência, e outro que não sofreu. Este estudo necessitaria de um tamanho de amostra significativo, pelo que pode ser uma sugestão dispendiosa. Porém, é importante considerar que se trata de uma tecnologia antiquada, algo que também dificultou a execução do projeto no tempo definido. Se for revelado que remover totalmente a estufa do processo, compensando noutros aspetos, como alterações de fórmulas ou alteração de parâmetros de outras operações, esta melhoria pode-se revelar uma enorme mais-valia para a unidade. É importante lembrar que os resultados apresentados neste projeto estavam limitados pelas fórmulas predefinidas, e foram resultantes do processo de cozedura como este tipicamente se encontra, pelo que, se fosse possível ajustar parâmetros teoricamente incontroláveis ao processo, poderia ser interessante reformular a linha de aglomeração. Finalmente, como mencionado na conclusão, o método DMAIC pode ser aplicado noutras operações da linha de aglomeração, exemplo: estudo da influência dos parâmetros do misturador na homogeneização do aglomerado de cortiça, cola e água.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] L. Gil, "Cortiça," *Ciência e Engenharia de Materiais de Construção*, pp. 663–715, 2012.
- [2] H. Pereira and A. Costa, "Evolução recente da indústria de cortiça SuberInStress View project Bridging wood and cork knowledge with consumer-oriented innovation and sustainability View project." [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/267411787>
- [3] S. Leal, E. Nunes, and H. Pereira, "Cork oak (*Quercus suber* L.) wood growth and vessel characteristics variations in relation to climate and cork harvesting," *Eur J For Res*, vol. 127, no. 1, pp. 33–41, 2008.
- [4] Gil, L. Cortiça. In: M. Clara Gonçalves, Fernanda Margarido (eds.), "Ciência e Engenharia de Materiais de Construção", IST, 2012, cap. 13, p. 663-715, ISBN 978-989-8481-17-7
- [5] L. Gil, "Cork composites: a review," *Materials*, vol. 2, no. 3, pp. 776–789, 2009.
- [6] B. R. Krishnan and K. A. Prasath, "Six Sigma concept and DMAIC implementation," *International Journal of Business, Management & Research (IJBMR)*, vol. 3, no. 2, pp. 111–114, 2013.
- [7] A. Trimarjoko, H. Hardi Purba, and A. Nindiani, "Consistency of DMAIC phases implementation on Six Sigma method in manufacturing and service industry: a literature review," *Management and Production Engineering Review*, 2020.
- [8] L. Girmanová, M. Šolc, J. Kliment, A. Divoková, and V. Mikloš, "Application of Six Sigma using DMAIC methodology in the process of product quality control in metallurgical operation," *Acta technologica agriculturae*, vol. 20, no. 4, pp. 104–109, 2017.
- [9] P. Kaushik and D. Khanduja, "Application of Six Sigma DMAIC methodology in thermal power plants: A case study," *Total Quality Management*, vol. 20, no. 2, pp. 197–207, 2009.
- [10] N. Jamil, H. Gholami, M. Z. Mat Saman, D. Streimikiene, S. Sharif, and N. Zakuan, "DMAIC-based approach to sustainable value stream mapping: towards a sustainable manufacturing system," *Economic research-Ekonomska istraživanja*, vol. 33, no. 1, pp. 331–360, 2020.
- [11] M.-D. Bloj, S. Moica, and C. Veres, "Lean Six Sigma in the energy service sector: a case study," *Procedia Manuf*, vol. 46, pp. 352–358, 2020.
- [12] R. K. Chakraborty, T. K. Biswas, and I. Ahmed, "REDUCING PROCESS VARIABILITY BY USING DMAIC MODEL: A CASE STUDY IN BANGLADESH.," *International Journal for Quality Research*, vol. 7, no. 1, 2013.
- [13] H. Rifqi, A. Zamma, S. ben Souda, and M. Hansali, "Lean manufacturing implementation through DMAIC Approach: A case study in the automotive industry," *Quality Innovation Prosperity*, vol. 25, no. 2, pp. 54–77, 2021.
- [14] S. Ahmed, "Integrating DMAIC approach of Lean Six Sigma and theory of constraints toward quality improvement in healthcare," *Rev Environ Health*, vol. 34, no. 4, pp. 427–434, 2019.
- [15] M. Coccia, "The Fishbone diagram to identify, systematize and analyze the sources of general-purpose Technologies," *Journal of Social and Administrative Sciences*, vol. 4, no. 4, pp. 291–303, 2018.
- [16] R. S. Raman and Y. Basavaraj, "Quality improvement of capacitors through fishbone and pareto techniques," *International Journal of Recent Technology and Engineering*, vol. 8, no. 2, pp. 2248–2252, 2019.
- [17] M. Alkiayat, "A Practical Guide to Creating a Pareto Chart as a Quality Improvement Tool," *Global Journal on Quality and Safety in Healthcare*, vol. 4, no. 2, pp. 83–84, 2021.
- [18] M. J. Anderson and P. J. Whitcomb, *DOE simplified: practical tools for effective experimentation*. CRC press, 2017.
- [19] M. J. Fisher and A. P. Marshall, "Understanding descriptive statistics," *Australian critical care*, vol. 22, no. 2, pp. 93–97, 2009.
- [20] S. Pérez-Vicente and M. E. Ruiz, "Descriptive statistics," *Allergol Immunopathol (Madr)*, vol. 37, no. 6, pp. 314–320, 2009.

- [21] T. G. Nick, "Descriptive statistics," *Topics in biostatistics*, pp. 33–52, 2007.
- [22] G. Byrne, "A statistical primer: Understanding descriptive and inferential statistics," *Evid Based Libr Inf Pract*, vol. 2, no. 1, pp. 32–47, 2007.
- [23] S. G. Kwak and J. H. Kim, "Central limit theorem: the cornerstone of modern statistics," *Korean J Anesthesiol*, vol. 70, no. 2, pp. 144–156, 2017.
- [24] G. A. Morgan, J. A. Gliner, and R. J. Harmon, "Selection of inferential statistics: an overview.," *J Am Acad Child Adolesc Psychiatry*, vol. 41, no. 4, pp. 478–481, 2002.
- [25] R. W. Berger, D. W. Benbow, A. K. Elshennawy, and H. F. Walker, *The certified quality engineer handbook*. ASQ Quality Press, 2006.
- [26] A. J. Vickers, "Parametric versus non-parametric statistics in the analysis of randomized trials with non-normally distributed data," *BMC Med Res Methodol*, vol. 5, no. 1, pp. 1–12, 2005.
- [27] S. G. Kwak and S.-H. Park, "Normality test in clinical research," *Journal of Rheumatic Diseases*, vol. 26, no. 1, pp. 5–11, 2019.
- [28] M. Aslam, "Analysing Gray Cast Iron Data using a New Shapiro-Wilks test for Normality under Indeterminacy," *International Journal of Cast Metals Research*, vol. 34, no. 1, pp. 1–5, 2021.
- [29] D. Ghosh and A. Vogt, "Outliers: An evaluation of methodologies," in *Joint statistical meetings*, 2012.
- [30] A. Kaur and R. Kumar, "Comparative analysis of parametric and non-parametric tests," *Journal of computer and mathematical sciences*, vol. 6, no. 6, pp. 336–342, 2015.
- [31] K. R. Tarlow, "Teaching principles of inference with ANOVA," *Teach Stat*, vol. 38, no. 1, pp. 16–21, 2016.
- [32] T. K. Kim, "Understanding one-way ANOVA using conceptual figures," *Korean J Anesthesiol*, vol. 70, no. 1, pp. 22–26, 2017.
- [33] J. N. Rouder, C. R. Engelhardt, S. McCabe, and R. D. Morey, "Model comparison in ANOVA," *Psychon Bull Rev*, vol. 23, no. 6, pp. 1779–1786, 2016.
- [34] C. Harms, "A Bayes factor for replications of ANOVA results," *Am Stat*, 2019.
- [35] C. S. Rao, G. Sirisha, K. B. Raju, and N. V. G. Raju, "Method for identification of 10 SSR markers from monkey genomes and its statistical inference with One & Two-way ANOVA," *MethodsX*, vol. 9, p. 101833, 2022.
- [36] S. R. Homack, "Understanding What ANOVA Post Hoc Tests Are, Really.," 2001.
- [37] A. M. Brown, "A new software for carrying out one-way ANOVA post hoc tests," *Comput Methods Programs Biomed*, vol. 79, no. 1, pp. 89–95, 2005.
- [38] A. J. Klockars and G. R. Hancock, "A more powerful post hoc multiple comparison procedure in analysis of variance," *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, vol. 23, no. 3, pp. 279–289, 1998.
- [39] P. K. Sahu, S. R. Pal, and A. K. Das, *Estimation and inferential statistics*. Springer, 2015.
- [40] R. A. K. Sherwani, H. Shakeel, W. B. Awan, M. Faheem, and M. Aslam, "Analysis of COVID-19 data using neutrosophic Kruskal Wallis H test," *BMC Med Res Methodol*, vol. 21, no. 1, pp. 1–7, 2021.
- [41] T. M. Franke, T. Ho, and C. A. Christie, "The chi-square test: Often used and more often misinterpreted," *American journal of evaluation*, vol. 33, no. 3, pp. 448–458, 2012.
- [42] L. A. Román-Ramírez and J. Marco, "Design of experiments applied to lithium-ion batteries: A literature review," *Appl Energy*, vol. 320, p. 119305, 2022.
- [43] M. J. Anderson and P. J. Whitcomb, *DOE simplified: practical tools for effective experimentation*. CRC press, 2017.
- [44] N. R. Draper and F. Pukelsheim, "An overview of design of experiments," *Statistical Papers*, vol. 37, no. 1, pp. 1–32, 1996.
- [45] D. M. Steinberg, "George Box and the design of experiments: statistics and discovery," *Appl Stoch Models Bus Ind*, vol. 30, no. 1, pp. 36–45, 2014.
- [46] K. Vanaja and R. H. Shobha Rani, "Design of experiments: concept and applications of Plackett Burman design," *Clin Res Regul Aff*, vol. 24, no. 1, pp. 1–23, 2007.

- [47] B. E. Yuce, P. V. Nielsen, and P. Wargocki, "The use of Taguchi, ANOVA, and GRA methods to optimize CFD analyses of ventilation performance in buildings," *Build Environ*, vol. 225, p. 109587, 2022.
- [48] J. Solzin, K. Eppler, B. Knapp, H. Buchner, and E. Bluhmki, "Optimising cell-based bioassays via integrated design of experiments (ixDoE)—A practical guide," *SLAS Discovery*, 2022.
- [49] A. S. Hedayat, N. J. A. Sloane, and J. Stufken, *Orthogonal arrays: theory and applications*. Springer Science & Business Media, 1999.
- [50] A. A. Giunta, S. F. Wojtkiewicz, and M. S. Eldred, "Overview of modern design of experiments methods for computational simulations," in *41st Aerospace Sciences Meeting and Exhibit*, 2003. doi: 10.2514/6.2003-649.
- [51] V. Czitrom, "One-factor-at-a-time versus designed experiments," *Am Stat*, vol. 53, no. 2, pp. 126–131, 1999.
- [52] I. Yahiaoui and F. Aissani-Benissad, "Experimental design for copper cementation process in fixed bed reactor using two-level factorial design," *Arabian Journal of Chemistry*, vol. 3, no. 3, pp. 187–190, 2010.
- [53] U. Grömping, "An algorithm for blocking regular fractional factorial 2-level designs with clear two-factor interactions," *Comput Stat Data Anal*, vol. 153, p. 107059, 2021.
- [54] X. Han, M.-Q. Liu, J.-F. Yang, and S. Zhao, "Mixed 2- and 2r-level fractional factorial split-plot designs with clear effects," *J Stat Plan Inference*, vol. 204, pp. 206–216, 2020.
- [55] R. N. Kacker, E. S. Lagergren, and J. J. Filliben, "Taguchi's orthogonal arrays are classical designs of experiments," 1960.
- [56] R. Hasanzadeh, P. Mojaver, A. Chitsaz, M. Mojaver, M. Jalili, and M. A. Rosen, "Biomass and low-density polyethylene waste composites gasification: Orthogonal array design of Taguchi technique for analysis and optimization," *Int J Hydrogen Energy*, vol. 47, no. 67, pp. 28819–28832, 2022.
- [57] M. A. Munawar *et al.*, "Investigation of functional, physical, mechanical and thermal properties of TiO₂ embedded polyester hybrid composites: a design of experiment (DoE) study," *Progress in Natural Science: Materials International*, vol. 28, no. 3, pp. 266–274, 2018.
- [58] L. R. D. Collin and E. O. Pamplona, "A utilização da função Perda de Taguchi na prática do Controle Estatístico de Processo," *Escola Federal de Engenharia de Itajubá-IEM/DPR*, 1997.
- [59] R. H. Myers, D. C. Montgomery, G. G. Vining, C. M. Borrór, and S. M. Kowalski, "Response surface methodology: a retrospective and literature survey," *Journal of quality technology*, vol. 36, no. 1, pp. 53–77, 2004.
- [60] N. T. T. Van *et al.*, "Cellulose from the banana stem: optimization of extraction by response surface methodology (RSM) and characterization," *Heliyon*, p. e11845, 2022.
- [61] M. Borrotti, F. Sambo, and K. Mylona, "Multi-objective optimisation of split-plot designs," *Econom Stat*, 2022.
- [62] B. J. Smucker, E. del Castillo, and J. L. Rosenberger, "Model-robust designs for split-plot experiments," *Comput Stat Data Anal*, vol. 56, no. 12, pp. 4111–4121, 2012.
- [63] B. N. Mandal, R. Parsad, and S. Dash, "Incomplete split-plot designs: Construction and analysis," *Stat Probab Lett*, vol. 166, p. 108869, 2020.
- [64] A. Jankovic, G. Chaudhary, and F. Goia, "Designing the design of experiments (DOE)—An investigation on the influence of different factorial designs on the characterization of complex systems," *Energy Build*, vol. 250, p. 111298, 2021.
- [65] S. Kaiser and S. Engell, "An integrated approach to fast model-based process design: Integrating superstructure optimization under uncertainties and optimal design of experiments," *Chem Eng Sci*, p. 118453, 2023.
- [66] J. Maleyeff and D. A. Lewis, "X-bar charts or pre-control: an economic evaluation using alternative cost models," *THE INTERNATIONAL JOURNAL OF PRODUCTION RESEARCH*, vol. 31, no. 2, pp. 471–482, 1993.

- [67] L. L. Ho and R. C. Quinino, "An attribute control chart for monitoring the variability of a process," *Int J Prod Econ*, vol. 145, no. 1, pp. 263–267, 2013.
- [68] P. Gejdoš, "Continuous quality improvement by statistical process control," *Procedia Economics and Finance*, vol. 34, pp. 565–572, 2015.
- [69] J. M. Juran and F. M. Gryna, "Quality Planning and Analysis. McGraw-Hill, New York.," *Lean construction*, vol. 468, 1993.
- [70] R. S. Lagasse, E. S. Steinberg, R. I. Katz, and A. J. Saubermann, "Defining quality of perioperative care by statistical process control of adverse outcomes," *The Journal of the American Society of Anesthesiologists*, vol. 82, no. 5, pp. 1181–1188, 1995.
- [71] L. P. Provost and S. K. Murray, *The health care data guide: learning from data for improvement*. John Wiley & Sons, 2022.
- [72] S. Aebtarm and N. Bouguila, "An empirical evaluation of attribute control charts for monitoring defects," *Expert Syst Appl*, vol. 38, no. 6, pp. 7869–7880, 2011.
- [73] M. Shamsuzzaman, Z. Wu, and M. R. S. Elias, "Designs of \bar{X} & S control charts with optimal manpower deployment," *Comput Ind Eng*, vol. 56, no. 4, pp. 1589–1596, 2009.
- [74] M. Amin, M. Amanullah, and A. Akbar, "Monitoring Yarn Count Quality using Xbar-R and Xbar-S Control Charts: Control Chart to Monitor Yarn Count Quality," *Proceedings of the Pakistan Academy of Sciences: A. Physical and Computational Sciences*, vol. 55, no. 1, pp. 97–107, 2018.
- [75] E. Williams, "Understanding variation—Part 2: The control chart," *Curr Probl Pediatr Adolesc Health Care*, vol. 48, no. 8, pp. 202–205, 2018.
- [76] "Residual plots for Fit Regression Model." <https://support.minitab.com/en-us/minitab/21/help-and-how-to/statistical-modeling/regression/how-to/fit-regression-model/interpret-the-results/all-statistics-and-graphs/residual-plots/> (accessed May 15, 2023).

APÊNDICE

Produto A:

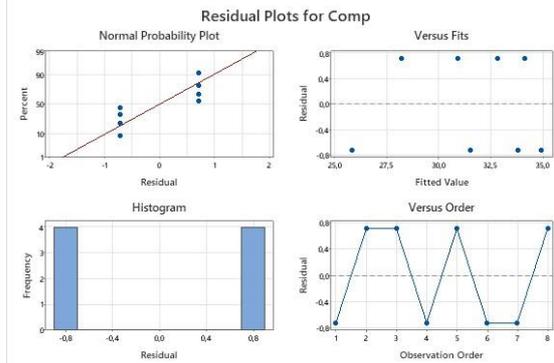
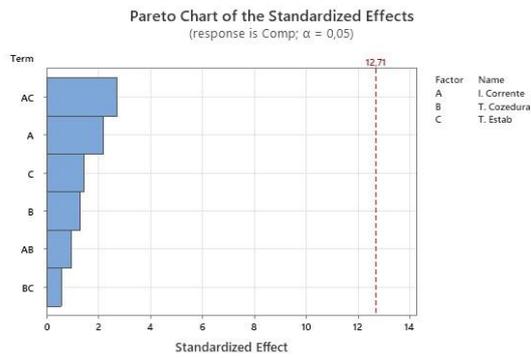


Diagrama de Pareto e Gráfico de Valores Residuais da Compressibilidade do Produto A

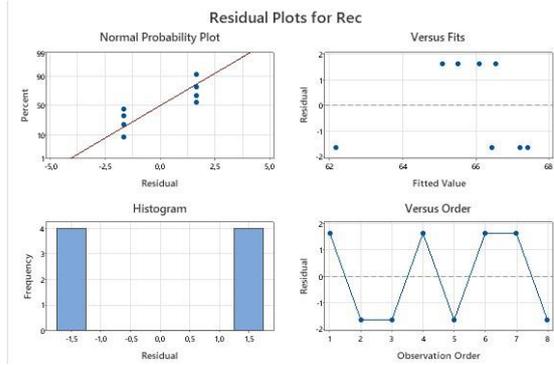
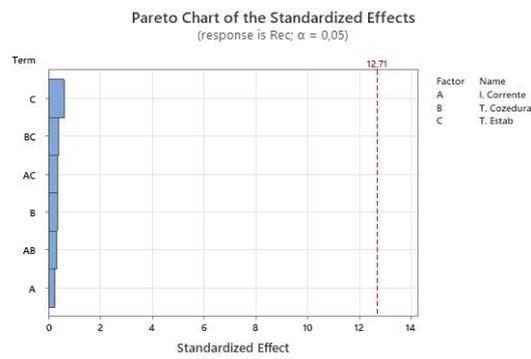


Diagrama de Pareto e Gráfico de Valores Residuais da Recuperação do Produto A

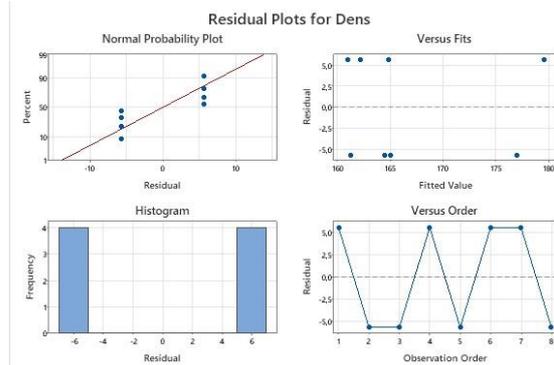
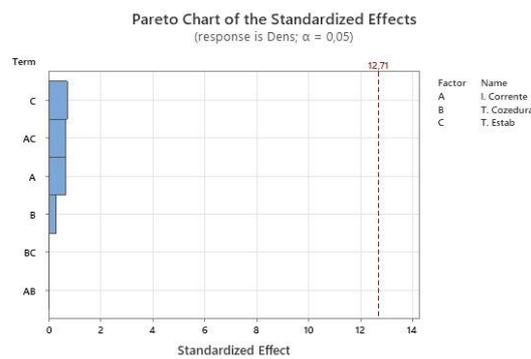


Diagrama de Pareto e Gráfico de Valores Residuais da Densidade do Produto A

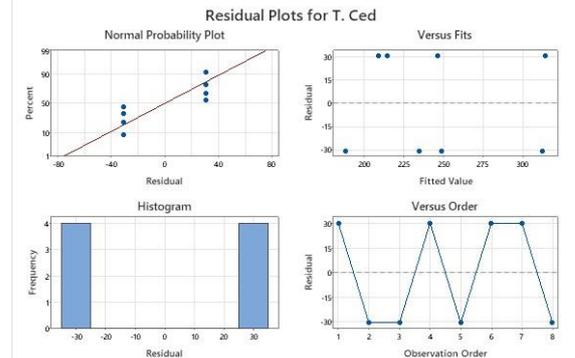
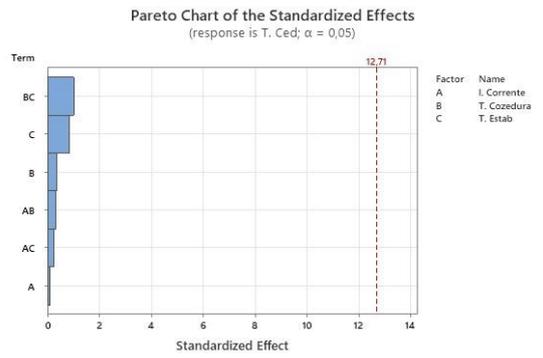


Diagrama de Pareto e Gráfico de Valores Residuais da Tensão de Rotura do Produto A

Produto B:

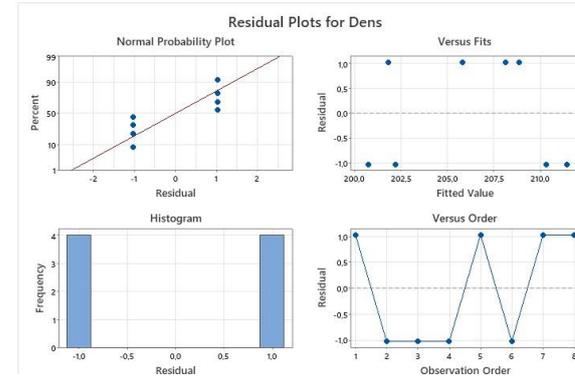
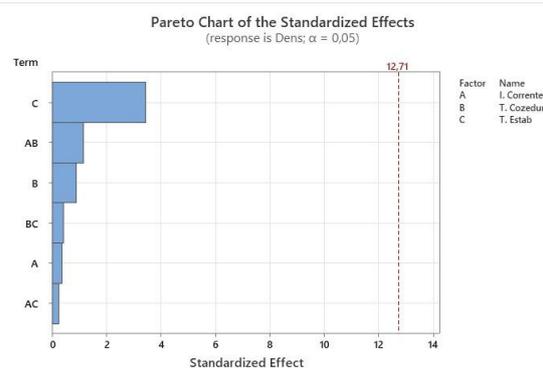


Diagrama de Pareto e Gráfico de Valores Residuais da Densidade do Produto B

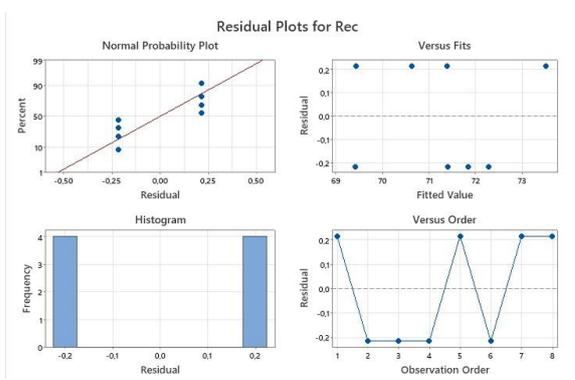
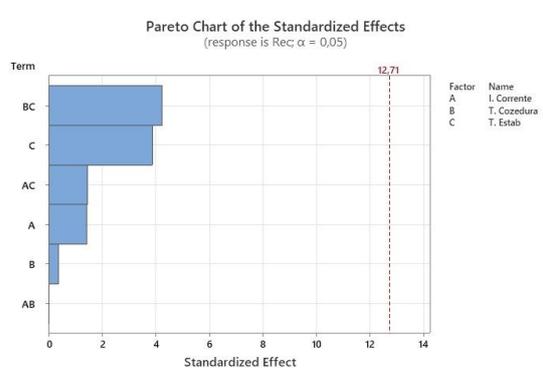


Diagrama de Pareto e Gráfico de Valores Residuais da Recuperação do Produto B

Produto C:

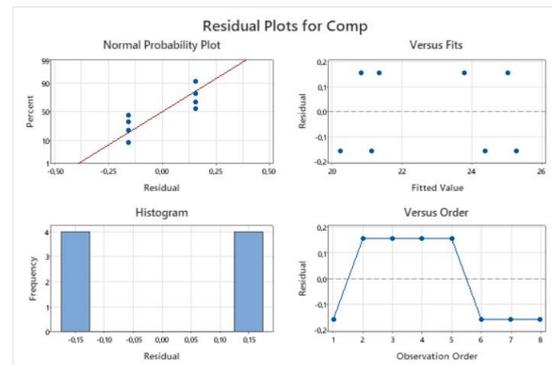
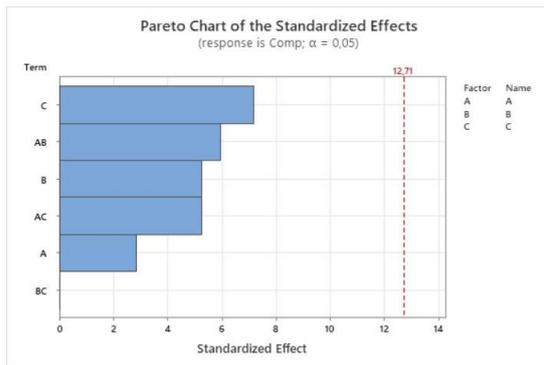


Diagrama de Pareto e Gráfico de Valores Residuais da Compressão do Produto C

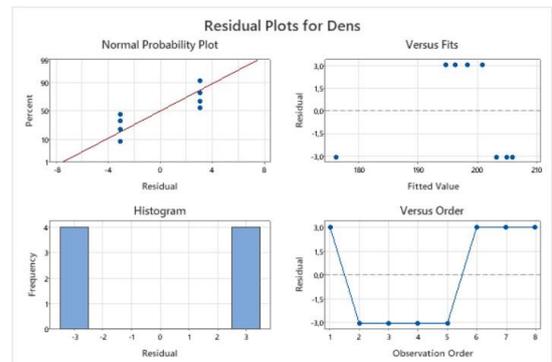
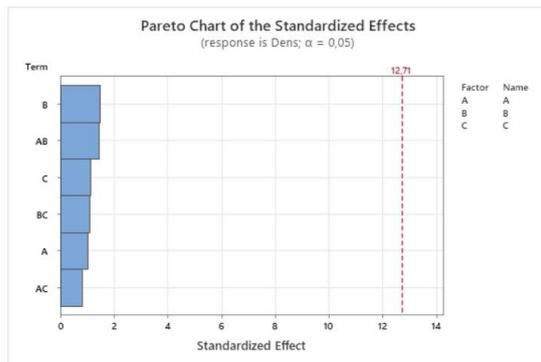


Diagrama de Pareto e Gráfico de Valores Residuais da Densidade do Produto C

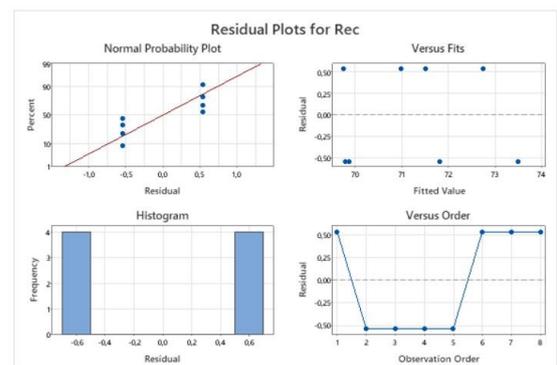
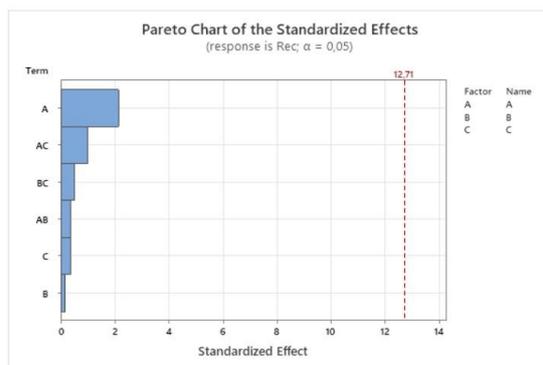


Diagrama de Pareto e Gráfico de Valores Residuais da Recuperação do Produto C

Factorial Regression: TRot versus A; B; C

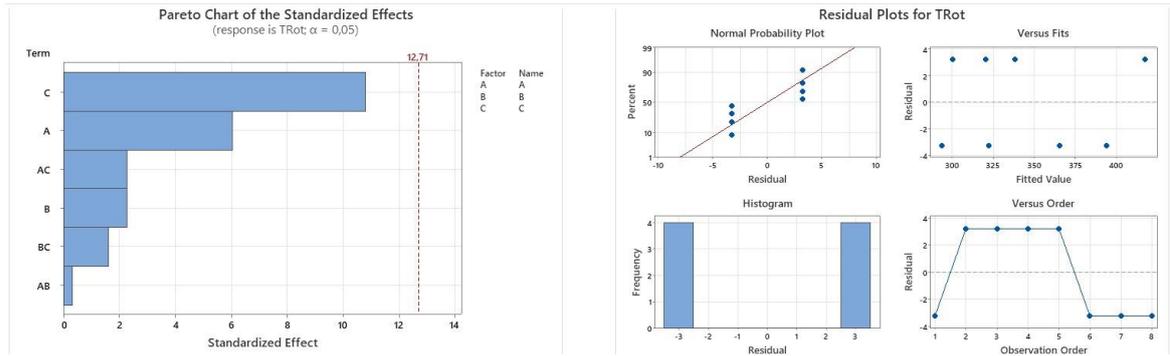


Diagrama de Pareto e Gráfico de Valores Residuais da Tensão de Rotura do Produto C

Produto D:

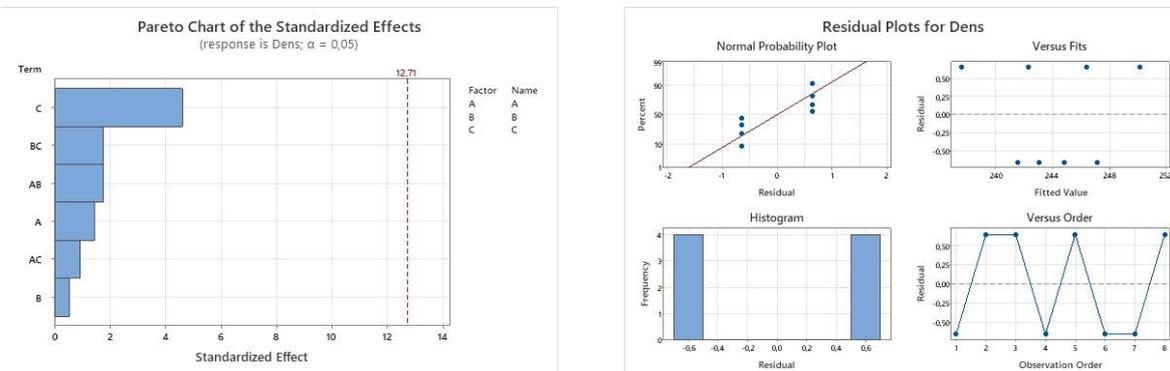


Diagrama de Pareto e Gráfico de Valores Residuais da Densidade do Produto D

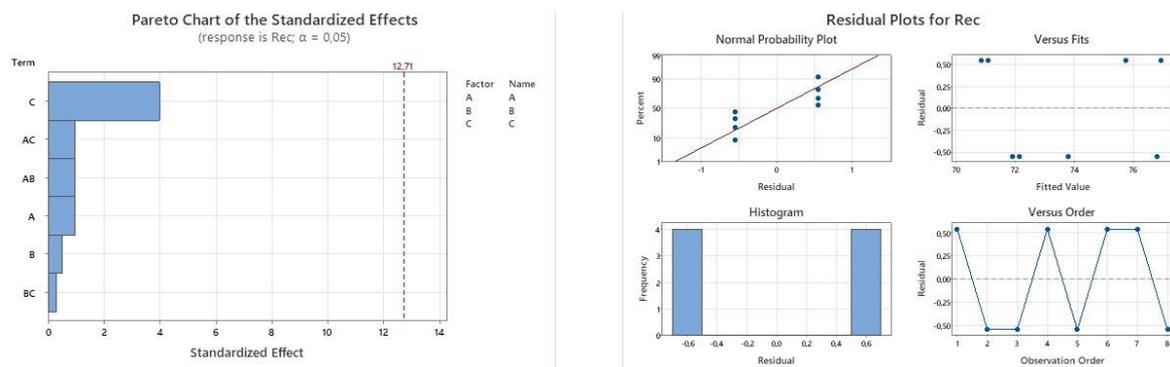


Diagrama de Pareto e Gráfico de Valores Residuais da Recuperação do Produto D