

NÚMERO ESPECIAL | 2016
ISSN 2183-0940

REVISTA TMQ

TECHNIQUES, METHODOLOGIES AND QUALITY

NÚMERO ESPECIAL
TÉCNICAS AVANÇADAS DA QUALIDADE

EDITOR CONVIDADO

Nuno Costa

Instituto Politécnico de Setúbal

EDITORES

António Ramos Pires

Instituto Politécnico de Setúbal

Margarida Saraiva

Universidade de Évora

Álvaro Rosa

ISCTE-IUL

The TMQ publication is a peer-reviewed and publicly available journal.

TMQ is available online at <http://publicacoes.apq.pt>. TMQ is a Registered Trademark of APQ – Associação Portuguesa para a Qualidade.

TMQ is also listed and available online in **Latindex** - Regional System of online Information for scientific research journals in the countries of Latin America, the Caribbean, Spain and Portugal.

Disclaimer: APQ or its representatives are not responsible for any error(s), validity of data/conclusion(s) or copyright infringements in any article published in this journal. Author(s) is/are solely responsible for the entire contents of the paper published in the journal.

FICHA TÉCNICA:

Título: TMQ, Número Especial, 2016 – Técnicas Avançadas da Qualidade

ISSN: 2183-0940

APQ – Associação Portuguesa para a Qualidade

Pólo Tecnológico de Lisboa

Rua Carlos Alves N.3

1600-515 Lisboa

Tel. 214 996 210

Fax. 214 958 449

e-mail: revista_tmq@apq.pt

www.apq.pt

TMQ – TECHNIQUES, METHODOLOGIES AND QUALITY

TMQ, Número Especial, 2016 – Técnicas Avançadas da Qualidade

ISSN: 2183-0940

Managing Editors: António Ramos Pires, Instituto Politécnico de Setúbal, Portugal
Margarida Saraiva, Universidade de Évora, Portugal
Álvaro Rosa, ISCTE-IUL, Portugal

Reviewers: António Ramos Pires, Instituto Politécnico de Setúbal, Portugal
Margarida Saraiva, Universidade de Évora, Portugal
Álvaro Rosa, ISCTE-IUL, Portugal
Nuno Ricardo Pais Costa, Instituto Politécnico de Setúbal

Editorial Board: Álvaro Rosa, ISCTE-IUL
Luís Lourenço, Universidade da Beira Interior
Margarida Saraiva, Universidade de Évora
Patrícia Moura e Sá, Universidade de Coimbra
Paulo Sampaio, Universidade do Minho

AUTORES

Ana Mirthes Hackemberg, Universidade do Estado de Santa Catarina

António Araújo, Faculdade de Engenharia, Universidade do Porto

Carlos Cardeira, Instituto Superior Técnico

Elisa Henning, Universidade do Estado de Santa Catarina

Filipe Didelet Pereira, Escola Superior de Tecnologia do Instituto Politécnico de Setúbal

Gabriela Hanna Tondo, Universidade do Estado de Santa Catarina

Helena Gouveia, Instituto de Soldadura e Qualidade

Henriqueta Nóvoa, Faculdade de Engenharia, Universidade do Porto

João Garcia, Instituto Politécnico de Setúbal - Escola Superior de Tecnologia de Setúbal

João Lourenço, Instituto Politécnico de Setúbal - Escola Superior de Tecnologia de Setúbal

Muhammad Arsalan Farooq, Faculdade de Engenharia, Universidade do Porto

Nuno Ricardo Pais Costa, Instituto Politécnico de Setúbal - Escola Superior de Tecnologia de Setúbal

Paula Paranhos, IDEPA – Indústria de Passamanarias, Lda.

Pedro Alexandre Marques, Instituto de Soldadura e Qualidade

Rodrigo Jensen Cechinel, Universidade do Estado de Santa Catarina

Rui Canuto, Portucel – Soporcel

S.M.O. Tavares, INEGI, Porto

Sousa Ribeiro, SisTrade – Software Consulting

Teresa Paula Costa Azinheira Oliveira, Universidade Aberta e CEAUL

Índice

Editorial

9

Desenho e Análise de Experiências – Diretrizes, Falsos argumentos e Erros

Nuno Ricardo Costa

1. Introdução	11
2. Parte I – Barreiras e Desmistificação dos Argumentos que Justificam a Não-utilização do DoE	13
2.1 Implementação do DoE - Barreiras	14
2.2 Desmistificação de Argumentos	15
3. Parte II – Diretrizes para uma Utilização Bem-sucedida do DoE	18
3.1 Planeamento	19
3.2 Condução	23
3.3 Análise	23
3.4 Intervenção	23
4. Parte III – Erros no Desenho e Análise de Experiências	24
5 Conclusão	29

Uma nova abordagem à seleção de variáveis para o planeamento de experiências

Muhammad Arsalan Farooq // Henriqueta Nóvoa // Sérgio Tavares // António Araújo

1. Introdução	34
2. Diretrizes para o Planeamento de Experiências (DoE)	36
3. Abordagens para a fase de planeamento pré-experimental	37
3.1. A Matriz de Não-Conformidades (NCM)	38
4. Exemplo de aplicação industrial	39
4.1. Descrição do produto	39
4.2. Descrição do Processo de Fabrico	40
4.3. Matriz de não-conformidades	40
5. Seleção de fatores e respetivas gamas	43
5.1. Testes pré-experimentais	44
6. Conclusões	47

Aplicação do Desenho de Experiências a um Ciclo de Refrigeração

Nuno Ricardo Costa // João Garcia

1. Introdução	52
2. Ciclo de Refrigeração – Instalação experimental	54
2.1. Ciclo de Refrigeração - Coeficiente de performance	56
3. Desenho de Experiências	58
4. Análise de dados e Resultados	59
5. Conclusões	62

Aplicação do DOE no conforto térmico em edificações

Elisa Henning // Gabriela Hanna Tondo // Rodrigo Jensen Cechinel // Ana Mirthes Hackemberg // Teresa Paula Costa Azinheira Oliveira

1. Introdução	68
2. Planeamento de Experiências: Generalidades e etapas	69
3. Aplicação real com recurso à metodologia DOE e simulação	71
4. Resultados e discussão	75
5. Considerações Finais	79

Uma Abordagem Alternativa para Otimizar Múltiplos Objetivos em Contexto Industrial

Nuno Ricardo Costa // João Lourenço

1. Introdução	84
2. Objectivo e metodologia utilizada	84
3. Revisão da Literatura	86
4. Abordagem Proposta	90
4.1 Critério de otimização	90
4.2 Métricas para caraterizar as soluções geradas	93
4.3 Metodologia - Representação esquemática	95
5. Exemplos	96
5.1 Casos de estudo	98
6. Discussão de resultados	107
7. Conclusões	110

Gestão e Fiabilidade Operacional

Rui Canuto // Filipe Didelet Pereira

1. Apresentação e introdução	121
2. Os principais conceitos utilizados	121
3.1. Enquadramento	123
3.2. Os modos de falha dos componentes dos equipamentos	125
3.3. As covariáveis usadas para os equipamentos em estudo	127
3.4. Resultados obtidos	128
4. Conclusões gerais	134
5. Validação dos resultados	135

Controlo Estatístico de Processo em Contextos “Short Run”: Modelo de Decisão

Pedro Alexandre Marques // Carlos Cardeira // Paula Paranhos // Sousa Ribeiro // Helena Gouveia

1. Introdução	138
2. Revisão da literatura	139
2.1. Procedimentos de duas fases	141
2.2. Métodos <i>Self-starting</i>	142
2.3. Métodos para diversidade de produtos	144

2.4. Cartas <i>t</i>	145
2.5. Métodos <i>Change-point</i>	145
2.6. Métodos para dados multivariados	146
2.7. Métodos para dados autocorrelacionados	146
2.8. Métodos para variáveis por atributos	147
2.9. Métodos com base na Teoria Fuzzy	147
2.10. Outros tipos de métodos	148
3. Modelo de decisão	148
4. Caso de estudo	159
5. Conclusões	161

Análise de falhas e manutenção preventiva numa central de gases medicinais

Filipe Didelet Pereira // João Rodrigues

1. Introdução	167
2. Gases Medicinais	167
3. Oxigénio Medicinal	168
4. Rede de distribuição de Oxigénio do HOSO	168
4.1. Equipamentos e modos de falha	168
4.2. Esquemas de Manutenção Preventiva	177
4.2.1 Plano de Manutenção para os Quadros Inversores de O ₂	177
5. Conclusões	178

Editorial

ANTÓNIO RAMOS PIRES
antonio.pires@estsetubal.ips.pt

MARGARIDA SARAIVA
msaraiva@uevora.pt

ÁLVARO ROSA
alvaro.rosa@iscte.pt

Este número especial sobre Técnicas Avançadas vem na senda do número sobre Abordagens Lean, o qual teve a coordenação de um Editor Convidado. Esperamos que, após este segundo caso, outros números especiais possam também ser editados com a colaboração de outros Editores Convidados.

As dinâmicas em que as organizações têm de desenvolver as suas atividades apresentam muitas pressões para resultados impactantes de curto prazo, o que, por um lado, leva os decisores a privilegiarem abordagens que respondam a essa necessidade (como é o caso das abordagens Lean), mas por outro lado, tendem a esquecer outras técnicas e métodos com resultados provados, mas com maior grau de complexidade.

A experiência referenciada de muitos autores mostra que importantes benefícios podem ser conseguidos se as técnicas e métodos que integram este número puderem ser aplicadas. Sobre este assunto, temos vindo a chamar a atenção para o facto de a complexidade crescente da gestão, também derivada de uma envolvente competitiva com mais variáveis e menos controláveis, exigir mais técnicas e métodos de controlo e gestão, e mais sofisticadas, e não menos.

Sabemos que alguns tentam responder à complexidade com abordagens simplistas, mas os riscos estão identificados, e são muito elevados. Mas também compreendemos a posição dos responsáveis pelas organizações e dos utilizadores das técnicas e métodos, que optam por suportar as suas decisões em menos informações, menos exatas e seguras, em favor do tempo de resposta a que estão sujeitos. E achamos que a comunidade científica tem de encontrar soluções para esta problemática, e que devem passar por recursos qualificados capazes de lidarem com a complexidade, de tal modo que os utilizadores usem apenas a parte útil das técnicas e métodos, através das potencialidades das tecnologias disponíveis, nomeadamente as de informação e comunicação.

Sem querermos aprofundar este tema, o movimento da qualidade necessita refletir sobre as novas realidades decorrentes da concorrência, da evolução técnica e científica e das mutações sociais e económicas a nível global.

A perspetiva multi e interdisciplinar adotada pela TMQ acolhe muito favoravelmente os contributos de novas e renovadas técnicas e abordagens que contribuam significativamente para uma nova visão e um novo entendimento do movimento da qualidade.

Este número oferece importantes trabalhos de aplicação das técnicas de Planeamento de Experiências, desde o estabelecimento de Linhas de orientação para a sua aplicação, com vista

a evitar erros e falhas, passando pela Seleção das variáveis a considerar, e por Exemplos de aplicação, bem como Abordagens alternativas em contexto industrial.

Este número inclui, ainda, artigos sobre Gestão e Fiabilidade Operacional, Controlo Estatístico de Processo em Contextos “Short Run”, e Análise de Falhas e Manutenção Preventiva.

O esforço de divulgação da TMQ no espaço latino-americano continua, o que se traduz no aumento da lista de divulgação que tem vindo a aumentar de forma significativa.

Renovamos os nossos votos para que esta iniciativa editorial contribua para um maior contacto entre os interessados/investigadores e os profissionais das áreas profissionais relacionadas, bem como para reforçar o suporte científico da qualidade e áreas afins.

Para terminar, não poderíamos deixar de agradecer a todos os autores que tornaram possível este número. E um especial agradecimento ao Editor Convidado, responsável pela coordenação e revisão deste número.

Nota Final: Sendo a TMQ uma revista em formato digital, lembramos que os autores podem enviar os seus abstracts ou propostas de comunicação de forma permanente (ver instruções para publicação em www.publicacoesqualidade.com), não necessitando de esperar pelos Calls for Papers.

O Editor Coordenador
António Ramos Pires

Desenho e Análise de Experiências – Diretrizes, Falsos argumentos e Erros

Nuno Ricardo Pais Costa

E-mail: nuno.costa@estsetubal.ips.pt

Instituto Politécnico de Setúbal - Escola Superior de Tecnologia de Setúbal
UNIDEMI/DEMI, Faculdade de Ciências e Tecnologia - Universidade Nova de Lisboa

Resumo:

Vários argumentos têm sido apresentados para justificar a utilização esporádica ou a não utilização do Desenho e Análise de Experiências. Entre os argumentos mais frequentes incluem-se a não aplicabilidade, a inutilidade e/ou a dificuldade em utilizar. Erros ao nível das atividades operacionais e na execução das experiências são também comuns e desencorajam a utilização ou a utilização mais frequente desta ferramenta. Neste artigo desmistificam-se os referidos argumentos, apresentam-se as diretrizes para uma implementação bem-sucedida do Desenho e Análise de Experiências e faz-se referência aos erros que são vulgarmente cometidos na sua utilização.

Palavras-chave: Barreiras, Custo, Formação, Qualidade, Robustez, Variância.

Abstract:

Design of Experiments has been rarely used and various flaws have been put forward to justify its uselessness. The worthlessness, unpracticality, and non-applicability are the most common arguments to justify it. Errors at the operational level, namely in planning and conducting the experiments, are also strong reasons to discourage and hinder a more frequent use of this tool. So as to stimulate the successful use of Design of Experiments in academic and industrial setting, guidelines are provided and common mistakes highlighted.

Keywords: Barriers, Cost, Guidelines, Quality, Robustness, Training, Variance

1.Introdução

No contexto de grande competitividade em que hoje se faz negócio, a necessidade de obter informação para um conhecimento sustentado e mais profundo sobre o produto e o processo associada à complexidade que lhes está inerente exige necessariamente o recurso à

experimentação. Para o efeito, é fundamental que sejam utilizadas técnicas devidamente testadas e validadas que permitam alcançar os objetivos estabelecidos em menos tempo, com menos custo e mais eficácia.

A tradicional abordagem que se encontra na prática, quer ao nível industrial, quer mesmo ao nível académico/científico, que é a de ir alterando o valor de uma variável (parâmetro do processo/produto) de cada vez, mantendo as restantes constantes, é uma abordagem não estruturada e por isso mais dispendiosa em termos de custo e tempo, nomeadamente quando o número de variáveis é elevado. Além disto, só por sorte permitirá alcançar o objetivo pretendido ou o melhor resultado que seria possível obter em muitos dos casos que se poderão encontrar na realidade.

Não é difícil encontrar na literatura técnicas devidamente testadas e validadas que se adaptam às mais diversas características dos fenómenos e das variáveis em estudo, bem como ao tipo de informação que se pretende obter num estudo experimental. O Desenho e Análise de Experiências (Design of Experiments - DoE) é um exemplo dessas técnicas. Esta é particularmente adequada e verdadeiramente recomendável para estudos experimentais que envolvam várias variáveis e se pretende determinar com um número mínimo de experiências qual o valor que essas variáveis devem assumir de modo a garantir o melhor valor da resposta (característica ou parâmetro que se está a avaliar/medir, também denominada por variável de entrada) em termos de localização e dispersão relativamente a um valor objetivo.

Apesar de serem inúmeros os casos de estudo que documentam o vasto campo de aplicação e os benefícios resultantes da aplicação desta técnica, a sua aplicação nas empresas em Portugal ainda não tem a relevância que deveria ter. Infelizmente, nas pequenas e médias portuguesas com sistemas da qualidade certificados não existem recursos com a competência adequada para selecionar as ferramentas/técnicas mais adequadas para maximizar a eficiência do processo/produto, e que o DoE nem sequer faz parte das dez ferramentas/técnicas mais utilizadas [1]. No mesmo sentido apontava a opinião de Saraiva [2], ao considerar que o panorama de utilização de ferramentas e metodologias da qualidade (das mais simples às mais elaboradas) em Portugal era especialmente confrangedor.

Estudos nacionais e internacionais têm evidenciado que o DoE não está suficientemente disseminado nas empresas [3-6]. Apenas uma pequena minoria dos quadros das empresas (Engenheiros, Gestores, etc.) conhece a metodologia e as vantagens que lhe estão associadas. Para além do desconhecimento absoluto, o que por si só é muito grave, os argumentos mais

frequentes que têm sido apresentados para justificar a não utilização do DoE são os seguintes: i) a escassez ou inexistência de recursos humanos e tecnológicos; ii) a realização de experiências é inviável por questões técnicas e/ou económicas; iii) a não aplicabilidade em determinado tipo de problema, processo e/ou produto; iv) A inutilidade ou não necessidade de aplicação da técnica; v) Incapacidade para definir as experiências a realizar e analisar os resultados dessas experiências. Infelizmente, todos estes argumentos evidenciam um claro desconhecimento daquilo que é o DoE e das suas vantagens. Por conseguinte, este trabalho tem como principal objetivo desmontar estes e outros argumentos e contribuir para a divulgação do DoE, incentivando a sua utilização no desenvolvimento e na melhoria de produtos e processos num contexto industrial e académico. Para o efeito, este artigo está estruturado em três partes: na primeira parte (secção 2) deste trabalho apresentam-se as barreiras à implementação do DoE e a desmistificação dos respetivos argumentos; na segunda parte (secção 3) são apresentadas as diretrizes para uma utilização bem-sucedida do DoE; por fim (secção 4), apresentam-se os erros mais comuns ao nível operacional e da execução que são cometidos quando se utiliza o DoE.

2. Parte I – Barreiras e Desmistificação dos Argumentos que Justificam a Não-utilização do DoE

Antecipar e gerir as barreiras à implementação do Desenho e Análise de Experiências (DoE) é uma forma eficaz de disseminar esta poderosa ferramenta de suporte à conceção, desenvolvimento e melhoria dos processos e dos produtos nas organizações. São muitos os trabalhos publicados onde se confirma que a aplicação do DoE permite obter progressos sólidos e direcionados, em oposição aos resultados esporádicos e não sustentados que resultam de práticas assentes no conhecimento empírico. Mesmo assim, o DoE continua a ser muito pouco utilizado. Para justificar isto, para além do absoluto desconhecimento desta ferramenta, continuam a ser apresentados argumentos que não fazem ou deixaram de fazer sentido.

Para promover e incentivar a aplicação do DoE num contexto industrial e académico, nesta segunda parte do artigo são apresentados e discutida a validade dos argumentos que mais frequentemente têm servido para justificar a não-utilização desta ferramenta.

2.1 Implementação do DoE - Barreiras

A lacuna entre o desenvolvimento teórico e a aplicação na prática das ferramentas (técnicas, metodologias, ...) que podem ser usadas na conceção, desenvolvimento e melhoria do desempenho de processos e produtos é, atualmente, bastante significativa. Este desvio está a aumentar, o que um ponto de vista académico pode ser natural, de um ponto de vista prático parece evidenciar uma falta de comunicação entre académicos e não-académicos, dificuldade no acesso aos trabalhos académicos publicados e/ou que os académicos não estão a ter em conta os obstáculos que os “experimentadores” (engenheiros e outros profissionais envolvidos em estudos experimentais) enfrentam para entender e implementar as ferramentas mais eficientes e eficazes. Além disto, existem evidências que os experimentadores usam algumas técnicas estatísticas sem estarem completamente confiantes do que fizeram e consideram que o conhecimento teórico dos pressupostos e limitações das técnicas que usam é irrelevante ou desnecessário [7]. De acordo com o estudo destes autores, o DoE está entre as que são menos utilizadas. Este facto não é novo, tendo já sido realizados trabalhos para o compreender. Um exemplo é o trabalho realizado por Martin et al. [8], os quais identificaram na literatura três tipos de bloqueio à utilização do DoE:

i) **Organizacional**, onde se incluem:

- *Resistência à mudança (**Barreira 1** - B1):*
- *Baixo comprometimento dos gestores (**Barreira 2** – B2)*
- *Recursos insuficientes (**Barreira 3** – B3)*
- *Dificuldade de trabalhar em equipa (**Barreira 4** – B4)*
- *Preconceitos sobre a Estatística (**Barreira 5** – B5)*

ii) **Técnico**, onde se incluem

- *Software “estatístico” é pouco útil e de difícil utilização (**Barreira 6** -B6)*
- *Jargão (estatístico) usado na literatura (**Barreira 7** – B7)*
- *Falta de metodologias para orientar os utilizadores (**Barreira 8** – B8)*
- *Más experiências anteriores (**Barreira 9** – B9)*
- *Desenvolvimentos teóricos insuficientes para resolver problemas reais (**Barreira 10** - B10)*

- *Complexidade dos métodos e modelos matemáticos/estatísticos (Barreira 11 - B11)*

iii) **Educacional**, onde se incluem:

- *Dificuldade de acesso a documentação (Barreira 12 - B12)*

- *Conhecimentos de estatística são pouco abrangentes (Barreira 13 – B13)*

- *DOE não é ensinado (aos engenheiros) no ensino superior (Barreira 14 – B14)*

- *DOE não é adequadamente ensinado (Barreira 15 – B15)*

- *Consultores não têm as competências necessárias (Barreira 16 – B16)*

A denominação atribuída aos tipos de bloqueio e as barreiras incluídas dentro de cada um deles podem ser discutíveis e não está no âmbito deste artigo tecer considerações sobre isto. De qualquer maneira, na opinião do autor, muitas das barreiras organizacionais só se justificam (existem) por desconhecimento ou conhecimento insuficiente e enviesado do que é o DoE, ou seja, do que entendemos denominar por razões educacionais. Por exemplo, a resistência à mudança (B1) e o baixo comprometimentos dos gestores (B2) só têm sustentação racional quando devidas a razões educacionais. O mesmo raciocínio pode ser feito relativamente às barreiras B3 e B4, porque ninguém com poder de decisão numa organização deixará de redefinir a alocação de recursos e criar condições para que se trabalhe em equipa quando tenha consciência, ou lhe seja apresentado por escrito (se fundamentado), o retorno esperado com a utilização do DoE.

2.2 Desmistificação de Argumentos

Os resultados do estudo realizado com o objetivo de perceber porque é que o DoE era pouco utilizado na Europa mostram que a opinião de académicos, consultores e profissionais (engenheiros, estatísticos, matemáticos e outros quadros técnicos utilizadores do DoE) de variados setores de atividade é similar [9]: *A utilização do DoE é dificultada, principalmente, pelas barreiras B1, B2, B13 e B14, ou seja, por aquilo que consideramos ser razões Educacionais*. De facto, os argumentos que mais vulgarmente são apresentados para justificar a não utilização do DoE, nomeadamente, a inutilidade ou a não necessidade de aplicação desta ferramenta, a não aplicabilidade a determinado tipo processo ou produto, e a incapacidade para definir as experiências e analisar os seus resultados têm paralelismo direto com as barreiras

mais “votadas” no referido estudo (B2, B13, B1 e B14, respetivamente), as quais são corroboradas em vários trabalhos posteriormente publicados.

Para que o DoE se torne numa ferramenta frequentemente utilizada num contexto académico e industrial é necessário, antes de mais, que seja conhecida. Ninguém saberá para que serve, que vantagens e limitações tem ou incentivará a utilização de uma ferramenta que não conhece ou que apenas ouviu falar. Por conseguinte, a integração do DoE na estrutura curricular em cursos superiores, nomeadamente nas áreas de engenharia e gestão, e nos programas de formação de outras entidades é de primordial importância para que esta ferramenta chegue ao maior número possível de destinatários e os motive a usá-la. Importa realçar que o ensino do DoE não se deve limitar às questões estatísticas (seleção do desenho ou dos métodos de análise) e à mecanização dos procedimentos de cálculo, ainda que se usem como exemplos casos de estudo reais. Esta má prática poderá (ou estará a) originar diversos tipos de barreiras à utilização do DoE que não serão apenas do tipo educacional. A mecanização dos procedimentos de cálculo, atualmente, já não faz sentido e, tal como se sabe e é referido no capítulo seguinte, muitos dos estudos onde se aplica o DoE falham por falta de planeamento. O planeamento das atividades requeridas para utilizar o DoE nem sempre vem descrito com todo o pormenor na literatura e por isso poderá ser mais difícil de transmitir/ensinar por quem nunca esteve envolvido na resolução de problemas com esta ferramenta. Quanto aos procedimentos de cálculo, estes podem ser (facilmente) efetuados com recurso a um dos softwares que são comercializados para o efeito. Os softwares são hoje mais fáceis de utilizar e emitem alertas ou sugestões ao utilizador sobre como proceder em algumas situações, para além das empresas que os comercializam disponibilizarem apoio técnico. Isto não quer dizer que o software substitui ou compensa a falta de conhecimentos do utilizador sobre o DoE. O software facilitará em muito o desenho e a análise do resultado das experiências mas o utilizador tem de saber o que quer fazer e como o fazer no software que adotar. Como é óbvio, as questões relacionadas com o planeamento de um estudo e, por exemplo, a definição dos níveis das variáveis não são resolvidas com o software.

Conhecimentos básicos de matemática e estatística (ensino secundário completo, frequência do ensino superior ou licenciatura nas áreas da gestão, engenharia, economia, etc.) é uma condição suficiente para se poder adquirir os conhecimentos e as competências requeridas para utilizar o DoE em muitos dos problemas ou estudos que podem ser desenvolvidos num contexto industrial ou académico. O paralelismo que será possível encontrar entre o estudo que se poderá querer realizar e os inúmeros trabalhos que têm sido publicados em artigos técnico-científicos

ou que são encontrados nos livros onde esta ferramenta é adequadamente apresentada e ilustrada, alguns deles disponíveis na World Wide Web a custo zero, propiciará a confiança adicional que poderá ser necessária para usar esta ferramenta.

Ao contrário do muitas vezes se argumenta, o DoE não é para estatísticos. Esta ferramenta pode e deve ser utilizada por todos aqueles que estão envolvidos na concepção, desenvolvimento e melhoria dos processos e dos produtos. Os métodos que estes profissionais têm aplicado à grande maioria dos problemas que estão descritos na literatura (envolvendo equipes de trabalho que incluem sempre ou são exclusivamente compostas por engenheiros e outros quadros técnicos) e que são passíveis de serem formulados num contexto acadêmico e industrial, não são difíceis de compreender e a sua utilização ficará muito facilitada se for efetuada num suporte informático (software). Até porque, tal como é recomendado por muitos autores, o desenho e a análise de resultados das experiências devem manter-se tão simples quanto possível. De qualquer maneira, é importante realçar que o DoE não é uma varinha mágica que se aplica em qualquer contexto e que resolve todos os problemas das empresas. Esta ferramenta é particularmente adequada e verdadeiramente recomendável para estudos experimentais que envolvam várias variáveis e se pretende compreender a relação entre as variáveis de entrada e a resposta, e assim conseguir determinar o valor que essas variáveis devem assumir para ser obtido o melhor valor da resposta em termos de localização e dispersão. Neste pressuposto, não são os muitos anos de experiência profissional que tornarão o DoE inútil e desnecessário. Esta ferramenta não serve para confirmar o que já se sabe, como por vezes também se argumenta. Quando assim é, o problema e a justificação do estudo seriam questionáveis, o objetivo não estaria bem definido ou a formulação do estudo não terá sido a mais adequada. O que não se pode esperar com a utilização desta ferramenta é resolver os problemas instantaneamente. Para serem obtidos os resultados desejados devem ser tidas em consideração todas as diretrizes apresentadas na Parte II deste artigo e é preciso ter presente que o DoE tem inerente, por natureza, uma abordagem sequencial que pode incluir 3 fases (Triagem ou Screening, Modelação e Otimização). Além disto, pode ser necessário adicionar experiências às que foram previamente realizadas ou refazer algumas dessas experiências, seja porque os resultados obtidos não permitem tirar conclusões e/ou porque o nível(eis) de um ou mais fatores devem ser alterados, o que é particularmente válido nas fases de Triagem e Modelação. Note-se que para cada uma das 3 fases existem conjuntos (matrizes) de experiências e técnicas de análise mais apropriados, não se podendo ignorar em qualquer das fases os princípios básicos do DoE, nomeadamente a Aleatoriedade e Replicação das experiências e a Blocagem de variáveis. Isto

não deve ser motivo de preocupação porque é fácil de ensinar e aprender. No pressuposto que é possível criar uma equipa multidisciplinar para formular adequadamente o problema, estabelecer os níveis para as variáveis e definir a resposta, o que é difícil reduzir e impossível de eliminar são os encargos associados aos recursos (humanos, técnicos e materiais) que precisam de ser afetos ao estudo experimental. Experimentar tem custos e isto tem sido um argumento recorrente para justificar a não-utilização do DoE. Para evitar este argumento, ou para que este deixe de fazer sentido, devem ser estimados os ganhos de tempo, de qualidade e financeiros, ou outros, que poderão ser obtidos com a realização do estudo experimental. O balanço entre ganhos e custos estimados deverá estar na base das justificações para realizar o estudo, sendo um elemento crítico para que a gestão aos vários níveis se comprometa com a sua realização e disponibilize os recursos considerados necessários para o efeito. Ainda assim, é possível que existam equipamentos e produtos que pela sua complexidade técnica, dificuldade e custo de operação ou fabrico, bem como por questões de segurança sejam elementos inibidores ou impeditivos da realização de experiências. Nestes casos, a alternativa será recorrer às denominadas experiências simuladas (computer experiments), embora o desenho e os métodos de análise dos resultados destas experiências possam ser mais sofisticados. O recurso a apoio externo (empresas de prestação de serviços ou centros de investigação universitários) pode ser uma opção, devendo a decisão ser tomada com base numa análise de custo-benefício.

3. Parte II – Diretrizes para uma Utilização Bem-sucedida do DoE

Com base na experiência e conhecimentos do autor sobre o DoE, as diretrizes que a seguir se apresentam foram agrupadas em quatro fases: Planeamento – Condução – Análise – Intervenção (ver figura). Estas foram definidas de modo a constituírem um ciclo de fases interdependentes que sustentem a melhoria contínua do processo e do produto com base no DoE.

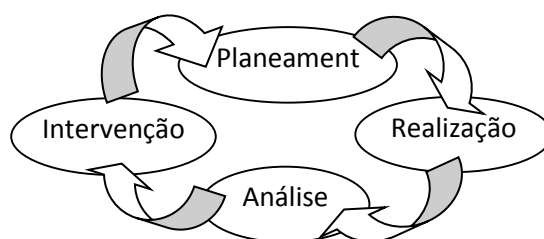


Fig. 1- Fases no DoE

3.1 Planeamento

É sabido que os estudos experimentais podem não produzir os resultados esperados devido à falta de conhecimentos técnicos ou ao uso incorreto das técnicas estatísticas, mas também devido a um planeamento menos bem delineado. Para ultrapassar este problema, as atividades de planeamento são estruturadas em dois grupos: 1) Atividades Estratégicas; 2) Atividades Operacionais.

No âmbito das atividades estratégicas incluem-se:

- **O comprometimento da gestão de topo:** A necessidade de melhorar e mudar são muitas vezes interpretadas como uma crítica ao trabalho já feito, o que poderá suscitar em alguns colaboradores, nomeadamente nos Quadros superiores e intermédios) um sentimento de perda de autoridade e de falta de competência. É da responsabilidade da gestão de topo criar um ambiente que estimule a cultura da melhoria contínua e da mudança, demonstrando envolvimento e comprometimento com a disponibilização de meios técnicos e humanos para a implementação do DoE e outras técnicas de melhoria da qualidade dos processos e/ou produtos.

- **A criação da equipa de trabalho:** práticas de gestão modernas suportam-se em equipas multidisciplinares. A melhoria contínua dos processos e produtos é mais facilmente conseguida por grupos de trabalho que integrem elementos das várias áreas organizacionais e façam uso de técnicas de análise e resolução de problemas reconhecidamente eficientes. Importa salientar que as técnicas estatísticas, e em particular o DoE, devem ser utilizadas em conjunto com o conhecimento científico e não como um substituto do conhecimento acumulado pelas equipas de trabalho.

- **A identificação de oportunidades:** a cultura do incentivo à inovação e participação de pessoas, que é da responsabilidade da gestão de topo, traduzir-se-á na identificação de oportunidades para melhorar os processos e os produtos. Naturalmente que as propostas de melhoria ou de trabalho devem estar alinhadas com os objetivos da organização e as vantagens que delas poderão resultar serem quantificadas em termos monetários, pois assim é mais fácil selecionar o problema a resolver e assegurar o comprometimento de toda a estrutura organizacional e os recursos necessários.

No âmbito das atividades operacionais incluem-se:

- **A definição de objetivos:** a equipa deve compreender a natureza e extensão do problema que se pretende resolver para estabelecer adequadamente o objetivo do estudo. O objetivo condicionará todas as atividades subsequentes e por isso deve ser específico, facilmente

mensurável e alcançável, de modo a que sirva de orientação e motivação para obter a melhoria desejada.

No âmbito das atividades operacionais incluem-se:

- **A identificação de variáveis:** um processo pode ser visto como uma caixa negra, no qual variáveis controláveis e incontroláveis – variáveis de entrada - combinam-se para produzir um output sobre o qual se definirá a variável a medir/observar – variável de saída. A correta identificação de variáveis controláveis e incontroláveis (fatores) e dos seus níveis (valores mínimo e máximo em que serão testados), as possíveis interações entre fatores controláveis, bem como uma definição apropriada da variável de saída (resposta) são questões críticas para ser atingido o objetivo do estudo. Isto merece uma atenção muito especial da equipa de trabalho. Nenhum problema será resolvido se todas as variáveis que o influenciem não tiverem sido identificadas, os seus valores adequadamente definidos e a resposta for apropriada ao problema e respetivo objetivo. Respostas devidamente fundamentadas, quantificáveis numa escala contínua e alinhadas com os objetivos do estudo fornecerão informações valiosas para a melhoria dos processos e dos produtos sempre que todas as necessárias variáveis de entrada sejam consideradas no estudo. Importa também ter presente que os processos e os produtos são, por natureza, multidimensionais. Isto significa que melhorar uma resposta não pode conduzir à degradação de outra(s) igualmente relevante(s).

- **A definição do sistema(s) de medição:** especial atenção deve ser dada à recolha de dados, porque a simples recolha pode não permitir obter a informação desejada da análise dos dados. As conclusões de um estudo experimental estão diretamente dependentes da qualidade dos dados recolhidos. Por conseguinte, a definição do sistema(s) de medição, incluindo os recursos humanos, equipamentos e métodos de medição, é um aspeto fundamental em estudos experimentais. É importante garantir que estão identificados os equipamentos adequados para efetuar as medições necessárias (nos fatores controláveis e resposta), que os equipamentos estão devidamente calibrados e que os operadores estão habilitados a usá-los. Uma prévia avaliação do sistema de medição, nomeadamente da sua repetibilidade e reprodutibilidade, é recomendável (deve também ser assegurada).

- **A seleção do desenho experimental:** Os fatores, eventuais interações entre os fatores e a resposta identificados para resolver um problema, além de constrangimentos financeiros e de tempo, são elementos determinantes na seleção do desenho experimental (matriz de experiências). Em termos genéricos, num estágio inicial de um estudo experimental,

usualmente designada por Screening, o número de fatores envolvidos pode ser grande e, por conseguinte, o objetivo será o de identificar os fatores com maior impacto na resposta. Nos estágios seguintes o objetivo será o de modelar e otimizar a resposta com base nos fatores significativos previamente identificados. Isto significa que, para uma mesma resposta, a matriz de experiências em cada uma das fases do estudo experimental terá características diferentes. Independentemente do conhecimento que se tem sobre o problema (do produto e do processo) e do tipo de informação que se pretende obter, selecionar uma matriz de experiências inadequada comprometerá as conclusões do estudo e a obtenção do objetivo definido. Efetivamente, nenhum método de análise pode salvar um mau desenho de experiências. Pelo contrário, se as experiências forem adequadamente desenhadas, informação útil pode ser obtida com técnicas de análise menos sofisticadas. O sucesso de um trabalho de investigação não está diretamente associado à complexidade da matriz de experiências e das técnicas de análise usadas. Uma linha de orientação no desenho e análise de experiências é a simplicidade. Abordagens simples para resolver problemas são sempre desejáveis, e recomendam-se. No entanto, é importante salientar que problemas de complexidade elevada também exigirão abordagens de resolução dos problemas mais sofisticadas.

-A Replicação de experiências: réplicas de uma experiência são repetições dessa experiência nas condições pré-estabelecidas, e não leituras repetidas do resultado dessa experiência. A variação entre réplicas permite obter uma estimativa do erro experimental, enquanto a variação entre repetições (leituras repetidas do resultado da mesma experiência) permitirá obter uma estimativa do erro de medição, que é apenas uma componente do erro experimental. Restrições financeiras e/ou temporais são, em geral, limitadoras do número de experiências que seria desejável realizar e do número de vezes que cada experiência deveria ou seria conveniente realizar. De qualquer maneira, devem ser efetuadas algumas réplicas de cada uma das experiências planeadas. Quanto maior for o número de réplicas mais correta será a estimativa do erro experimental e dos efeitos dos fatores que afetam o valor médio e a dispersão da resposta, e por isso mais fiáveis serão as conclusões obtidas da análise dos dados. Contudo, o número de réplicas não deve ser elevado, por um lado, para que não torne o custo e o tempo da experimentação desproporcionados relativamente aos benefícios que daí advêm e, por outro lado, porque as diferenças obtidas no valor do erro experimental podem ser mínimas, ou seja, sem significado estatístico e por isso não advir daí qualquer benefício. Na prática, é comum serem realizadas 3 a 5 réplicas, embora existam métodos para calcular o número de réplicas mais adequado para cada caso. Esta prática é útil porque permite estimar o efeito dos fatores

que afetam a variabilidade da resposta (efeitos de dispersão), o que tem sido ignorado em muitos estudos experimentais. Identificar estes fatores é tão importante quanto a identificação dos efeitos de localização (fatores que afetam o valor médio da resposta). De fato, a variabilidade é uma importante causa dos altos custos de fabrico e da baixa performance dos processos e dos produtos, pelo que muitas empresas estão a desencadear esforços para conseguir reduzi-la.

- **A Aleatoriedade e Blocagem de variáveis:** estes são dois princípios básicos num estudo experimental que têm implicações diretas na seleção da matriz de experiências e na análise dos resultados dessas experiências. Para minimizar o efeito de fontes de variação desconhecidas e incontroláveis, que devem ser tanto quanto possível reduzidas antes de se iniciar o estudo experimental, as experiências devem ser realizadas sem qualquer ordem ou prioridade (aleatoriamente). Porém, devido a questões técnicas e/ou económicas, por vezes, é conveniente dar prioridade a experiências em que o nível de um fator se mantém constante. Por exemplo, fazer experiências em que a temperatura de um forno tem de alternar entre valores muito distintos é moroso e economicamente inconveniente. Neste caso, seria conveniente fazer as experiências devidas com o forno à temperatura mais baixa e depois realizar as restantes experiências com o forno à temperatura mais alta. Muitos outros exemplos poderiam ser apresentados para realçar que o que se está a fazer é realizar as experiências em blocos (em grupos mais homogêneos). Isto deve também ser feito quando existam fatores controláveis que provoquem uma variação excessiva no valor da resposta mas que não é do interesse do investigador estimar o seu efeito nessa resposta. Lotes de matéria-prima, pessoas, máquinas, momentos e locais de realização das experiências são exemplos de fatores que, vulgarmente, levam a que as experiências devam ser realizadas em blocos. Desta forma, a precisão nos resultados das experiências é melhor e as estimativas do efeito dos fatores controláveis mais corretas. Importa sublinhar que realizar as experiências em blocos continua a exigir que dentro de cada bloco (dia de trabalho, operador A, lote nº1 da matéria-prima, etc.) as experiências sejam realizadas aleatoriamente. A aleatoriedade na realização das experiências é fundamental para evitar qualquer tipo de enviesamento nos resultados das experiências e invalidar os pressupostos subjacentes à aplicação de algumas técnicas de análise de dados.

- **A criação de Documentos/Impressos:** erros em procedimentos experimentais afetam a validade dos resultados e o sucesso da investigação. É de primordial importância descrever o que deve ser feito, porque é que tem de ser feito, quando deve ser feito, quem o vai fazer e como o deve fazer. Por conseguinte, a documentação detalhada das responsabilidades e das tarefas a executar no âmbito de um estudo experimental são essenciais para o sucesso desse estudo e

particularmente úteis em estudos experimentais complexos. Toda a documentação, incluindo os impressos para o registo de dados, deve ser fácil de usar, compreensível e evitar erros de interpretação ou registo.

3.2 Condução

A realização das experiências e a recolha de dados não são, em geral, atividades problemáticas. De qualquer maneira, os estudos podem envolver diversos equipamentos e pessoas que tenham de executar tarefas que nunca tenham feito, sendo por isso muito importante (recomendável) realizar algumas experiências preliminares (de teste) de modo a validar a adequação das atividades propostas. Desta forma será possível, por exemplo, assegurar que as folhas de registo de dados são adequadas, que todos os equipamentos estão aptos a ser usados, que os recursos humanos e materiais estão disponíveis e que todos os fatores podem ser testados nos níveis estabelecidos. Com isto evitam-se perdas de tempo e custos desnecessários, que são especialmente inadmissíveis quando os estudos são realizados em ambiente industrial. Na eventualidade de ocorrerem quaisquer ocorrências e desvios ao que estava planeado, deve-se proceder ao seu registo e análise.

3.3 Análise

Se as experiências não foram corretamente definidas em função do objetivo do estudo e adequadamente realizadas, os resultados não permitirão tirar conclusões fiáveis mesmo quando se apliquem os métodos de análise mais sofisticados. A seleção do método de análise depende das experiências que foram realizadas e do modo como elas foram realizadas. Ainda que as tarefas de desenho das experiências e análise dos resultados esteja grandemente facilitada com a utilização de vários programas comerciais desenvolvidos para o efeito, isto não significa que todos os estudos experimentais serão bem-sucedidos. Os programas de análise de dados fazem num pequeníssimo intervalo de tempo o que utilizador queria fazer. Ainda que alguns programas possam apresentar alertas e/ou guiar os utilizadores na execução das atividades pretendidas e facilitar a interpretação dos dados, é desejável que o utilizador tenha conhecimentos teóricos para fundamentar as opções que tomar durante a utilização do programa e tenha espírito crítico sobre os resultados das análises computacionais.

3.4 Intervenção

As conclusões retiradas da análise dos dados permitirão decidir que alterações serão feitas nos parâmetros do processo ou do produto, identificar as razões pelas quais o estudo deve ser

reformulado ou definir um conjunto de experiências adicionais para atingir o objetivo estabelecido. São imensos os trabalhos que mostram as vantagens decorrentes da utilização do DoE nas mais diversas áreas do conhecimento e setores de atividade. No entanto, nem todos os estudos experimentais têm um “fim feliz”. Ainda assim, existe sempre algum tipo de retorno, benefício ou conhecimentos que advêm destes estudos, tal como é confirmado na literatura por vários autores.

4. Parte III – Erros no Desenho e Análise de Experiências

A prática que é correntemente usada para tentar melhorar uma determinada característica da qualidade de um processo ou produto (resposta) é baseada na tentativa-erro, ou seja, para cada uma das variáveis que afetam a resposta testam-se diferentes valores e escolhe-se aquele que produzir o melhor valor nessa resposta, estando as restantes variáveis sempre na mesma posição ou valor. Este ciclo repete-se até que todas as variáveis tenham sido testadas. Porém, está cientificamente provado que a tentativa-erro só é frutuosa em condições muito excepcionais [10]. A abordagem mais eficiente e eficaz para compreender a relação entre as variáveis de entrada e a resposta tem por base um conjunto de experiências estatisticamente desenhadas e métodos de análise dos resultados cientificamente validados, ou seja, suporta-se no Desenho e Análise de Experiências (DoE – Design of Experiments). Esta ferramenta está a ter uma utilização crescente em várias áreas da engenharia, nomeadamente, na Mecânica, nos Materiais, na Química e na Biotecnologia, mas não só. Motores de avião, estruturas para bicicletas, máquinas elétricas, polímeros, produtos farmacêuticos, dispositivos médicos e processos tecnológicos são apenas exemplos do que tem sido concebido e desenvolvido com o DoE.

Aplicações menos bem-sucedidas do DoE também existirão mas raramente são publicadas [11]. Embora devam ser interpretadas como verdadeiras fontes de aprendizagem, na prática, as aplicações menos bem-sucedidas são uma das razões que desencorajam uma utilização mais frequente ou justificam a não-utilização do DoE. As razões para que os objetivos desejados não sejam alcançados poderão ser várias e originadas por falhas no planeamento (estratégico e operacional) do estudo e/ou na sua execução. Os erros mais comuns ao nível operacional e da execução que são cometidos quando se utiliza o DoE são os seguintes:

- **Querer resolver problemas (extremamente) complicados:** existem problemas que pela complexidade técnica e tecnológica inerente, exigem recursos (humanos, técnicos, e materiais) com qualidades e características diferenciadas que podem ser difíceis de reunir, gerir e utilizar. Por exemplo, realizar experiências estatisticamente fundamentadas com o propósito de

minimizar o depósito de partículas numa caldeira de recuperação de lixívia negra será, muito provavelmente, uma tarefa mal sucedida ou impossível de realizar em contexto industrial por razões técnicas e económicas associadas à operação deste equipamento e das suas implicações no processo produtivo.

É importante escolher um problema relevante para a empresa, desafiante para a equipa de trabalho e ilustrativo do potencial da ferramenta para todos os colaboradores mas é preciso ter sempre presente que o estudo tem de produzir resultados úteis para a empresa.

- **Objetivos mal definidos:** assumir que se pretende reduzir o desperdício em 20% ou diminuir o tempo de fabrico de um produto em 15% não é a melhor forma de expressar os resultados esperados com a realização de um estudo experimental. Para que seja mais fácil assegurar o envolvimento e a disponibilização dos recursos necessários por parte da gestão, estime os ganhos que poderão ser obtidos com a aplicação do DoE e expresse-os em unidades monetárias (euros, €).

- **Equipamentos de medição inoperacionais ou descalibrados:** não se pode melhorar nada que não se consiga medir com a necessária exatidão. As características metrológicas dos equipamentos de medição têm de ser compatíveis com as especificações (intervalo de variação, ordem de grandeza, ...) da variável(eis) que se pretende medir para que possam ser utilizados. Problemas (de calibração e de capacidade) nos sistemas de medição são (muito) vulgares e invalidam todas as medições com eles obtidos, pelo que têm de ser corrigidos antes de se começarem a realizar as experiências desenhadas. Antes de se iniciar o estudo é conveniente garantir que todos os sistemas de medição estão disponíveis e em condições de serem utilizados.

- **Matéria-prima insuficiente:** quando se assume que a matéria-prima não é uma variável que afete a resposta em estudo é necessário garantir que é armazenada a quantidade suficiente para realizar todas as experiências planeadas. Se assim não for é conveniente realizar as experiências em blocos, ou seja, existirão experiências que devem ser realizadas com o lote de matéria-prima A e outras com o lote de matéria-prima B. Note-se que dentro de cada bloco não poderão existir algumas experiências feitas com o lote de matéria-prima A e as restantes com o lote de matéria-prima B. Além disto, entre as possibilidades de não realizar as experiências em blocos e com isso poder originar um valor do erro experimental suficientemente elevado que impossibilite a deteção dos fatores e/ou interações cujo efeito afeta significativamente a resposta, ou considerar que as experiências são realizadas em blocos e com isso poder originar uma redução da

sensibilidade na análise estatística dos dados, ou seja, não aumentar a eficiência do planeamento, a opção deverá ser por esta última.

- A matriz de experiências selecionada não é adequada: A seleção da matriz é uma atividade crítica que poderá comprometer as conclusões do estudo e a obtenção do objetivo definido. Dada a grande variedade de matrizes existentes, não é invulgar alguns experimentadores serem induzidos em erro e selecionarem uma matriz inadequada. Todos os detalhes e linhas de orientação para a seleção de uma matriz são apresentados em [12], pelo que a sua leitura é recomendada (verdadeiramente desejável). De qualquer maneira, no contexto do trabalho que aqui se apresenta é pertinente, ainda que de forma sumária, realçar alguns aspetos relevantes para evitar erros que são mais frequentes.

Os dois tipos de matriz que têm sido mais utilizados são a fatorial fracionada (FFD- fractional factorial design) e a compósito central (CCD- central composite design). Matrizes fatoriais fracionadas são muito populares e apropriadas para a fase de triagem ou screening de um estudo, onde o objetivo é separar os fatores com um efeito (estatisticamente) significativo na resposta daqueles cujo efeito é negligenciável. Nesta fase, o método de análise de resultados mais utilizado é o Gráfico de Probabilidade Normal. Porém, Costa et al. [13] recomendam que o referido método seja complementado com outros, conforme delineado na estratégia que propuseram para a análise de dados obtidos com matrizes fatoriais fracionadas. Independentemente do método de análise utilizado, é importante não esquecer que quando se entende ser apropriado testar (k) fatores com dois níveis (correspondentes a um valor mínimo e máximo), o que acontece frequentemente na prática, sendo a matriz representada por 2^K , é conveniente que o número de experiências a realizar não seja muito pequeno para que seja possível estimar o efeito na resposta de cada um dos fatores e das interações entre dois fatores de forma isolada, nem muito grande para que se evite desperdiçar recursos (desnecessariamente). Na Tabela I representam-se a cor verde as matrizes apropriadas e as mais convenientes, sendo estas últimas mais utilizadas quando o tempo e o custo da experimentação não são elementos críticos. Nalguns casos pode até ser possível realizar todas as experiências possíveis (células a cor azul). Quando os recursos forem verdadeiramente escassos e/ou o custo da experimentação excessivamente elevado pode ser necessário recorrer às matrizes correspondentes às células a vermelho, embora a utilização deste tipo de matriz deva ser feita apenas em último caso (evitada). De qualquer maneira, é sempre possível definir um conjunto de experiências adicionais para se passar a ter uma matriz mais apropriada ou conveniente (representadas nas células a cor verde clara e escura, respetivamente) e obter dados mais úteis.

Se assim não for é possível que não se tirem conclusões dos dados obtidos com as experiências realizadas, ou seja, não se chegue a conhecer os fatores ou interações entre fatores que verdadeiramente afetam a resposta, porque o efeito de uns fatores ou interações pode estar a mascarar/enviesar o efeito de outros.

Tabela I - Número de fatores / Número de Experiências

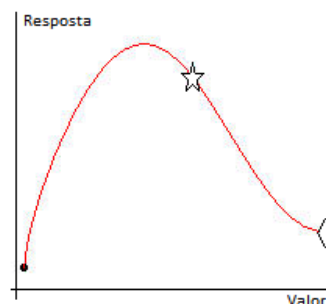
Matrizes fatoriais (2^k)														
Nº Exper.	Nº de fatores (k)													
	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
4	Todas	Evitar												
8		Todas	Apropr.	Evitar	Evitar	Evitar								
16			Todas	Conven.	Apropr.	Apropr.	Apropr.	Evitar	Evitar	Evitar	Evitar	Evitar	Evitar	Evitar
32				Todas	Conven.	Apropr.	Apropr.	Apropr.	Apropr.	Apropr.	Apropr.	Apropr.	Apropr.	Apropr.
64					Todas	Conven.	Conven.	Apropr.	Apropr.	Apropr.	Apropr.	Apropr.	Apropr.	Apropr.
128						Todas	Conven.	Conven.	Conven.	Conven.	Apropr.	Apropr.	Apropr.	Apropr.

No que respeita às matrizes do tipo compósito central, estas devem ser usadas após a fase de triagem ter sido realizada e estar perfeitamente identificada a região experimental que se pretende explorar, a qual é estabelecida pelos valores máximo e mínimo a que serão testados os fatores que afetam significativamente a resposta. Estas matrizes estão concebidas de maneira a que seja possível modelar a resposta em função dos fatores críticos. Esta modelação é feita, em geral, com base numa função polinomial do segundo grau que é obtida pelo Método dos Mínimos Quadrados, ou Mínimos Quadrados Ordinários (OLS- Ordinary Least Squares). A adequabilidade do modelo deve ser avaliada por várias métricas, e não se limitar apenas ao popular Coeficiente de Pearson (R^2). Todos os softwares de análise de dados permitem determinar o valor do R^2 ajustado, do R^2 previsto, do Erro Quadrático Médio (MSE) e a falta de ajustamento (Lack-of-Fit) do modelo, entre outras métricas. Note-se que o valor do R^2 não é suficientemente fiável. Na prática são usualmente considerados os valores do R^2 ajustado e do MSE em detrimento do R^2 (para detalhes sobre este assunto sugere-se, como exemplo, a referência [14]). O que também não é conveniente (vantajoso) utilizar são matrizes compósito central com um número de fatores igual ou superior a 6, exceto no caso em que a fase de triagem assim o confirmar.

- **A ordem de realização das experiências não é aleatória:** garantir a aleatoriedade na ordem de execução das experiências exige, em geral, mais tempo para executar as experiências e, eventualmente, mais custos. Em certos casos pode ser conveniente (por questões de tempo e custo) manter fixo o valor de um ou mais fatores, por exemplo, a temperatura de um forno, um determinado tipo de máquina ou operador, para testar os restantes fatores aos diferentes níveis. Isto é muito vulgar de ocorrer na prática e é muitas vezes ignorado durante a análise dos dados. Restrições na aleatorização das experiências desenhadas dão origem às denominadas matrizes

Split-plot e fazem com que o método de análise dos dados seja diferente daquele que se utiliza quando se analisam dados obtidos de uma matriz fatorial ou compósito central. Nunca se pode esquecer que nenhum método de análise pode, efetivamente, ser a solução para obter informação válida de dados recolhidos com um desenho de experiências inadequado.

- **Os níveis dos fatores são mal estabelecidos:** O gráfico apresentado é um exemplo do que poderá acontecer se os níveis de um fator não forem os mais adequados: o efeito na resposta pode ser mínimo e o fator não ser considerado crítico (importante ou estatisticamente significativo) quando testado nos valores correspondentes ao ponto e ao losângulo. A decisão seria diferente se o fator fosse testado aos níveis (nos valores) correspondentes ao ponto e à estrela, ou nos valores correspondentes à estrela e ao losângulo. Isto significa que afastar excessivamente os valores a que um ou mais fatores são testados pode enviesar as decisões relativas ao efeito desses fatores e das suas interações com outros fatores. O que também é frequente acontecer é o intervalo de variação dos valores atribuídos a um ou mais fatores ser muito pequeno e a decisão ser semelhante à situação anterior, ou seja, um ou mais fatores e/ou interações desse fator(es) não serem considerados importantes ou estatisticamente significativos.



Não menos vulgar é constatar-se que existem experiências inexequíveis quando se pretende testar um dos níveis de algum fator depois de algumas experiências já terem sido realizadas. Isto origina um desperdício de recursos, pelo que se recomenda a realização de experiências de ensaio para validar os valores atribuídos aos fatores. Neste sentido, é conveniente ser realizada, por exemplo, a experiência em que os fatores são testados no valor mais baixo e a experiência em os fatores são testados no valor mais elevado.

- **Os pressupostos da Análise da Variância (ANOVA) não são validados:** para se tomarem decisões sobre a significância estatística dos efeitos dos fatores e interações com base na ANOVA é necessário validar os pressupostos que lhe estão subjacentes. Isto pode ser feito através da análise dos resíduos (erros experimentais), verificando-se se estes seguem uma distribuição normal, têm média zero; têm variância constante e são independentes. Todos os softwares de análise de dados permitem fazer esta verificação muito facilmente, pelo que não existem razões para que esta não ser feita. Note-se que a violação de algum dos pressupostos invalida (teoricamente) qualquer decisão que possa ser tomada com base nos resultados da ANOVA. Procedimentos que podem ser desencadeados para ultrapassar este problema são a

identificação e eliminação de valores aberrantes (outliers) nos resultados das experiências e a transformação dos resultados, por exemplo, para uma base logarítmica.

- **Omissão de informação:** é possível que durante a realização das experiências ocorram situações indesejadas (não planeadas). Alterações nas condições ambientais e/ou técnicas em que as experiências devem ser realizadas, por exemplo, a alteração na ordem de realização das experiências, no valor de algum dos fatores foram incluídos no estudo e a substituição de máquinas ou pessoas. A descrição detalhada e registo de factos estranhos, indesejados e não planeados é muito importante (obrigatória), porque podem ajudar a encontrar soluções para os eliminar, ou pelo menos para os minimizar e interpretar resultados. De qualquer maneira, devem ser desencadeados todos os esforços para evitar qualquer tipo de alterações e ocorrência de eventos indesejados na medida em que estes poderão comprometer a validade do estudo e as conclusões que dele possam resultar.

É vulgar dizer-se, com alguma ironia, que a melhor altura para desenhar experiências é depois de elas terem sido realizadas. No entanto, esta é uma lógica que deve estar subjacente a qualquer estudo experimental que se quer iterativo e sequencial: formular uma hipótese, experimentar, e em função das conclusões ou informação obtidas reformular a hipótese reiniciar o ciclo. O DoE é uma ferramenta cientificamente validada que permite compreender os fenómenos em estudo e tomar decisões devidamente fundamentadas, permitindo às pessoas e às organizações abandonarem a cultura da tomada de decisão baseada na intuição.

5. Conclusão

Este artigo apresenta os tipos de bloqueio e barreiras que se têm colocado à utilização do DoE, desmistifica argumentos recorrentes para a sua pouco frequente utilização e a não utilização, diretrizes para uma utilização bem-sucedida e os erros comuns que são cometidos na utilização do DoE. Desta forma pretende ser mais um contributo para a sua promoção e um incentivo à sua utilização desta ferramenta.

Experimentar e aprender com base em experiências desenhadas e analisadas por métodos e técnicas cientificamente validadas tem provado ser e será uma estratégia frutuosa em qualquer empresa e setor de atividade. É o “conhecimento fundamentado”, e não o “conhecimento empírico”, que deverá estar na base da melhoria contínua dos processos e dos produtos. O imobilismo será sempre um impedimento à evolução no conhecimento e por isso do progresso que lhe possa estar associado. Por conseguinte, terminamos com uma mensagem de estímulo:

EXPERIMENTEM, em menos tempo, com menos custo, mais eficiência e mais eficácia; usem o Desenho e Análise de Experiências (DoE).

Referências Bibliográficas

- [1]Sousa D., Aspinwall E., Sampaio A., Rodrigues A. (2005). Performance Measures and Quality Tools in Portuguese Small and Medium Enterprises: Survey Results. *Total Quality Management*, 16: 277-307.
- [2]Saraiva, P. (2003). Manual Prático para a Certificação e Gestão da Qualidade com base nas Normas ISO9000: 2000. Unidade 3, capítulo 5, subcapítulo 2.1. Editora VERLAG.
- [3]Bergquist, B., Albing, M. (2006). Statistical methods – does anyone really use them? *Total Quality Management & Business Excellence*, 17: 961-972.
- [4]Ilzarbe, L., Alvarez, M., Viles, E., Tanco, M. (2008). Practical applications of design of experiments in the field of engineering: A bibliographical review. *Quality and Reliability Engineering International*, 24: 417-428.
- [5]Saraiva, P., d' Orey, J., Sampaio, P., Reis, M., Cardoso, C., Pinheiro, J., Tomé, L. (2010). O Futuro da Qualidade em Portugal. APQ.
- [6]Sheil, J., Hale, D. (2012). The ‘Democratisation’ of Statistics: Parastatisticians in Manufacturing. *Quality and Reliability Engineering International*, 28: 524-534.
- [7]Sheil, J., Hale, D. The “democratization” of statistics: Parastatisticians in manufacturing. *Quality and Reliability Engineering International*, 28 (2012) 524-534.
- [8]Tanco, M., Viles, E., Ilzarbe, L., Alvarez, M. Barriers faced by engineers when applying design of experiments, *The TQM Journal*, 21 (2009) 565-575.
- [9]Tanco, M., Viles, E., Álvarez, M., Ilzarbe, L. Why is not design of experiments widely used by engineers in Europe?, *Journal of Applied Statistics*, 37 (2010) 1961-1977.
- [10]Frey, D., Wang, H. (2006). Adaptive one-factor-at-a-time experimentation and expected value of improvement. *Technometrics*, 48: 418-431.
- [11]Costa, N., Pires, A., Ribeiro, C. (2006). Guidelines to help practitioners of design of experiments. *The TQM Magazine*, 18(4):386-399.
- [12]Tanco, M., Costa, N., Elisabeth, V. (2009). Experimental design selection: guidelines for practitioners. *International Journal of Productivity and Quality Management*, 4(3): 283-302.
- [13]Costa, N., Palma, J., Pereira, Z. (2013). On the selection of significant variables from unreplicated factorial designs. *International Journal of Productivity and Quality Management*, 12(2):161-184.
- [14]Goethals, P., Cho, B. (2011). Using higher precision-based response surface designs to determine the optimal process target. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 56(1): 13-30.

Curriculum Vitae:

Nuno Costa é docente no Instituto Politécnico de Setúbal – Escola Superior de Tecnologia de Setúbal, no Departamento de Engenharia Mecânica, e é investigador no UNIDEMI-DEMI da FCT-UNL. Os seus trabalhos têm sido apresentados em eventos internacionais e publicados em revistas indexadas na SCI-Thomson Reuters®. Além de 4 dos seus trabalhos terem recebido prémios internacionais tem também 4 capítulos de livro publicados. A sua atividade de investigação desenvolve-se nas áreas da Gestão de Operações e da Qualidade, nomeadamente em Desenho de Experiências e Métodos de Taguchi, Controlo Estatístico do Processo e metodologia 6-Sigma.

Author Profile:

Nuno Ricardo Costa is a lecturer at the Instituto Politécnico de Setúbal – Escola Superior de Tecnologia de Setúbal (IPS-ESTSetubal) and is a researcher at UNIDEMI-DEMI of Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade Nova de Lisboa. He has presented works in international events and has publications in journals indexed to SCI-Thomson Reuters®. His research interests include quality and operations management.

Uma nova abordagem à seleção de variáveis para o planeamento de experiências

Muhammad Arsalan Farooq

E-mail: farooq.arsalan@fe.up.pt

Departamento de Engenharia Mecânica, Faculdade de Engenharia, Universidade do Porto,
Portugal

Henriqueta Nóvoa

E-mail: hnovo@fe.up.pt

Departamento de Engenharia Industrial e Gestão, Faculdade de Engenharia, Universidade
do Porto, Portugal

S.M.O. Tavares

E-mail: sergio.tavares@fe.up.pt

Instituto de Engenharia Mecânica e Gestão Industrial - INEGI, Porto, Portugal

António Araújo

E-mail: acaraujo@fe.up.pt

Departamento de Engenharia Mecânica, Faculdade de Engenharia, Universidade do Porto,
Portugal

Resumo:

Este artigo aborda a fase dos testes prévios à condução do Planeamento de Experiências (DOE), usando pela primeira vez uma ferramenta da área dos sistemas de engenharia para uma melhor definição do problema de qualidade a analisar, permitindo também uma melhor seleção dos fatores controláveis e respetivos níveis e gamas operatórias. Esta nova ferramenta, baseada numa amplamente conhecida ferramenta de sistemas de engenharia chamada Matriz de Estrutura de Projeto (DSM), foi denominada como Matriz de Não-Conformidades (NCM), sendo uma matriz que sistematiza as não-conformidades originadas ao longo da linha de produção, destacando as inter-relações entre elas de uma forma estruturada. O artigo também aborda as principais diretrizes a ter em conta quando se realizam os testes prévios ao desenho de experiências escolhido, tendo como base um caso de estudo real de um processo de fabricação de bens de consumo, i.e. aerossóis em folha-de-flandres. Esta nova proposta permite uma modelação holística de todo o sistema de produção, tendo-se revelado uma ferramenta valiosa para uma aplicação mais eficaz do DoE.

Palavras-chave: Matriz de Não-Conformidades, Planeamento de Experiências, Testes pré-experimentais.

Abstract:

This paper addresses the study of the pre-experimental planning phase of the Design of Experiments (DoE), using a new tool for a clearer definition of the problem under analysis, as well as for the selection of control factors and their respective levels and ranges. This new tool, based on a widely engineering systems tool named DSM-Design Structure Matrix, was called the Non-Conformity Matrix (NCM), a matrix that systematizes the non-conformities originated along the production line, highlighting the inter-relationships between them in a structured way. The paper also addresses the key steps to take into account when performing pre-experimental runs, considering the example of a consumer goods manufacturing process. The proposed new approach allows modelling the entire manufacturing system holistically, and has proved to be a valuable insight for a more effective application of DoE.

Keywords: Pre-experimental runs, Non-Conformity Matrix, Design of Experiments.

1.Introdução

O Planeamento de Experiências (DoE-Design Of Experiments) é uma ferramenta fundamental para a melhoria da performance dos processos e a sua otimização. O objetivo primordial desta ferramenta é o de assegurar processos robustos, logo menos afetados por fontes externas de variabilidade. Pode igualmente dizer-se que estudar o desempenho dos processos e sistemas de forma a melhor compreender o comportamento de cada um dos fatores controláveis do processo e o seu impacto nas características de qualidade finais do produto, são igualmente objetivos desta ferramenta. Em síntese, pode-se dizer que as experiências são conduzidas de forma a (Montgomery et al., 2000):

- Determinar quais os fatores controláveis que mais influenciam a variável de resposta;
- Determinar a que níveis é que se devem estabelecer os fatores controláveis significativos, a fim de assegurar que a resposta(s) estão perto de seu valor alvo;
- Determinar a que níveis é que se devem estabelecer os fatores controláveis significativos, a fim de assegurar que os efeitos dos fatores incontroláveis e do ruído na variável de resposta seja mínimo.

Uma aplicação sistemática de DoE em projetos de melhorias de qualidade traduz-se em processos mais produtivos e com menor variabilidade, bem como na redução dos custos globais (Montgomery, 2008), sendo esta a razão principal da utilização crescente destas técnicas (Montgomery et al., 2000; Javorsky et al., 2014). Outras aplicações comuns de DoE estão relacionadas com o desenvolvimento e a conceção de novos produto (Fowlkes and Creveling, 1996) bem como na sua otimização (Subulan and Cakmakci, 2011).

Uma análise de DoE integra sempre três importantes etapas: uma etapa prévia de planeamento das experiências, execução das experiências e, finalmente, a análise estatística dos dados recolhidos (Costa et al., 2006). Acautelar a fase prévia de planeamento das experiências é fundamental para o sucesso na realização das experiências, bem como para a validade das conclusões finais. No final desta fase, é expectável que estejam completamente definidos claramente os objetivos das experiências e a seleção das variáveis de resposta, juntamente com os níveis de cada fator e as gamas a utilizar.

De forma a melhor definir e caracterizar o problema, há várias técnicas simples que ajudam na identificação dos potenciais fatores de variação a considerar como, por exemplo, os diagramas de causa-e-efeito ou a Análise de Modos de Falha. Como alternativa e também como complemento à utilização destas técnicas na identificação dos potenciais fatores de variação e da sua gama de experimentação, apresenta-se neste artigo uma nova ferramenta da área dos sistemas de engenharia, denominada Matriz de Não-Conformidades (Non-Conformity Matrix-NCM). Esta ferramenta permite uma modelação holística de todo o sistema (i.e, do processo industrial), permitindo igualmente uma análise sistemática das interações entre os diferentes elementos da matriz, que, no caso presente, consistem nas não-conformidades encontradas ao longo do processo produtivo.

Uma vez identificada a etapa do processo a estudar, é importante selecionar corretamente os fatores controláveis e respetivas gamas de variação, que vão ser otimizadas através das experiências a executar posteriormente. Esta identificação só é conseguida se o responsável pela condução das experiências possuir um conhecimento do processo profundo, integrando um conhecimento prático do processo com um conhecimento teórico da técnica, conhecimentos que devem sempre estar alicerçados por dados históricos. No entanto, mesmo considerando toda esta informação, a identificação correta dos fatores a considerar e respetivas gamas de experimentação pode ser difícil de conseguir. As razões deste facto prendem-se com um sem número de causas possíveis, tais como, por exemplo, uma certa instabilidade do processo, traduzida num comportamento algo errático dos níveis dos fatores controláveis usados de cada vez que a produção é iniciada, bem como pela presença de fatores de ruído imprevisíveis. Fazer testes pré-experimentais à condução do planeamento de experiências, de forma a melhor identificar os níveis dos fatores a considerar e respetivas gamas, é um bom princípio para resolver este problema. De facto, já vários autores (Czitrom, 2003; Coleman and Montgomery, 1993) mencionaram esta prática como um bom princípio na condução de um correto planeamento de experiências. A aplicação do desenho de experiências a outros problemas similares em indústrias dos semicondutores, farmacêutica e automóvel tem mostrado resultados

de sucesso e convincentes, suportando a estabilidade dos processos de fabrico através da minimização da variabilidade e dos valores médios, (Konda & Guha, 1998; Montgomery et al., 2000; Javorsky et al., 2014; Antony, 1999).

A fase do planeamento de experiências, aqui identificada como testes prévios, pode ser desdobrada nas seguintes fases: (1) uma clara identificação do problema, melhor conseguida através da utilização da ferramenta anteriormente denominada NCM, conjuntamente com (2) uma correta seleção dos fatores e respetivas gamas a considerar. Os problemas típicos e os cuidados a ter na aplicação a um caso industrial aquando da seleção dos fatores e respetivos níveis, bem como na implementação dos testes prévios às experiências a realizar são de igual modo realçados.

Nas seções seguintes apresenta-se uma breve introdução ao Planeamento de Experiências (DoE), com especial enfoque na fase dos testes prévios à execução das experiências. Também nesta seção são revistos os princípios base da Matriz de Não-Conformidades (NCM). De seguida, e sempre tendo por base um exemplo industrial, são analisados com maior detalhe os cuidados a ter e as diretrizes a seguir na condução dos testes prévios, identificando os aspetos críticos ao seu sucesso.

2.Diretrizes para o Planeamento de Experiências (DoE)

É globalmente aceite que um planeamento de experiências para ter sucesso compreende um conjunto de etapas básicas (Tabela I). As primeiras quatro fases estão associadas a uma fase global normalmente referenciada como fase de planeamento, que poderá incluir os testes pré-experimentais (Montgomery, 2008).

Tabela I – Diretrizes para o Planeamento de Experiências

1. Definir e descrever claramente o problema	}	Fase de planeamento pré-experimental
2. Selecionar os fatores, níveis a considerar e gamas		
3. Selecionar as variáveis de resposta		
4. Escolher o desenho apropriado da experiência		
5. Executar a experiência	}	Fase de execução
6. Analisar os dados recolhidos	}	Fase de análise estatística e tomada de decisão
7. Validar os resultados com testes confirmatórios		
8. Retirar conclusões da análise e efetuar recomendações		

Em DoE, a forma como é conduzida a fase de planeamento é claramente decisiva para a validade dos resultados finais. Sendo vasto o tema e a literatura existente sobre o assunto (Costa et al., 2006; Freeman et al., 2013; Simpson et al., 2013; Tanco et al., 2009), julgou-se pertinente restringir a discussão ao ponto 1 e 2 destas diretrizes, ilustrando a forma como estes pontos foram abordados recorrendo a um exemplo industrial.

3. Abordagens para a fase de planeamento pré-experimental

Uma vez identificada a área de intervenção para o DoE, há várias possibilidades/técnicas para identificar os fatores que potencialmente influenciam o problema em análise. Entre outras, é comum usar os diagramas causa-e-efeito (Ishikawa diagrams), a técnica Desdobramento da Função da Qualidade (Quality Functional Deployment - QFD), ou mesmo a Análise de Modos e Efeitos de Falha (FMEA) nesta fase pré-experimental (Fahmy et al., 2012; Montgomery, 2008; Taguchi et al., 2005).

Primeiramente são identificados e listados todos os fatores controláveis e incontroláveis que potencialmente influenciam a qualidade do produto final. De forma a ser mais produtivo, é usual que este processo decorra em sessões de *brainstorming*, integrando equipas multidisciplinares com engenheiros de processo, engenheiros de qualidade e operadores de linha. O diagrama de causa-e-efeito é uma excelente ferramenta para organizar hierarquicamente estas potenciais causas, sendo também através de consenso entre os participantes que se chega à conclusão de quais os fatores a selecionar. A FMEA pode substituir o diagrama de causa-e-efeito com vantagens, já que, sendo uma metodologia para análise dos modos de falha e a compreensão da sua frequência e impacto, providencia adicionalmente a informação sobre a gravidade do efeito e do seu modo de falha potencial. Estas métricas são representadas através do Número de Prioridade de Risco (RPN) para cada efeito, calculado de forma subjetiva e integrando a informação da severidade, detetabilidade e ocorrência dos modos de falha, calculado de forma subjetiva (Fahmy et al., 2012).

Outra técnica que pode ser usada para desenvolver uma matriz do processo, realçando as interações entre os elementos do sistema é o QFD (Browning, 2001). Esta técnica é um processo que compreende quatro etapas: compreender os requisitos do cliente e desenvolver a matriz de planificação do produto, desenvolver a matriz de planificação do processo, e, na última etapa, desenvolver a matriz de planificação da produção (Taguchi et al., 2005; Hassan et al., 2010).

A técnica proposta neste artigo para identificar a região alvo de melhoria e o foco do DoE é a ferramenta da área dos sistemas de engenharia anteriormente referida como Matriz de Não-

Conformidades (NCM). Esta ferramenta modela o sistema de forma holística, apresentando as relações de causa-e-efeito entre os vários elementos da matriz, que, neste caso, consistem nas não-conformidades encontradas nas várias etapas do processo de fabrico, em forma de matriz. A ferramenta proposta, quando comparada com as ferramentas mais usuais no contexto da utilização em melhoria continua, tem três vantagens adicionais: (i) identificação da região de interesse através de uma análise global ao processo produtivo (o QFD é correntemente usado para um propósito similar, mas num contexto diferente); (ii) as relações de causa-e-efeito entre não-conformidades são identificadas de uma forma sistemática e inovadora (iii) a possibilidade de aplicar algoritmos e operações matemáticas como forma de otimizar a matriz, realçando as interações mais pertinentes e críticas.

3.1.A Matriz de Não-Conformidades (NCM)

A Matriz de Não-Conformidades (NCM) é uma ferramenta baseada na Matriz de Estrutura de Projeto (Design Structure Matrix - DSM) (Browning, 2001; Eppinger and Browning, 2012) pensada como forma de sistematizar as não-conformidades geradas num determinado processo produtivo em forma de matriz, realçando as relações e potenciais interações entre elas. A utilização desta abordagem a diferentes domínios de aplicação são várias (Eppinger and Browning, 2012), mas é a primeira vez que esta metodologia de análise é aplicada a um problema específico de melhoria da qualidade. Assim, como forma de integrar esta ferramenta e sistematizar a aplicação da NCM a um problema de produção de melhoria da qualidade, foi desenvolvida uma metodologia baseada em 10 passos (Tavares et al., 2013) metodologia que não será abordada no contexto deste artigo.

Como resultado da aplicação dos princípios da DSM a um novo contexto, consubstanciado na NCM, identificaram-se mais facilmente agrupamentos de não-conformidades associados a certas etapas do processo de fabrico, que permitiram, numa segunda fase, uma melhor definição de quais as prioridades em termos de projetos de melhoria da qualidade. Em (Farooq et al., 2014) é discutido detalhadamente a forma como se constrói uma NCM e quais as fases mais relevantes do processo, de forma a melhor capturar o conhecimento dos especialistas da indústria. Em síntese, o objetivo último da utilização desta ferramenta é o de realçar pontos críticos no processo produtivo, etapa prévia à seleção de projetos focados de melhoria da qualidade.

4. Exemplo de aplicação industrial

Os aerossóis em folha-de-flandres são bens de consumo produzidos em massa pela indústria das embalagens metálicas e usados amplamente pelas indústrias de produtos de higiene pessoal, cosmética e higiene do lar. Apesar de ser um produto aparentemente simples, os requisitos por parte dos clientes são dos mais variados e extremamente exigentes, incluindo ausência de imperfeições na aparência, garantia de completa estanquicidade e ser totalmente seguro quando está sob pressão. Embora por um lado estas indústrias sigam normas internacionais que regulamentam os diferentes aspetos relacionados com a integridade estrutural do aerossol, por outro lado, os clientes exigem cada vez mais níveis superiores de segurança e níveis de qualidade mais elevados, sendo cada vez menos tolerantes a lotes de unidades com defeitos por mais impercetíveis que sejam.

No caso dos aerossóis em folha-de-flandres, a aplicação do desenho de experiências foi efetuada com foco numa das etapas do processo de fabrico de forma a melhorar a fiabilidade do mesmo e, assim, reduzir o número de não-conformidades e melhorar os índices de qualidade final dos aerossóis. O primeiro passo para o projeto de um desenho de experiências passa pela definição clara do problema que se quer abordar. Neste caso, foi utilizada a Matriz de Não-Conformidades, NCM, de forma a obter uma visão geral do sistema produtivo, as respetivas ligações das diferentes etapas e interações de não-conformidades que se podem propagar ao longo da linha produtiva. A partir desta análise foram identificados os principais parâmetros no qual o desenho de experiências deveria incidir na sua fase pré-experimental.

A descrição do produto e do processo fabrico serão introduzidas nas secções seguintes, sendo incluída a descrição da aplicação da Matriz de Não-Conformidades neste problema.

4.1. Descrição do produto

Os aerossóis tem como principal objetivo o armazenamento de produtos que são dispensados com a ajuda de um propulsor em pressão. Estes produtos podem ser dispersos na forma de partículas de líquidos ou em espuma, dependendo do tipo de propulsor e das propriedades dos produtos armazenados. Os aerossóis são usualmente produzidos em aço ou em alumínio, sendo que este estudo se debruça sobre os primeiros. Estes aerossóis são produtos simples, compostos por três partes principais: o topo, a base e o corpo, como esquematizado na Figura 1.

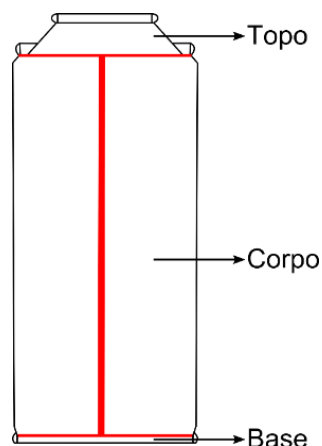


Figura 1 – Aerossol composto por três partes.

A empresa deste estudo é líder na produção destes aerossóis, fornecendo-os com e sem enchimento de acordo com as especificações dos clientes. O caso aqui apresentado está focado nos aerossóis sem enchimento, não contemplando a válvula, o atuador e a tampa, que são componentes adicionados durante o enchimento.

4.2.Descrição do Processo de Fabrico

O processo de fabrico de um aerossol em folha-de-flandres é composto por múltiplos passos interligados e com uma elevada cadência de fabrico, sendo um processo com alguma complexidade. Este processo contempla as seguintes fases: corte primário, litografia e envernizamento, corte secundário e estampagem/montagem.

No corte primário, a folha-de-flandres que formará o corpo, é desenrolada de uma bobina, desfibrada e cortada em frações. A chapa para a produção dos topos e das bases também é cortada nesta fase. No processo de envernizamento e litografia, as frações das folhas-de-flandres são impressas de acordo com as especificações do cliente, sendo esta impressão protegida com verniz. Após este passo, é realizado um corte secundário com as dimensões de cada corpo do aerossol. Na estampagem/montagem, os topos e as bases são estampadas e o corpo é soldado, formando assim um cilindro. No final, estes três componentes são cravados formando assim o aerossol.

4.3. Matriz de não-conformidades

A aplicação da matriz de não-conformidades ao processo de fabrico do aerossol iniciou-se com a modelação completa do sistema produtivo, evidenciando todos os pontos de controlo de qualidade e as não conformidades que possam ser detetadas nesses pontos de controlo. Na Figura 2 está representado um exemplo de matriz de não-conformidades com 44x44 elementos,

obtida após entrevistas com os especialistas da linha (Farooq et al., 2013; Farooq et al., 2014). Cada elemento da matriz representa uma não-conformidade ou um defeito, estando estas representadas de forma sequencial. As não-conformidades apresentadas na vertical são as mesmas que na horizontal, por isso, quando existem relações fora da diagonal significa que existe dependência entre elas. Lendo a matriz a partir das colunas, e seguindo uma coluna específica associada a uma particular não-conformidade, um pequeno quadrado (ou um 1) na interseção entre linha e coluna significa que esta não-conformidade pode estar na origem da não-conformidade da respetiva linha, havendo uma interdependência entre NC. No caso de não haver dependência entre NC, as posições são deixadas em branco (ou um zero).

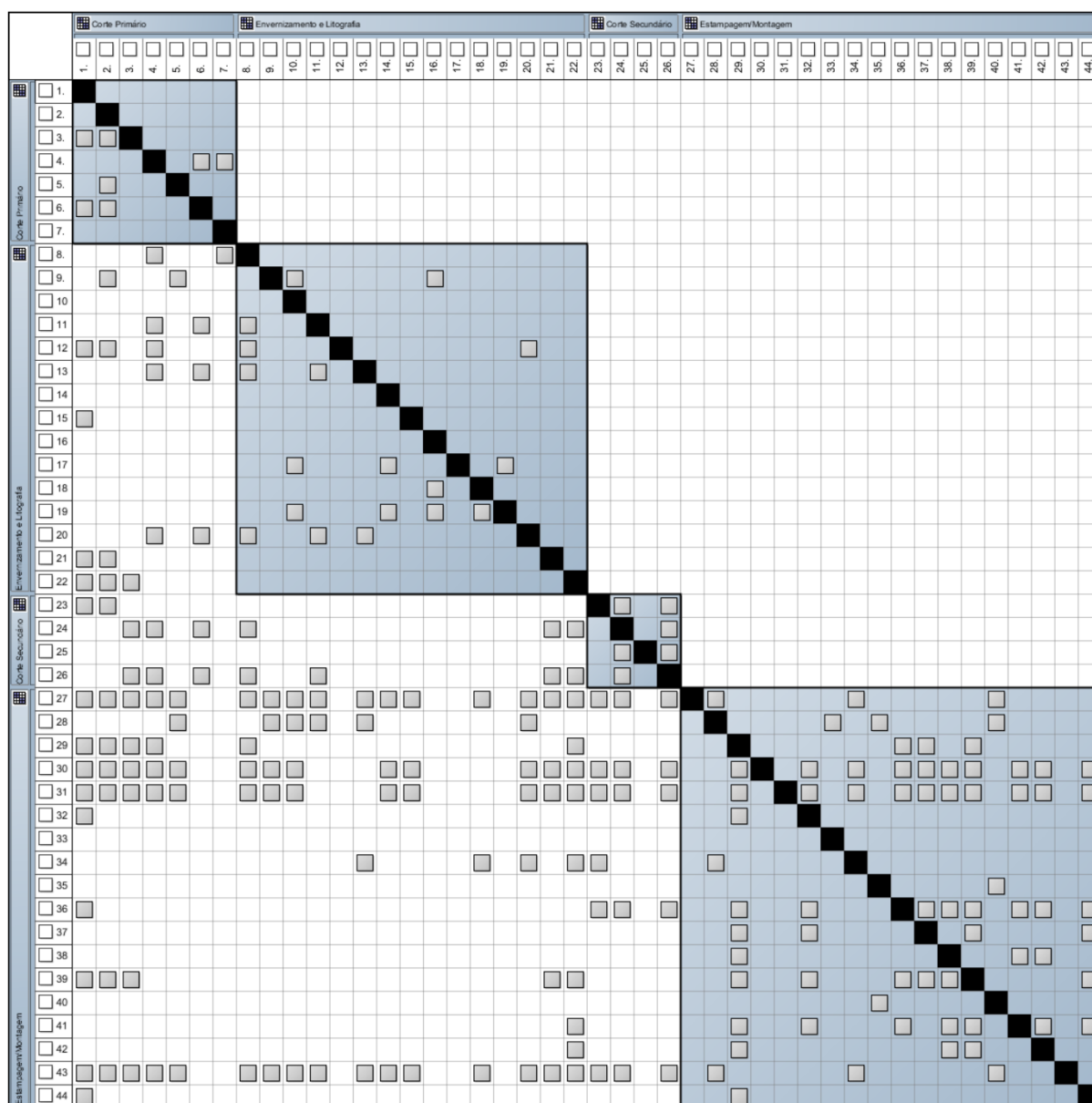


Figura 2 – Matriz de não-conformidades inicial, sem manipulação matricial.

A Figura 3 mostra a matriz de não-conformidades após a aplicação de algoritmos de sequenciação, que foram aplicados dentro de cada etapa do processo produtivo para que as não-conformidades se mantenham agrupadas nas respectivas etapas. Este algoritmo organiza as não-conformidades de forma a que fiquem na parte inferior da diagonal, ficando assim organizadas de forma sequencial. As não-conformidades que se mantenham acima da diagonal são não-conformidades com inter-relações. Manipulando esta matriz também é possível chegar a 4 clusters de não-conformidades: (i) corte primário; (ii) litografia e envernizamento que são influenciadas essencialmente por não-conformidades do corte primário; (iii) corte secundário que são influenciadas maioritariamente por não conformidades da litografia e envernizamento e do próprio corte secundário e (iv) estampagem/montagem que são significativamente afetadas pelas não conformidades originadas no próprio cluster. As linhas com o maior número de relações estão associadas a parâmetros de qualidade que são analisados nos pontos de controlo, como seria esperado. A análise da importância das não-conformidades foi realizada através do diagrama de Pareto para quantificação do número de ocorrências das mesmas e o seu impacto na qualidade do produto final. Esta análise mostrou que o processo de soldadura é o que promove mais problemas de qualidade, sendo então este escolhido como o foco desta investigação.

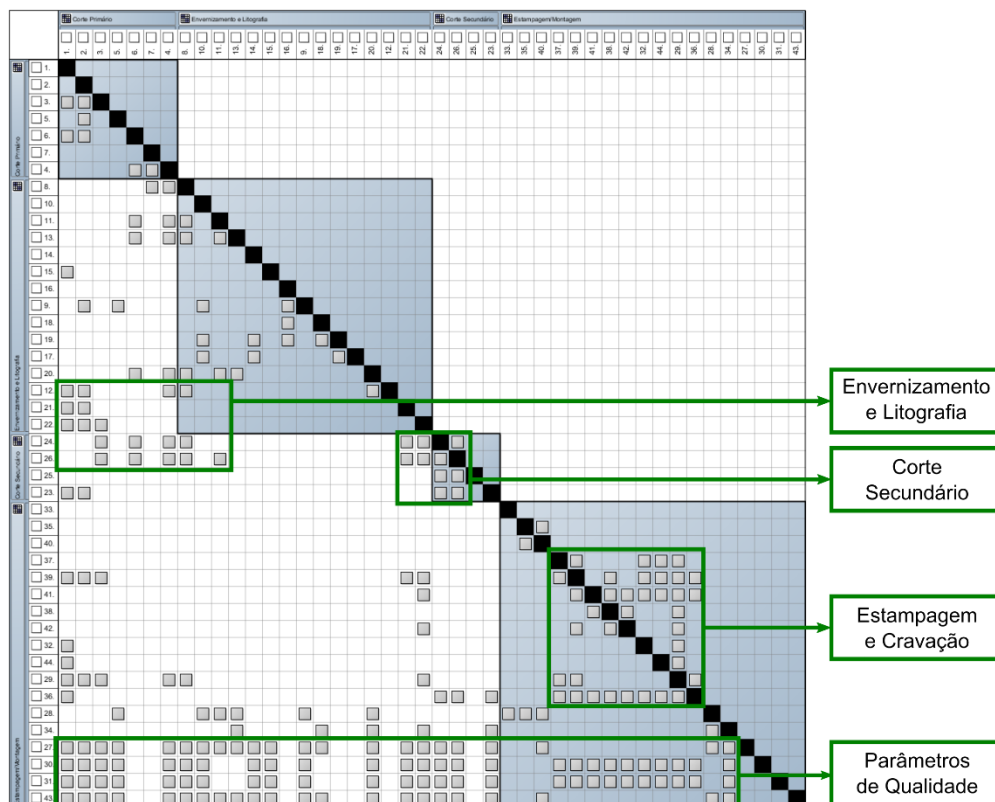


Figura 3 – Matriz de não conformidades após manipulação matricial e criação de clusters.

Após definição do processo alvo a otimizar com o DoE é necessário selecionar os fatores que vão ser objeto de análise e os respetivos níveis e gamas. Ao longo deste processo e após uma análise aprofundada na linha de produção, percebeu-se que alguns fatores têm uma grande sensibilidade a variações, levando a que pequenas variações tenham efeitos muito diferenciados. Também foi identificado um conjunto significativo de variáveis de ruído que limitariam a replicação das experiências com as mesmas condições ao longo de toda a investigação. Dessa forma, e com base nos valores inicialmente propostos pelos especialistas do processo, foi executado um conjunto de testes pré-experimentais de forma a permitir uma identificação mais clara dos níveis e gamas de experiência a serem usados durante a execução das experiências. Este processo será detalhado nos pontos seguintes.

5. Seleção de fatores e respetivas gamas

A seleção de fatores e respetivos níveis e gamas deve ser realizada de forma iterativa, uma vez que as primeiras iterações podem conter demasiados fatores tornando a execução das experiências impraticável em tempo útil. Desse modo, o desenho de experiência deve ser adaptado aos recursos disponíveis e aos objetivos definidos.

As ferramentas para uma análise macro de seleção dos níveis e gamas dos fatores podem ser, de forma geral baseadas: em experimentação, na teoria, na opinião de especialistas ou no conhecimento acumulado sobre o processo, nos recursos disponíveis, nos resultados experimentais prévios e através da realização de ensaios pré-experimentais, (Montgomery, 2008; Czitrom, 2003).

A seleção de níveis e gamas dos fatores deve também ter em conta se estes são quantitativos ou qualitativos - para o caso em análise apenas foram considerados fatores quantitativos, listados na Tabela I. Como o objetivo central desta investigação preliminar é perceber a função de resposta de parâmetros de processo nas variáveis de saída, de forma a melhor compreender o impacto e a direção do respetivo efeito, assim como se são relações lineares ou não-lineares, foram selecionados três níveis para cada fator. Como o processo em causa nunca foi analisado do ponto de vista de DoE, iniciou-se este processo com testes pré-experimentais para ganhar uma maior sensibilidade ao processo de fabrico. A partir da análise do processo de fabrico com a Matriz de Não-Conformidades e com o diagrama de Pareto, foram identificadas quais as fases do processo de fabrico que tem maior impacto na qualidade final do produto e dessa forma circunscrever a aplicação do desenho de experiências. Durante este processo, as diferentes conclusões foram debatidas com os técnicos especialistas, permitindo definir os fatores

controláveis, incontroláveis e de ruído que podem de algum modo afetar o resultado do processo. Numa segunda fase, após a definição final de todos os fatores, foram discutidos quais deles seriam mais relevantes de forma a reduzir e a simplificar a primeira aplicação do desenho de experiências. A Tabela II mostra a lista final dos fatores que foram estudados no desenho de experiências, correspondendo ao segundo passo da Tabela I.

Tabela II – Fatores de controlo

Fatores de Controlo
Corrente
Força
Velocidade da linha
Distância entre corpos

Após a seleção dos fatores é necessário determinar quais as gamas a experimentar de cada fator (i.e., o intervalo dentro do qual deve variar cada fator), e respetivos níveis que devem ser utilizados durante o desenho de experiências, de forma a existir uma melhor perceção do impacto da magnitude e variações no resultado final da qualidade da ligação. Se estes níveis e gamas não forem corretamente definidos, podemos estar a analisar os parâmetros fora da gama ótima e assim as recomendações finais poderão originar uma detioração dos níveis atuais de qualidade.

Devido à grande variabilidade de fatores externos ao processo, como, por exemplo, as diferentes propriedades da folha-de-flandres de acordo com diversos fornecedores, não foi possível identificar corretamente os níveis dos fatores a utilizar nas experiências sem a execução de testes pré-experimentais. As diretrizes seguidas nestes testes serão descritas na seção seguinte.

5.1. Testes pré-experimentais

Os testes pré-experimentais são usualmente aplicados nas seguintes situações:

- Quando não é conhecida a função de resposta de um fator quantitativo, isto é, se ele tem um comportamento linear (2 níveis) ou não-linear (3 ou mais níveis). Geralmente, são usados 2 níveis quando o objetivo da experiência é determinar se o fator tem ou não impacto na resposta em termos de variação e respetiva direção (crescente ou decrescente). Três ou mais níveis são usados quando o objetivo da experiência é estudar a função resposta do fator;

b) Quando não é possível especificar os níveis e gamas dos fatores quantitativos e quando é necessário explorar o comportamento de fatores do processo numa gama alargada de valores. Embora haja autores que aconselham que a variável ou variáveis de resposta seja escolhida em primeiro lugar, só sendo selecionadas os fatores controláveis numa segunda fase (Freeman et al., 2013), há muitas situações em que esta seleção é feita em conjunto. Foi este o procedimento seguido neste caso, juntamente com a identificação de todos os fatores de ruído. Estes fatores de ruído devem ser controlados tanto quanto possível de forma a assegurar que têm valores constantes não só ao longo dos testes pré-experimentais, como também na execução das experiências. Devido a cláusulas de confidencialidade, as variáveis de resposta escolhidas e a respetiva quantificação, bem como os fatores de ruído identificados são omitidos neste artigo. Numa primeira iteração, foi realizada uma sessão de *brainstorming* com os especialistas do processo de forma a ter uma primeira estimativa de valores para os fatores dos testes pré-experimentais. Esta iteração permitiu reduzir o tempo total dos testes pré-experimentais porque forneceu estimativas dos níveis apropriados para iniciar os testes. Os fatores selecionados e respetiva estimativa dos níveis estão descritos na Tabela III:

Table III: Fatores de controlo e respetivos níveis.

Fatores de controlo	*Valores estimados (mínimo-máximo)
Corrente	598-611
Força	117-130
Velocidade linear	151-169
Espaço entre corpos	3.9-5.2

* Devido a cláusulas de confidencialidade, os valores reais não são apresentados

A Tabela IV lista diretrizes para a implementação de testes pré-experimentais.

Tabela IV – Diretrizes para a implementes de testes pré-experimentais.

1. Calibração da(s) variável(s) de resposta selecionada(s) e respetiva quantificação.
2. Registrar todos os possíveis fatores de ruído e quantificá-los;
3. Ajustar os equipamentos para valores nominais de serviço e iniciar a produção;
4. Registrar os valores nominais para todos os fatores de controlo quando a produção estiver estabilizada e a produzir unidades conformes;
5. Aumentar incrementalmente* o primeiro fator de controlo do valor nominal para um valor máximo em que o processo continue a produzir unidades conformes de acordo com as variáveis de resposta;
6. Registrar o valor máximo do fator;
7. Reduzir incrementalmente* o primeiro fator de controlo do valor nominal para um valor menor em que o processo continue a produzir unidades conformes de acordo com as variáveis de resposta;
8. Registrar o valor mínimo do fator;
9. A gama desse fator será então definida pelos valores máximo e mínimo registados;
10. A gama para três níveis pode ser definida pelo valor mínimo, por um valor nominal e pelo valor máximo;
11. Ajustar os valores mínimo e máximo de forma a que o valor nominal seja o ponto central de ambos. No entanto, há situações** em que o valor nominal está afastado do ponto central e, nesse caso, deve ser usado o ponto central;
12. Se um fator for testado em mais de 3 níveis, devem ser considerados pontos adicionais posicionados nas zonas de maior interesse;
13. Repetir os passos de 5 a 13 para os restantes níveis.

* Incrementos do fator em 5% ou 10%, do nível testados ou com outro incremento que seja arbitrado em função da experiência.

** Dependendo do objetivo da experiência.

Após a realização dos testes pré-experimentais para este caso de estudo, os níveis e gamas dos fatores selecionados ficaram objetivamente definidos, como mostrado na Tabela V.

Tabela V – Níveis dos fatores de controlo

Factor de Controlo	*Mínimo	*Nominal	*Máximo
Corrente	611	650	666
Força	104	112	115
Velocidade linear	120	151	166
Distância entre corpos	0.25	5.2	13

* Devido a cláusulas de confidencialidade, os valores reais não são apresentados

Esta abordagem permitiu assim obter os níveis e as gamas de cada fator de controlo de forma mais sistemática, permitindo assim uma melhor seleção do modelo a escolher (4º passo), e consecutivamente, uma melhoria do desempenho na condução da experiência (5º passo). Estes passos fazem parte dos desenvolvimentos futuros no âmbito do projeto de investigação que está em curso.

6. Conclusões

Os principais objetivos da fase inicial de planeamento de um projeto de aplicação de DoE compreende sempre uma definição clara e inequívoca do problema de qualidade a analisar, bem como a seleção correta dos fatores a incluir na experiência, quais os níveis a considerar na condução da experiência e respetivas gamas de experimentação. Uma vez identificada a região de interesse, há várias técnicas possíveis há muito utilizadas para a identificação dos fatores a considerar, com particular destaque para o diagrama de causa-e-efeito, FMEA ou QFD. Com um objetivo similar mas com a particular preocupação de conseguir uma compreensão global de todo o processo industrial, assaz complexo, utilizou-se uma ferramenta da área dos sistemas de engenharia denominada Matriz das Não-Conformidades (NCM), matriz que foi usada pela primeira vez no contexto de um projeto de melhoria da qualidade. Esta ferramenta modela todo o sistema de forma holística, realçando áreas problemáticas do processo, através de uma análise sistemática das não-conformidades produzidas nas várias etapas do processo produtivo.

Esta abordagem foi utilizada num caso industrial de produção de aerossóis em folha-de-flandres de uma grande empresa nacional, particularmente ativa na procura de uma melhoria contínua dos seus produtos e processos. A aplicação da NCM conjuntamente com análises de Pareto sistemáticas, mostraram que a maioria dos problemas ocorreu no processo de soldadura, processo fundamental na qualidade do produto final. No entanto, estudando o processo de soldadura com maior detalhe, percebeu-se que devido a fatores de ruído com comportamentos imprevisíveis e ao facto de todas as variáveis do processo não estarem completamente monitorizadas, não era possível definir com precisão os níveis e as gamas de experimentação dos fatores identificados. Este problema foi resolvido com a implementação de testes pré-experimentais, criando-se um conjunto de directrizes simples para a sua execução, conseguindo-se assim uma definição mais rigorosa dos níveis a considerar para a execução dos testes de DoE.

A escolha do modelo correto e a prossecução das seguintes fases do planeamento de experiências (quadro II), fornecerá indicações fundamentais para quais as melhores condições

para o processo de soldadura que minimizam as não-conformidades nos aerossóis de folha-de-flandres.

Agradecimentos

Os autores agradecem à Colep, uma empresa líder na manufatura de aerossóis em folha-de-flandres, ativamente envolvida com o programa “Engineering Design and Advanced Manufacturing” (EDAM) do programa MIT-Portugal Program. Muhammad Arsalan Farooq agradece igualmente o suporte da Fundação para a Ciência e Tecnologia, e da bolsa de investigação SFRH/BD/51579/2011. Agradecimentos adicionais ao programa MIT-Portugal Program (www.mitportugal.org).

Nota Final

Este artigo é uma adaptação para português do artigo apresentado na conferência ICEQM (1st International Conference on Quality Engineering and Management), Guimarães, 2014.

Referências Bibliográficas

- Antony, J., 1999. Improving the wire bonding process quality using statistically designed experiments. *Microelectronics Journal*, 30(2), pp.161–168.
- Browning, T.R., 2001. Applying the design structure matrix to system decomposition and integration problems: a review and new directions. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 48(3), pp.292–306.
- Coleman, D.E. & Montgomery, D.C., 1993. Industrial Experiment A Systematic Approach to Planning for a Designed Industrial Experiment. In *Technometrics*. pp. 1–12.
- Costa, N.R.P., Pires, A.R. & Ribeiro, C.O., 2006. Guidelines to help practitioners of design of experiments. *The TQM Magazine*, 18(4), pp.386–399.
- Czitrom, V., 2003. Guidelines for Selecting Factors and Factor Levels for an Industrial Designed Experiment. In *Handbook of Statistics*. pp. 3–32.
- Fahmy, R. et al., 2012. Quality by design I: Application of failure mode effect analysis (FMEA) and Plackett-Burman design of experiments in the identification of “main factors” in the formulation and process design space for roller-compacted ciprofloxacin hydrochloride immediat. *AAPS PharmSciTech*, 13(4), pp.1243–54.
- Farooq, A. et al., 2014. An application of Knowledge Management in Design Structure Matrix for a process improvement phase. In *16th International Dependency and Structure Modelling Conference, DSM*. Paris: Carl Hanser Verlag GmbH & Co. KG.
- Farooq, A. et al., 2013. Evaluation of a non-conformity matrix complexity using components modularity metrics. In *15th International Dependency and Structure Modelling Conference, DSM*. Melbourne: Carl Hanser Verlag GmbH & Co. KG, pp. 19–25.
- Fowlkes, W.Y. & Creveling, C.M., 1996. Engineering methods for robust product design: Using taguchi methods in technology and product development. *Journal of Product Innovation Management*, 13(3), p.279.
- Freeman, L.J. et al., 2013. A Tutorial on the Planning of Experiments. *Quality Engineering*, 25(4), pp.315–332.
- Hassan, A. et al., 2010. Conceptual process planning – an improvement approach using QFD, FMEA, and ABC methods. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 26(4), pp.392–401.
- Javorsky, J., Franchetti, M. & Zhang, H., 2014. Determining the optimal parameters of bonding polyvinylchloride to stainless steel in automotive applications with the use of full factorial design of experiment. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 7(2), pp.151–158.
- Konda, R. & Guha, A., 1998. Design of experiments to study and optimize process performance. , 16(1), pp.56–71.

- Montgomery, D.C., 2008. *Design and Analysis of Experiments* 7th Editio., Wiley, New york.
- Montgomery, D.C. et al., 2000. Using statistically designed experiments for process development and improvement: an application in electronics manufacturing. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 16(1), pp.55–63.
- Simpson, J.R., Listak, C.M. & Hutto, G.T., 2013. Guidelines for Planning and Evidence for Assessing a Well-Designed Experiment. *Quality Engineering*, 25(4), pp.333–355.
- Steven D. Eppinger & Tyson R. Browning, 2012. *Design structure matrix methods and applications*,
- Subulan, K. & Cakmakci, M., 2011. A feasibility study using simulation-based optimization and Taguchi experimental design method for material handling—transfer system in the automobile industry. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 59(5-8), pp.433–443.
- Taguchi, G., Chowdhury, S. & Wu, Y., 2005. *Taguchi 's Quality Engineering Handbook*, John Wiley & Sons, Inc.
- Tanco, M. et al., 2009. Implementation of Design of Experiments projects in industry. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 25(4), pp.478–505.
- Tavares, S.M.O. et al., 2013. Application of non-conformity matrix to predict system interactions in complex quality problems. In *Flexible Automation Integrated Manufacturing (FAIM)*. Porto: Springer, pp. 839–850.

Authors Profiles:

Muhammad Arsalan Farooq is a Ph.D. researcher at the Engineering Faculty of University of Porto under the framework of MIT Portugal Program (MPP). His Ph.D. work, which is sponsored by COLEP (a consumer goods industry), is to apply engineering systems approaches for quality improvement of manufacturing systems. He is currently pursuing his research at Massachusetts Institute of Technology in the USA as part of the MPP. He has worked with Indus Motor Company (Toyota) and GlaxoSmithKline after graduation. His areas of interest include process and product quality improvement, design of experiments, six sigma, statistical techniques and analysis, project management.

Henriqueta Nóvoa has received a Ph.D. from the Engineering Faculty of the University of Porto in 2000 and she is an Assistant Professor at the Industrial and Engineering Department of the University of Porto. She has worked as a production test engineer at Texas Instruments Portugal for 6 years before joining the University (1983-1989). Her research interests are in the areas Strategic Planning of Information Systems and, more recently, Quality Management and Statistical Methods for Quality Improvement.

Sérgio Tavares got his Ph.D. from University of Porto in context of MIT-Portugal Program in 2011. Currently, he is senior researcher at Institute of Mechanical Engineering and Industrial Management and his experience has accumulated in different places including HZG in Germany, University of Pisa in Italy, Massachusetts Institute of Technology in USA and at Airbus in Germany. His research interests include advanced manufacturing processes, computational mechanics, and fatigue and fracture mechanics.

António Araújo has received a PhD from the Engineering Faculty of the University of Porto in 2014. He works since 2013 as consultant for Ford's John Andrews Development Centre in Cologne, Germany, while part time teaching at the Mechanical Engineering Department of the University of Porto in the MIT-Portugal Program. He

worked previously 4 years as full time Invited Professor at the MIT-Portugal Program, 10 years at the Toyota Formula 1 team in Cologne and 3 years at the European Space Agency in the Netherlands.

Aplicação do Desenho de Experiências a um Ciclo de Refrigeração

Nuno Ricardo Costa

E-mail: nuno.costa@estsetubal.ips.pt

Instituto Politécnico de Setúbal – Escola Superior de Tecnologia de Setúbal
UNIDEMI/DEMI, Faculdade de Ciências e Tecnologia-Universidade Nova de Lisboa

João Garcia

E-mail: joao.garcia@estsetubal.ips.pt

Instituto Politécnico de Setúbal – Escola Superior de Tecnologia de Setúbal

Resumo:

Os ciclos de refrigeração são utilizados numa vasta diversidade de equipamentos domésticos e industriais (residenciais e não residenciais) e a sua eficiência depende de várias variáveis. Para avaliar a influência das variáveis de controlo seleccionadas na eficiência de um ciclo de refrigeração por compressão foram realizadas experiências estatisticamente planeadas. Uma função polinomial foi usada para caracterizar a eficiência do ciclo e identificados os valores para as variáveis que permitem obter a maior eficiência possível. Os resultados dão a necessária confiança para que a abordagem ilustrada seja aplicada no design e melhoria do funcionamento de ciclos de refrigeração.

Palavras-chave: ANOVA, Condensação, COP, Evaporação, Termodinâmica.

Abstract:

Refrigeration cycles are used in a large diversity of industrial and domestic (residential and non-residential) equipments and their efficiency depend on several variables. To better understanding of how controllable variables impact on a compression refrigeration cycle efficiency, statistically designed experiments were conducted. A quadratic polynomial model was fitted to the Coefficient of Performance and variable settings that maximize the cycle efficiency identified. Results give confidence to use the illustrated approach for refrigeration cycle design and operation improvement purposes.

Keywords: ANOVA, Condensation, COP, Evaporation, Thermodynamic.

1.Introdução

Sem uma caracterização adequada dos processos e dos produtos não será possível afirmar com toda a confiança quais serão as variáveis de entrada (fatores de controlo) que têm um efeito

significativo na variável que se pretende melhorar ou otimizar, denominada variável de saída (variável dependente ou resposta). Fazer alterações no valor de um único fator de controlo, mantendo os restantes fixos, com o objetivo de melhorar ou otimizar uma determinada resposta é uma prática muito utilizada, embora fortemente desencorajada. Esta abordagem apenas trará vantagens em condições excecionais (Frey e Wang, 2006), pelo que é recomendável utilizar uma abordagem sustentada em técnicas (estatística e matematicamente validadas) que, de forma inequívoca, têm demonstrado ser de extrema utilidade.

O desenho e a análise de experiências estatisticamente fundamentadas são uma abordagem eficaz e com uma utilização crescente em estudos desenvolvidos num contexto académico e industrial nas mais variadas áreas da engenharia, por exemplo, na Mecânica, nos Materiais, na Química, e na Biotecnologia. Motores de avião (Tappeta et al., 1999), estruturas para bicicletas (Jeang et al., 2008), máquinas elétricas (Gijo e Scaria, 2012), polímeros (Ilbay e Çelik, 2009), produtos farmacêuticos (Lopes et al., 2012), dispositivos médicos e processos tecnológicos (Dixon et al., 2006; Steinberg e Bursztyn, 2010; Vlachogiannis, 2003) são apenas alguns exemplos de produtos que têm sido concebidos e desenvolvido com base no denominado Desenho de Experiências – Metodologia da Superfície de Respostas (DoE-RSM).

Aplicações do DoE-RSM em ciclos termodinâmicos, especialmente em ciclos de refrigeração, não foram encontradas na literatura nacional nem internacional, pelo que esta abordagem é ilustrada neste artigo. O ciclo de refrigeração de um andar de compressão (que se designará por CR) é usado numa grande diversidade de equipamentos domésticos e industriais (residenciais e não-residenciais) e tem sido bastante investigado de um ponto de vista termodinâmico (Anand et al., 2013; Rasmussen, 2012; Rasmussen e Shenoy, 2012; Tassou et al., 2010; Koelet, 1992), nomeadamente devido às restrições de utilização de alguns fluidos frigorigéneos por questões ambientais e à necessidade de melhorar a eficiência energética dos equipamentos (Bansal et al., 2012; Palm, 2008).

O objetivo do presente estudo foi o de maximizar a eficiência do CR, avaliando o impacto das variações de temperatura e do caudal mássico de água no evaporador e no condensador, uma vez que ciclos com elevada eficiência são caracterizados por um menor consumo de energia e um melhor efeito frigorífico.

Para descrever o trabalho realizado, este documento foi estruturado da seguinte forma: Na Seção 2 é apresentada a instalação experimental, o princípio do CR e o coeficiente de performance; a matriz de experiências, os resultados e a sua análise são apresentados nas Secções 3 e 4, respetivamente; as conclusões são feitas na Seção 5.

2.Ciclo de Refrigeração – Instalação experimental

O ciclo de refrigeração de um andar de compressão (R632/25019) utilizado neste estudo é uma unidade didática produzida pela “P.A. Hilton Ltd” (ver Figura 1). Inclui um compressor hermético (EMBRACO Asprea NEK6214Z com uma Potência de 0,5 HP), um condensador constituído por um cilindro de vidro de paredes espessas com placas de topo em latão maquinado e uma serpentina em tubo de cobre no interior (através do qual se escoa a água de aquecimento – água quente), um evaporador constituído por um cilindro de vidro de paredes espessas com placas de topo em latão maquinado e uma serpentina em tubo de cobre no interior (através do qual se escoa a água de arrefecimento – água fria), e uma válvula de expansão (válvula de agulha operada por boia, situada na parte inferior do condensador). O fluido frigorigéneo é o R141b e a instrumentação integrada permite medir pressões e temperaturas no condensador e no evaporador, bem como temperaturas e caudal mássico de água. Todos os instrumentos de medição foram verificados, sendo os erros e incertezas associados às leituras dos valores medidos ignorados por serem suficientemente pequenos.

Figura 1 – Ciclo de refrigeração



A descrição do CR pode ser resumida da seguinte forma:

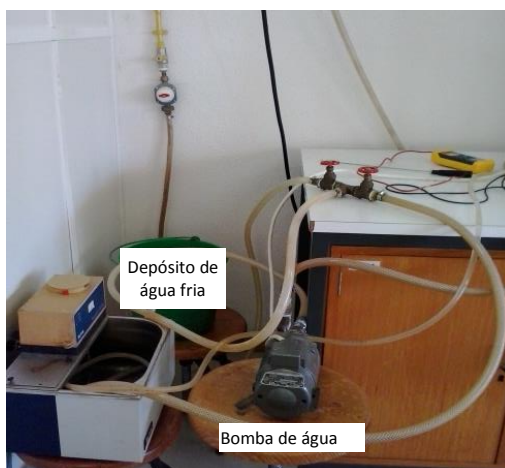
O compressor hermético mantém uma baixa pressão no evaporador e faz com que o fluido frigorigéneo evapore a uma baixa temperatura, retirando calor (sensível) e reduzindo a temperatura da água. O vapor a baixa pressão formado no evaporador é aspirado para o

compressor, onde através da compressão a sua pressão aumenta. O fluido a alta pressão é então enviado para o condensador, onde é condensado, sendo transferido calor para a água que passa no condensador (água de arrefecimento). Durante esta fase, o fluido a alta pressão acumula-se no fundo do condensador e o seu nível é controlado por uma válvula de expansão que é operada por uma boia. À medida que o fluido quente a alta pressão passa através da válvula a sua pressão diminui até à pressão de evaporação e a sua temperatura diminui para a temperatura de saturação. Ao entrar no evaporador, o fluido a baixa pressão será evaporado e aspirado para o compressor, reiniciando-se o ciclo atrás descrito.

Para controlar a temperatura na entrada do evaporador e do condensador foram construídos dois sistemas auxiliares: um para o aquecimento e outro para o arrefecimento de água. A água quente, denominada água de aquecimento, foi obtida através de um esquentador a gás, sendo depois armazenada num depósito termoacumulador (SOLCAP- 200 litros) de modo a estabilizar a temperatura em valores definidos e assim poder ser bombeada para o condensador (ver Figura 2). A denominada água de arrefecimento (água fria) foi obtida pela introdução de gelo num reservatório com água à temperatura ambiente, sendo depois bombeada para o evaporador à temperatura desejada (ver Figura 3).

Figura 2 - Sistema de aquecimento de água



Figura 3 - Sistema de arrefecimento de água

2.1. Ciclo de Refrigeração - Coeficiente de performance

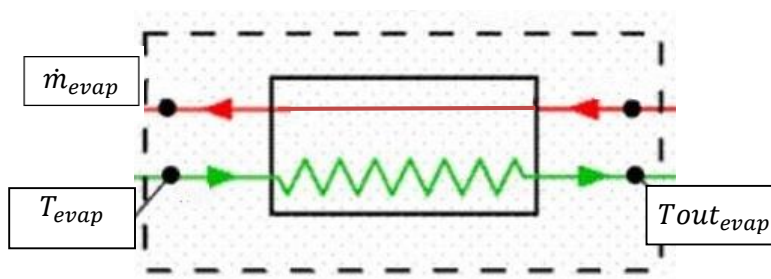
Ciclos de refrigeração são utilizados, por exemplo, na indústria alimentar para refrigeração e conservação de produtos, na indústria farmacêutica para manter medicamentos a baixa temperatura, em edifícios domésticos e públicos, bem como em instalações de climatização, para manter a temperatura nos valores mais adequados. Dada a importância que alguns destes equipamentos assumem na vida das empresas e das pessoas a sua eficiência deve ser avaliada. Para o efeito é necessário conhecer as potências frigorífica e elétrica. A potência elétrica é a taxa de consumo de energia elétrica por unidade de tempo que é fornecida ao CR (compressor), tendo neste estudo sido medida com um analisador Chauvin Arnoux (Qualistar plus CA 8335), que se mostra na Figura 1. A potência frigorífica é uma medida quantidade de calor que pode ser retirado nos equipamentos de refrigeração (produção de frio), podendo ser calculada através da primeira lei da termodinâmica para sistemas estacionários. Assim, tendo como pressuposto que as perdas de calor no evaporador são desprezáveis e que o processo é estacionário, no CR a energia recebida pelo fluido frigorífero no evaporador é igual à energia transferida (libertada) pela água para este fluido. Através de balanços energéticos e mássicos ao evaporador, tomando como referência a região delimitada pela linha a tracejado que se mostra na Figura 4, a potência frigorífica ($\dot{Q}_{evap}$) pode ser calculada da seguinte forma:

$$\dot{Q}_{evap} = \dot{m}_{evap} C_{p_{\text{água}}} (T_{out_{evap}} - T_{evap}) (1)$$

onde $\dot{m}_{evap}$ é o caudal mássico de água no evaporador (expresso em quilogramas por segundo - kg/s), $C_{p_{\text{água}}}$ é o calor específico da água a pressão constante, cujo valor é, aproximadamente,

igual a 4,18 kJ/kgK, T_{evap} representa o valor da temperatura da água à entrada do evaporador (expresso em graus centígrados - °C) e $T_{out_{evap}}$ representa o valor da temperatura da água à saída do evaporador (°C).

Figura 4 – Evaporador: Volume de controle



A razão entre as potências frigorífica ($\dot{Q}_{evap}$, expressa em Watts) e elétrica ($\dot{W}_{elect}$ - consumo de energia elétrica por unidade de tempo, também expressa em Watts) é uma métrica habitualmente utilizada para avaliar a eficiência de ciclos de refrigeração que existem em frigoríficos e congeladores domésticos, câmaras frigoríficas industriais e equipamentos de climatização (Dabas et al., 2011; Dincer, 2004; Mackensen, 2002; Pfister, 2004). Esta métrica é denominada Coeficiente de Performance (COP) e é definida por

$$COP = \frac{\dot{Q}_{evap}}{\dot{W}_{elect}} \quad (2)$$

De acordo com a Equação (2), quanto maior for o valor COP melhor será a eficiência do ciclo, o que pode ser conseguido através da redução do consumo de energia elétrica e/ou do aumento da potência frigorífica (Dincer, 2004). Os valores do COP para ciclos de refrigeração por compressão utilizados na refrigeração doméstica e industrial podem variar entre 1 e 3 (Bjork, 2012). Para pequenos ciclos como o da unidade didática utilizada neste estudo, o valor COP esperado é igual ou ligeiramente superior a 1. Unidades como a que se apresenta na Figura 1 são concebidas com fins didáticos e demonstrativos, pelo que os seus componentes não têm as melhores características técnicas. Por exemplo, o evaporador e o condensador são feitos em vidro, tendo uma baixa capacidade de transmitir calor, e a potência do compressor é inferior às dos compressores usadas nos equipamentos com fins domésticos e industriais. Como consequência, os valores da potência de refrigeração e a performance do ciclo não são muito altos, sendo expectáveis valores iguais ou ligeiramente superiores a 1.

3. Desenho de Experiências

Desenhar e realizar experiências não são tarefas simples, ainda que vários autores tenham publicado artigos com linhas de orientação para todos aqueles que tenham de realizar estas atividades (Bisgaard, 1999; Coleman e Montgomery, 1993; Costa et al., 2006; Freeman et al., 2013; Simpson et al., 2013; Tanco et al., 2009a). Uma cuidadosa gestão de aspetos técnicos (estatísticos) e não-técnicos (gestão & operacionais) é determinante para o sucesso em estudos experimentais. Por exemplo, a seleção ou desenho de uma matriz de experiências é uma atividade crítica, porque o resultado de um estudo poderá ficar comprometido se não for realizado o conjunto de experiências mais adequado. Sobre este assunto em particular, e de modo a minimizar perdas de tempo e maximizar os recursos envolvidos no processo experimental, Tanco et al. (2009b) apresentam uma lista de pontos-chave e recomendações para uma correta seleção ou definição da denominada matriz de experiências e ilustram a sua utilidade com casos de estudo da literatura.

Para explorar a relação entre o COP (variável dependente ou resposta) e as quatro variáveis independentes (fatores de controlo) passíveis de serem controladas na unidade didática utilizada neste estudo, que é sabido terem um impacto relevante na eficiência do RC, nomeadamente a temperatura da água à entrada do condensador (T_{cond}), a temperatura da água à entrada do evaporador (T_{evap}), o caudal mássico de água no evaporador ($\dot{m}_{evap}$) e no condensor ($\dot{m}_{cond}$), foi selecionada uma matriz composta (um *Face-Centered Design*). Esta matriz é constituída por um fatorial completo com fatores a dois níveis (constituído por $2^4 = 16$ experiências que resultam de todas as combinações possíveis dos dois níveis ou valores atribuídos aos 4 fatores selecionados), 8 pontos axiais e 4 pontos centrais, o que permite estimar adequadamente os efeitos lineares e quadráticos que podem ser usados para modelar o COP, dado que, neste estudo, a região delimitada pelos níveis dos fatores representa as denominadas regiões de interesse e operação. Os quatro pontos centrais são suficientes para avaliar a não-linearidade da superfície de formada pelo conjunto dos possíveis valores da resposta. Com base na experiência e conhecimento dos autores, em experiências de teste, e de modo a simular condições de operação tão próximas quanto possível das condições reais de utilização do CR são apresentados no Quadro 1 os níveis e os respetivos valores atribuídos aos fatores de controlo. A matriz de experiências é apresentada no Quadro 2. Informações técnicas detalhadas sobre a matriz utilizada e outros tipos de matrizes podem ser encontradas em livros de referência sobre DoE-RSM, de que são exemplos os seguintes: Box et al. (2005); Myers et al. (2009); Khuri e Mukhopadhyay (2010).

Quadro 1 - Valores das Variáveis

Nível	Valor Codificado	T_{cond} (°C)	$\dot{m}_{cond}$ (g/s)	T_{evap} (°C)	$\dot{m}_{evap}$ (g/s)
Máximo	1	35	30	24	30
Ponto central	0	30	20	17	20
Mínimo	-1	25	10	9	10

Quadro 2- Matriz de Experiências e Resultados

Experiências		T_{cond} (°C)	$\dot{m}_{cond}$ (g/s)	T_{evap} (°C)	$\dot{m}_{evap}$ (g/s)	COP	$\dot{W}_{elect}$ (W)
1	Matriz fatorial completa	25	10	9	10	0,5482	183
2		25	10	9	30	0,6778	185
3		25	10	24	10	0,9038	185
4		25	10	24	30	1,3412	187
5		25	30	9	10	0,5618	186
6		25	30	9	30	0,6706	187
7		25	30	24	10	0,9541	184
8		25	30	24	30	1,2135	186
9		35	10	9	10	0,5471	191
10		35	10	9	30	0,7184	192
11		35	10	24	10	1,1270	204
12		35	10	24	30	1,1082	215
13		35	30	9	10	0,4815	191
14		35	30	9	30	0,6464	194
15		35	30	24	10	1,1053	208
16		35	30	24	30	1,2422	212
17	Pontos axiais	25	20	17	20	0,9388	187
18		35	20	17	20	0,9289	198
19		30	10	17	20	0,8633	184
20		30	30	17	20	1,0105	182
21		30	20	9	20	0,4619	181
22		30	20	24	20	0,8894	188
23		30	20	17	10	0,8663	193
24		30	20	17	30	0,9003	195
25	Pontos centrais	30	20	17	20	0,9192	191
26		30	20	17	20	0,9137	183
27		30	20	17	20	0,9187	182
28		30	20	17	20	0,9731	189

4. Análise de dados e Resultados

As experiências planeadas foram realizadas no laboratório de Termodinâmica do Instituto Politécnico de Setúbal – Escola Superior de Tecnologia de Setúbal, de modo completamente aleatório, sendo os respetivos resultados apresentados no Quadro 2. Com base na análise dos dados, nomeadamente através da Análise da Variância (ANOVA), foi construída uma função de segunda ordem para modelar o COP. Os coeficientes de regressão estimados são

apresentados no Quadro 3. O modelo do COP, após serem ignorados (incorporados no termo do erro da ANOVA) alguns termos estatisticamente não significativos é o seguinte:

$$\hat{\mu} = 0,8767 + 0,2539x_3 + 0,0791x_4 + 0,0745x_1^2 + 0,0776x_2^2 - 0,1675x_3^2 - 0,0305x_1x_4$$

onde x_i ($i = 1, \dots, 4$) representa a i -th variável independente (fator de controle) e assume valores entre -1 e 1 ($-1 \leq x_i \leq 1$).

Quadro 3 - Coeficientes de Regressão Estimados

$$R^2 = 0,941; R_{ajustado}^2 = 0,877$$

Termo		Coeficiente.	Erro	$t_{(13)}$	p
	Mean/Interc.	0,8751	0,0285	30,696	0,000
x_1	T_{cond}	0,0052	0,0194	0,267	0,794
x_1^2	$T_{cond} \times T_{cond}$	0,0691	0,0512	1,350	0,200
x_2	$\dot{m}_{cond}$	0,0028	0,0194	0,142	0,889
x_2^2	$\dot{m}_{cond} \times \dot{m}_{cond}$	0,0722	0,0512	1,409	0,182
x_3	T_{evap}	0,2539	0,0194	13,097	0,000
x_3^2	$T_{evap} \times T_{evap}$	-0,1729	0,0515	-3,360	0,005
x_4	$\dot{m}_{evap}$	0,0790	0,0194	4,073	0,001
x_4^2	$\dot{m}_{evap} \times \dot{m}_{evap}$	0,0186	0,0512	0,363	0,722
x_1x_2	$T_{cond} \times \dot{m}_{cond}$	0,0028	0,0206	0,138	0,892
x_1x_3	$T_{cond} \times T_{evap}$	0,0146	0,0206	0,710	0,490
x_1x_4	$T_{cond} \times \dot{m}_{evap}$	-0,0301	0,0206	-1,461	0,168
x_2x_3	$\dot{m}_{cond} \times T_{evap}$	0,0110	0,0206	0,534	0,602
x_2x_4	$\dot{m}_{cond} \times \dot{m}_{evap}$	-0,0031	0,0206	-0,151	0,883
x_3x_4	$T_{evap} \times \dot{m}_{evap}$	0,0145	0,0206	0,705	0,493

Figura 5 - Gráfico de Probabilidade Normal

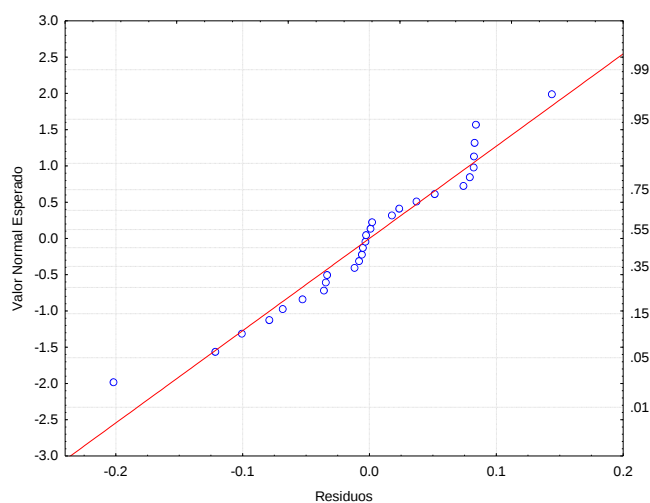
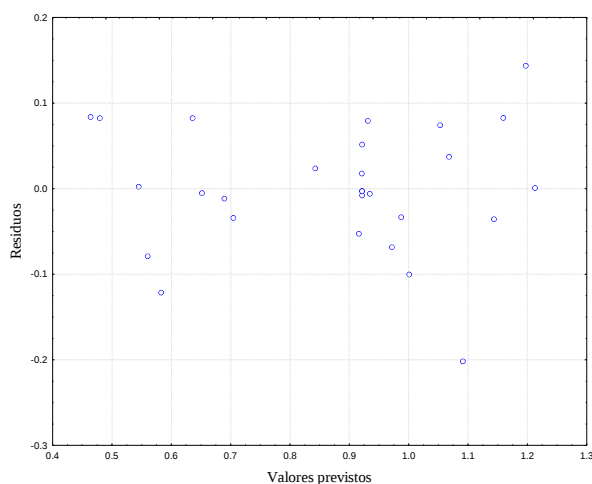
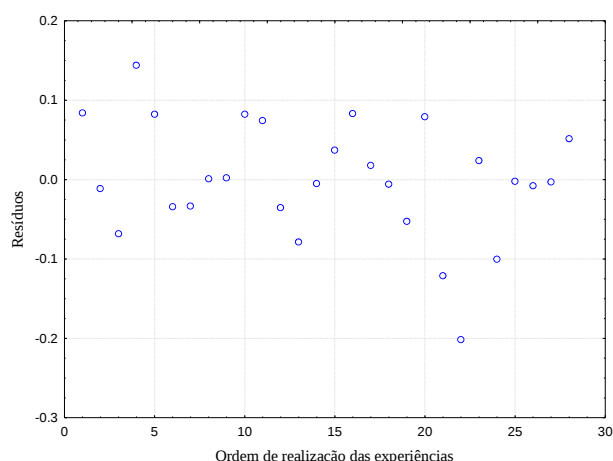


Figura 6 - Resíduos vs. Valores previstos

Figura 7 - Resíduos vs. Ordem das experiências


O modelo tem uma boa capacidade descritiva dos dados ($R^2 = 0,934$; $R^2_{ajustado} = 0,915$) e a análise gráfica dos resíduos, mostrada nas Figuras 5-7, não evidencia qualquer violação dos pressupostos da ANOVA (os resíduos são Normalmente distribuídos, independentes, têm média igual a zero e variância constante). O modelo inclui termos (fontes de variação) lineares e quadráticas, sendo evidente que x_3 (T_{evap}) é quem mais contribui para maximizar o COP, cujo coeficiente de regressão é igual a 0,2539. Em termos práticos, quanto maior for o valor da T_{evap} melhor será a eficiência do CR (maior será o valor do COP), embora o termo quadrático da T_{evap} (x_3^2) tenha uma influência negativa no COP, uma vez que o respectivo coeficiente é inferior a zero (negativo). A interação x_1x_4 ($T_{cond} \times \dot{m}_{evap}$) é estatisticamente significativa mas o seu coeficiente é o menor de todos os coeficientes do modelo, pelo que o seu contributo para a maximização do COP é mais pequeno. Estes resultados experimentais estão em sintonia com o

conhecimento teórico sobre o CR, porque é sabido que a temperatura da água à entrada do evaporador tem um impacto significativo no COP (Kilicarslan e Mülle, 2004).

Para encontrar os valores de x_i que maximizam o COP foi utilizada a ferramenta Solver do Excel®. O resultado obtido foi $x_i = (-1; 1; 0,76; 1)$, ao qual corresponde um valor do COP ligeiramente superior a 1 (COP = 1,23). Este valor era esperado, tendo em consideração a instalação usada neste estudo (Bjork, 2012). A eficiência dos atuais sistemas de refrigeração é, de facto, superior e tem justificação nas características técnicas (melhor qualidade) dos componentes que integram os atuais sistemas. Embora o valor do COP da instalação utilizada seja pequeno de um ponto de vista teórico, isto não significa que a metodologia experimental e os resultados do estudo sejam menos relevantes ou tenham pouca utilidade. Pequenas instalações didáticas como a que foi utilizada não são desenhadas com propósitos de eficiência, mas sim para serem uma valiosa ferramenta na formação em níveis de ensino técnico e superior que permite observar e entender vários fenómenos que ocorrem nos componentes que integram os ciclos de refrigeração.

Para validar o valor do COP obtido pelo processo de optimização (COP = 1,23), foram realizadas duas experiências confirmatórias. As experiências realizadas e os resultados obtidos são mostrados no Quadro 4, onde é possível constatar que os valores do COP estão em concordância com os valores obtidos pelo processo de optimização. Por conseguinte, pode-se assumir que a metodologia experimental utilizada permite entender a influência dos fatores de controlo seleccionados na performance do RC, justificando a sua utilização noutros contextos.

Quadro 4 – Experiências confirmatórias

T_{cond} (°C)	$\dot{m}_{cond}$ (g/s)	T_{evap} (°C)	$\dot{m}_{evap}$ (g/s)	COP	$\dot{W}_{elect}$ (W)
25	30	22,5	30	1,13	188
25	30	22,5	30	1,10	183

5. Conclusões

Experiências estatisticamente desenhadas foram realizadas e os resultados analisados com o objetivo de maximizar a eficiência de um ciclo de refrigeração por compressão, usando-se para o efeito uma instalação didática. A relação funcional entre as variáveis consideradas no estudo e o Coeficiente de Performance foi estabelecida através de um modelo de segunda ordem,

permitindo obter estimativas da eficiência do ciclo na região delimitada pelos valores atribuídos às variáveis de entrada (fatores de controlo) e assim poder contribuir para a melhoria das condições de operação e/ou conceção deste tipo de instalação. Os resultados mostram que a temperatura da água à entrada do condensador deve ser a menor possível, enquanto todas as outras variáveis devem ser colocadas num nível alto, igual ou próximo do valor máximo, de modo a que eficiência do ciclo seja a maior possível. Esta conclusão foi corroborada por experiências confirmatórias.

Este trabalho é inovador no âmbito da Eng^a Mecânica – ramo Termodinâmica na medida que não são conhecidos estudos onde esta metodologia experimental tenha sido para melhorar a eficiência de ciclos de refrigeração. A metodologia revelou-se adequada para a conceção e definição das condições de operação de ciclos de refrigeração por compressão, pelo que os autores sugerem a sua utilização em outros tipos de ciclos de refrigeração e planeiam a sua utilização em equipamentos domésticos e industriais. A modelação e otimização simultânea das potências elétrica e de refrigeração é outra abordagem possível para maximizar a eficiência de ciclos de refrigeração. Testar outros fluídos frigorigéneos e tipos de compressor deve também ser considerado em futuros estudos.

Agradecimentos

Os autores agradecem ao IPS-ESTSetubal ter sido possível montar e utilizar a instalação que serviu de base a este estudo, bem como ao Eng^o. Vítor Pinho pela sua relevante contribuição na montagem da instalação e realização das experiências.

Referências Bibliográficas

- Anand, S., Gupta, A. e Tyagi, S. (2013). Simulation studies of refrigeration cycles: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. **17**: 260-277.
- Bansal, P., Vinyard, E. e Abdelaziz, O. (2012). Status of not-in-kind refrigeration technologies for household space conditioning, water heating and food refrigeration. *International Journal of Sustainable Built Environment*. **1**: 85-101.
- Bisgaard, S. (1999). Quality Quandaries. *Quality Engineering*. **11**: 645-649.
- Box, G., Hunter, J. e Hunter, W. (2005). *Statistics for Experimenters: Design, Innovation, and Discovery*. 2ª edição. John Wiley & Sons, New Jersey.
- Bjork, E. (2012). *Energy Efficiency Improvements in Household Refrigeration Cooling Systems*. PhD Thesis, Royal Institute of Technology, UK.
- Coleman, D. e Montgomery, D. (1993). A systematic approach to planning for a designed industrial experiment. *Technometrics*. **35**: 1-12.
- Costa, N., Pires, A. e Ribeiro, C. (2006). Guidelines to help practitioners of design of experiments. *The TQM Magazine*. **18**: 386-399.
- Dabas, J., Dodeja, A., Kumar, S. e Kasana, S. (2011). Performance Characteristics of Vapour Compression Refrigeration System Under Real Transient Conditions. *International Journal of Advancements in Technology*. **2**: 584-593.
- Dincer, I. (2004). *Refrigeration Systems and Application*. John Wiley & Sons Ltd, London.
- Dixon, D., Eatock, D., Meenan, B. e Morgan, M. (2006). Application of Design of Experiment (DOE) Techniques to Process Validation in Medical Device Manufacture. *Journal of Validation Technology*. **12**: 92-100.
- Freeman, L., Ryan, A., Kensler, J., Dickinson, R. e Vining, G. (2013). A Tutorial on the Planning of Experiments. *Quality Engineering*. **25**: 315-332.
- Frey, D. e Wang, H. (2006). Adaptive one-factor-at-a-time experimentation and expected value of improvement. *Technometrics*. **48**: 418-431.
- Gijo, E. e Scaria, J. (2012). Product design by application of Taguchi's robust engineering using computer simulation. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*. **25**: 761-773.
- Ilbay, I. e Çelik, N. (2009). A statistical and experimental investigation on product design for copolymer based multichannel polyester draw textured yarns. *Journal of Textile and Apparel*. **19**: 291-298.
- Jeang, A., Liang, F. e Chung, C. (2008). Robust product development for multiple quality characteristics using computer experiments and an optimization technique. *International Journal of Production Research*. **46**: 3415-3439.
- Khuri, A. e Mukhopadhyay S. (2010). Response surface methodology. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*. **2**: 128-149.
- Kilicarlan, A. e Mülle, N. (2004). COPs of R718 in comparison with other modern refrigerants. In: First Cappadocia International Mechanical Engineering Symposium, Cappadocia, Turkey, 14-16 July.
- Koelet, P. (1992). *Industrial Refrigeration - Principles, Design and Applications*. The MacMillan Press, London.
- Lopes, S., Sarraguça, J., Prior, J. e Lopes, J. (2012). Development of an HPLC assay methodology for a desonide cream with chemometrics assisted optimization. *Analytical Letters*. **45**: 1390-1400.
- Mackensen, A., Klein, S. e Reindl, D. (2002). Characterization of Refrigeration System Compressor Performance. In: *International Refrigeration and Air Conditioning Conference*, Paper 567. Acedido em Julho de 2014 em <http://docs.lib.purdue.edu/iracc/567>.
- Myers, R., Montgomery, D. e Anderson-Cook C. (2009). *Response Surface Methodology: process and product optimization using designed experiments*. 3ª edição. John Wiley & Sons, New Jersey.
- Palm, B. (2008). Hydrocarbons as refrigerants in small heat pump and refrigeration systems – A review. *International Journal of Refrigeration*. **31**: 552-563.
- Pfister, S. (2004). Transient Modeling of Vapor Compression Refrigeration Systems Using Measured Compressor COP. In: *International Refrigeration and Air Conditioning Conference*. Paper 653. Acedido em Julho de 2014 em <http://docs.lib.purdue.edu/iracc/653>.

- Rasmussen, B. e Shenoy, B. (2012). Dynamic modeling for vapor compression systems-Part II: Simulation tutorial. *HVAC&R Research*. **18**: 956-973.
- Rasmussen, B. (2012). Dynamic modeling for vapor compression systems-Part I: Literature review. *HVAC&R Research*. **18**: 934-955.
- Simpson, J., Listak, C. e Hutto, G. (2013). Guidelines for Planning and Evidence for Assessing a Well-Designed Experiment. *Quality Engineering*. **25**: 333-355.
- Steinberg, D. e Bursztyn, D. (2010). Response Surface Methodology in Biotechnology. *Quality Engineering*. **22**: 78-87.
- Tanco, M., Costa, N. e Viles, E. (2009b). Experimental design selection: guidelines for practitioners. *International Journal of Productivity and Quality Management*. **4**: 283-302.
- Tanco, M., Viles, E., Ilzarbe, L. e Alvarez, M. (2009a). Implementation of design of experiments projects in industry. *Applied Stochastic Models & Data Analysis*. **25**: 478-505.
- Tappeta, R., Nagendra, S. e Renaud, J. (1999). A multidisciplinary design optimization approach for high temperature aircraft engine components. *Structural Optimization*. **18**: 134-145.
- Tassou, S., Lewis, J., Ge, Y., Hadawey, A. e Chaer, I. (2010). A review of emerging technologies for food refrigeration applications. *Applied Thermal Engineering*. **30**: 263-276.
- Vlachogiannis, J. (2003). Taguchi's technique: An effective method for improving X-ray medical radiographic screen performance. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineering, Part H: Journal of Engineering in Medicine*. **217**: 375-384.

Curriculum Vitae:

Nuno Ricardo Pais Costa é docente no Instituto Politécnico de Setúbal – Escola Superior de Tecnologia de Setúbal - Departamento de Engenharia Mecânica, e é investigador na UNIDEMI (www.unidemi.com) da Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade Nova de Lisboa. Os seus trabalhos têm sido apresentados em eventos internacionais e publicados em revistas indexadas na WoS-Thomson Reuters® e na Scopus. Além de 4 dos seus trabalhos terem recebido prémios internacionais, também tem 4 capítulos de livro publicados. As suas principais áreas de investigação são a Gestão de Operações e da Qualidade, donde se destaca o Desenho de Experiências, os Métodos de Taguchi, o Controlo Estatístico do Processo e a metodologia Lean 6-Sigma.

João Nuno Pinto Miranda Garcia é docente no Instituto Politécnico de Setúbal – Escola Superior de Tecnologia de Setúbal - Departamento de Engenharia Mecânica. É reconhecido pela Ordem dos Engenheiros como Especialista em Refrigeração e tem realizado trabalhos para a ADENE na área da certificação de Sistemas da Qualidade do Ar. Garcia trabalhou durante dez anos como consultor e projetista de sistemas de refrigeração e HAVAC, além da participação em projetos nacionais e internacionais de R&D.

Authors Profiles:

Nuno Ricardo Costa is a Professor at the Instituto Politécnico de Setúbal – Escola Superior de Tecnologia de Setúbal – Mechanical Engineering Department, and is a researcher at UNIDEMI (www.unidemi.com) of Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade Nova de Lisboa. He has presented works in international events and has publications in journals indexed to WoS-Thomson Reuters® and Scopus. His research interests include quality and operations management, Taguchi methods, Statistical Process Control, and Lean 6S methodology.

João Nuno Pinto Miranda Garcia is a Professor at the Instituto Politécnico de Setúbal – Escola Superior de Tecnologia de Setúbal – Mechanical Engineering Department (IPS-ESTSetubal), since November 1996. He is recognized by Portuguese Engineers Council as expert in Refrigeration and has acted as expert for ADENE in Air Quality Certification Systems. Garcia worked for ten years as Refrigeration and HVAC Systems Designer and Consultant and has collaborated in various international R&D projects.

Aplicação do DOE no conforto térmico em edificações

Elisa Henning

E-mail: elisa.henning@udesc.br

Universidade do Estado de Santa Catarina

Gabriela Hanna Tondo

E-mail: gabriela.tondo@gmail.com

Universidade do Estado de Santa Catarina

Rodrigo Jensen Cechinel

E-mail: macrorodrigo@gmail.com

Universidade do Estado de Santa Catarina

Ana Mirthes Hackemberg

E-mail: ana.hackemberg@udesc.br

Universidade do Estado de Santa Catarina

Teresa Paula Costa Azinheira Oliveira

E-mail: Teresa.Oliveira@uab.pt

Universidade Aberta e CEAUL

Resumo:

Promover a sustentabilidade nas habitações é um desafio e uma preocupação atual no Brasil. A aplicação de conceitos bioclimáticos no delineamento do projeto de uma edificação pode contribuir para o equilíbrio adequado do consumo de energia e condições de conforto. Neste sentido este trabalho teve por objetivo analisar as condições de conforto térmico numa habitação de interesse social situada no norte do Estado de Santa Catarina, na região sul do Brasil. Esta análise foi realizada considerando três diferentes características construtivas a saber: as aberturas, a orientação e presença de brises - dispositivo arquitetônico utilizado para impedir a incidência direta de radiação solar nos interiores de um edifício. O objetivo era avaliar a influência destas variáveis no conforto térmico, medido em horas de desconforto. Foram realizadas simulações utilizando o programa ENERGY-PLUS, que calcula a carga térmica e análise energética de edificações, bem como os seus sistemas sob um planejamento fatorial completo. As análises estatísticas foram realizadas com o R. Os resultados parciais apontam que as aberturas, brises e orientações são significativas e influenciam o conforto térmico.

Palavras-chave: Conforto térmico, Planeamento de Experiências, simulação termo-energética, *software* R.

Abstract:

Currently in Brazil, promoting sustainability in housing is a concern and a current challenge. The application of bioclimatic concepts in building projects can contribute to balancing energy consumption and comfort conditions. In that regard, this study will analyze the conditions of thermal comfort in a building located in the northern part of the state of Santa Catarina, in southern Brazil. In this analysis three variables were considered: openings, orientation and presence of louvers - architectural device used to avoid direct contact with sunlight in the interior of a building. The objective was to evaluate the influence of these variables in thermal comfort, measured by hours of discomfort. Simulations were carried out using the EnergyPlus program and initially we performed a full factorial design. Statistical analyses were done with R. The partial results indicate that openings, orientation and louvers are significant and that they influence the thermal comfort.

Keywords: Design of experiments, thermal comfort, thermal-energetic simulation, software R.

1.Introdução

O crescente consumo de energia em países emergentes, como o Brasil, tem afetado o modelo de sociedade existente. Assim, pensar na sustentabilidade das edificações e consequentemente na racionalização do consumo de energia elétrica revela-se de importância extrema. Nesse contexto, torna-se fundamental que os edifícios funcionem sem desperdício de energia, o que pode ser influenciado por alguns fatores que auxiliem na redução da necessidade de condicionamento de ar, tais como: o uso de elementos de proteção solar, orientação solar e a disposição das aberturas. A arquitetura bioclimática, usando estratégias passivas, pode amenizar a sensação de desconforto e minimizar ou evitar o uso de dispositivos artificiais que aumentam significativamente o consumo de energia elétrica, como condicionadores de ar.

O desempenho térmico de edificações é um fator importante nas habitações. Uma edificação projetada para o clima na qual está inserida torna-se confortável e permite a economia de energia. A avaliação do conforto térmico abrange a resposta global do projeto arquitetônico proposto em relação às trocas térmicas entre o ambiente construído e seu exterior (Siqueira *et al.*, 2005).

Estudos de conforto que visem analisar e estabelecer condições para auxiliar na concepção de ambientes adequados à ocupação humana são importantes para otimizar o uso de energia. A energia gasta durante a utilização de uma edificação representa cerca de 80 a 90% de toda a energia consumida durante o ciclo de vida desta (Ramesh; Prakash; Shukla, 2010; Pasa *et al.*,

2012). Para Pasa *et al.* (2012) nota-se um aumento do consumo de energia nas edificações em busca de conforto térmico. Desta forma, o conhecimento das características construtivas da edificação e dos aspectos climáticos locais permite uma avaliação inicial do nível de conforto ambiental. Há *softwares*, como o EnergyPlus (ENERGYPLUS, 2015), que simulam o conforto térmico em edificações, levando em conta características como a geometria da construção, dimensões e propriedades dos materiais empregados (PASA *et al.*, 2012).

Sob esta ótica, projetar uma edificação que consiga equilibrar a economia de energia e o conforto térmico, requer estudos a partir de simulações. Esses estudos, de modo geral são complexos e envolvem tempo, ao se considerar um grande número de parâmetros. Na área do Planejamento de Experiências (DOE - **D**esign **O**f **E**xperiments), principalmente na última década, são conhecidas aplicações em diversos estudos para analisar fatores, construtivos ou ambientais, que possam influenciar no desempenho térmico. Muitas destas aplicações recorrem aos planos fatoriais completos e aos planos fatoriais fracionados (Chlela *et al.*, 2009; Wu; Sun, 2012; Djamil; Chu; Kumaresan, 2014; Chou; Hsia; Lee, 2014; Zahraee *et al.*, 2014).

Assim, o objetivo deste artigo é avaliar a influência no conforto térmico de fatores relacionados com a geometria de uma edificação, medido em horas de desconforto por calor na cidade de Joinville, situada no sul do Brasil. Este estudo ainda almeja contribuir para uma maior divulgação e discussão da aplicação de técnicas de DOE em outras áreas.

2. Planejamento de Experiências: Generalidades e etapas

Uma experiência planejada pode ser encarada como um teste, ou mesmo uma série de testes, nos quais são feitas mudanças propositalmente nos fatores (variáveis independentes) de entrada de um processo, de modo que possam ser observadas e identificadas as razões para mudanças na resposta de saída (Calegare, 2001; Montgomery, 2008). O objetivo destas experiências é portanto a identificação de fatores e respectivos níveis, que são conducentes ao aperfeiçoamento do processo e otimização das saídas (Calegare, 2001). O DOE traduz-se num processo científico com vasta aplicação nos mais diversos campos do conhecimento e as suas etapas envolvem várias ações. Inicialmente deve proceder-se ao reconhecimento e descrição pormenorizada do problema. A etapa seguinte consiste na seleção dos fatores de controlo e dos respectivos níveis bem como da variável resposta. Devem ser também definidos o método de medição dos fatores de controlo e a escala que será aplicada para se avaliar as respostas da experiência definidas nas fases anteriores. A fase posterior abrange a escolha de um tipo de plano DOE. A escolha do plano adequado envolve diversas considerações, como o tamanho da amostra, número de

replicações e seleção de ordem adequada de rodadas para as tentativas, incluindo a formação de blocos se necessário. Por fim procede-se à realização da experiência. Nesta etapa é importante que o processo seja monitorizado constantemente, de forma a assegurar-se que todos os procedimentos sejam executados de acordo com o plano. Em sequência é realizada a análise dos dados e com base na sua interpretação são fundamentadas as conclusões e recomendações. Quando uma experiência envolve o estudo de efeitos de dois ou mais fatores, uma estratégia importante para investigar as comparações de médias destes fatores é o planejamento fatorial completo. Esta técnica faz com que os fatores sejam variados juntos e não um de cada vez, isto é, em cada tentativa ou réplica da experiência, todas as combinações possíveis dos níveis são investigadas. Com esta abordagem é possível estimar todos os efeitos de um fator em diversos níveis dos outros fatores, conduzindo a conclusões que são válidas no espectro das condições experimentais, sendo a única forma de descobrir interações entre fatores (Montgomery, 2009).

O efeito de um fator é definido como a variação na resposta produzida pela mudança no nível do fator. É também conhecido como efeito principal, pois refere-se a fatores primários no estudo. No entanto, em algumas experiências, a diferença na resposta entre os níveis de um fator pode não ser a mesma em todos os níveis dos outros fatores e nesse caso verifica-se uma interação entre os fatores (Montgomery & Runger, 2003).

Uma vez delineada a experiência e obtidos os dados procede-se ao ajustamento do modelo. A verificação da significância dos fatores é obtida recorrendo-se à Análise de Variância ou ANOVA (**A**nalysis **O**f **V**ariance). Esta técnica assume como pressupostos que os termos relacionados aos erros são independentes e normalmente distribuídos com média zero e variância constante. Para validar as conclusões a partir da ANOVA é necessário verificar se os pressupostos são válidos e isto é realizado por meio da análise dos resíduos. Os resíduos devem ser independentes, com variância constante e distribuição normal. Para esta análise usualmente recorre-se a software estatístico, como o R ou o SPSS, onde constam uma variedade de testes para verificação da normalidade, podendo o comportamento da variância dos resíduos ser avaliado por meio de gráficos de resíduos versus valores ajustados e a independência a partir de um gráfico dos resíduos versus a ordem da recolha dos dados.

Embora muita da literatura sobre DOE seja dedicada ao estudo de experiências com dois níveis, em muitas situações há interesse em recorrer a planos em que os fatores apresentam três níveis ou mais. Isto ocorre especialmente quando há fatores qualitativos, que é o caso deste estudo, e nestes casos é necessário considerar técnicas e software adequado que possibilitem avaliar este cenário específico.

3. Aplicação real com recurso à metodologia DOE e simulação

Para realizar a aplicação prática deste estudo foi utilizado um programa de simulação dinâmica do comportamento térmico de edificações, o EnergyPlus. O EnergyPlus permite, a partir da simulação, avaliar os fenômenos de transferência de calor numa edificação, oferecendo uma análise mais aprofundada dos efeitos de fatores selecionados para esta pesquisa.

Simular é uma forma de representar o funcionamento de um sistema ou processo real copiando as suas características e imitando as suas operações no mundo real, seja por meio de sua execução manual, seja computacional. O objetivo geral da simulação é analisar o comportamento de um sistema de forma abstrata, com o objetivo de obter resultados sem a necessidade de se dispor do sistema real. A realização de um estudo de simulação antes da implantação do sistema real é muito importante, pois além de diminuir custos e riscos de engenharia pode contribuir no aumento do desempenho e qualidade de um produto ou serviço, permitindo a avaliação de diferentes alternativas para projetos sem comprometer recursos. Particularmente, a simulação computacional envolve o desenvolvimento descritivo de modelos computacionais e possui a função de exercitar esses modelos de modo que sejam capazes de prever o desempenho e comportamento operacional do sistema a ser modelado. A simulação pode ser útil em qualquer uma das fases do ciclo de vida (Tideroli, Stadsisz & Simão, 2011; Lobão & Porto, 1999).

Na geometria do modelo de simulação foi considerada uma sala padrão com área de 24m² (4m x 6m) e pé-direito de 3m, sendo este ambiente a zona térmica 1. Há uma zona térmica adjacente ao fundo para melhor avaliação da ventilação natural, denominada zona térmica 2. Essa simulação considerou três variações de parâmetros: Brises, Aberturas e Orientação. Foram criados modelos com e sem brises. O brise foi colocado acima e no meio das aberturas, projetando-se horizontalmente em 0,65cm. Há variação na orientação da fachada, apontando para Leste, Norte, Oeste e Sul. Foram modificadas as dimensões das janelas em Pequena, Média e Grande conforme tratado na NBR 15220-3 (ABNT, 2003), ver Tabela 1. Para a simulação também foram usados outros dados de entrada que não foram variados. Os dados dos materiais de paredes e cobertura estão na Tabela 2.

Abertura para ventilação	Área do Piso (A) (% da área de piso)	Área Adotada (%)	Área da Janela (m ²)	Dimensões (m)
Pequena	10 < A < 15	12,5	3,0	3,00 x 1,00
Média	15 < A < 25	20,0	4,8	3,00 x 1,60
Grande	A > 40	40,0	9,6	3,84 x 2,50

Tabela 1 - Dimensões das janelas

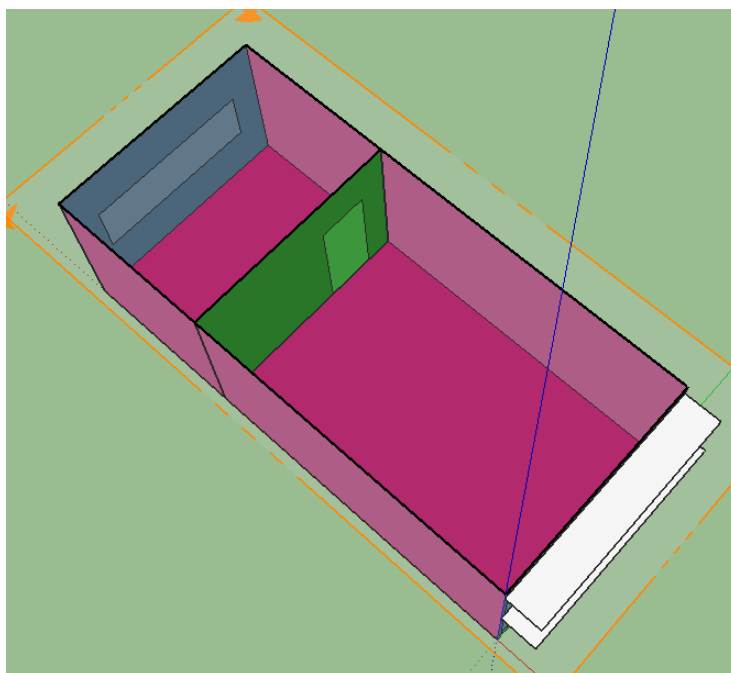
Para cada um dos materiais foram utilizados os valores presentes na NBR 15220-3 (ABNT, 2003) conforme Tabela 2. Para as simulações foi utilizado o arquivo climático da cidade de Itapoá, distante 34,61 km, por ser o mais próximo de Joinville – SC, local onde ocorre esse estudo (LABEEE, 2012).

Para a análise foi criada uma parte de uma edificação, simulando uma sala comercial, composta de duas zonas. Foi analisada apenas a temperatura interna da zona térmica denominada de Zona 1 com dimensões 4m x 6m, que corresponde a área de permanência para análise do desconforto térmico. As paredes laterais foram consideradas adiabáticas, ou seja, sem trocas de calor (Figura 1). A zona 2 foi concebida como um corredor hipotético, com janela de 3m x 1m e paredes laterais também adiabáticas. Entre as duas zonas há uma porta de 0,9m x 2,1m. Nas simulações a zona 02 não sofre alteração de parâmetros construtivos.

Pré-requisitos	Material	Trânsmitância térmica (W/m ² .K)
Trânsmitância térmica de cobertura (Ucob)	Cobertura de telha de fibrocimento com laje de concreto, câmara de ar e forro de gesso.	1.92
Trânsmitância térmica de paredes (Upar)	Parede de tijolos de seis furos circulares. Dimensões do tijolo: 10.0 x 15.0 x 22.0. Espessura da parede: 20.0 cm.	1.75
Cores da superfície e absorvância	Creme	0.30

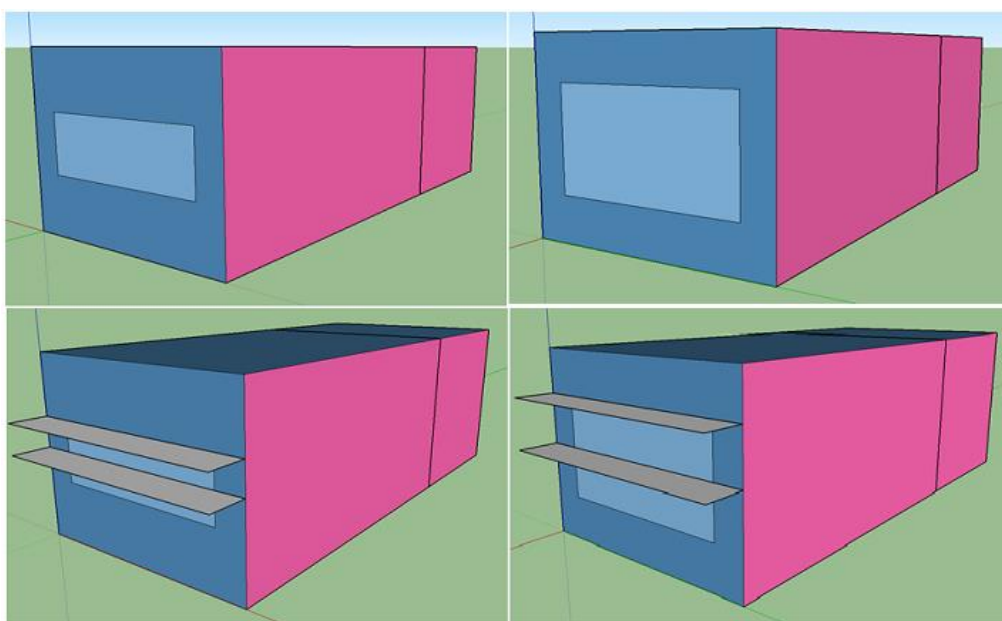
Tabela 2: Materiais componentes das envoltórias

Figura 1 - Sala simulada com indicação de duas zonas térmicas: Zona 1 (área de permanência para a análise do desconforto térmico) e Zona 2 (corredor para ventilação)



Foram criados modelos construtivos com geometrias diferentes, variando as dimensões das janelas e a presença ou não de brises (Figura 2). Cada modelo foi simulado nas quatro orientações: Norte, Sul, Leste e Oeste. Após as simulações, foram calculadas as horas de desconforto anuais por calor.

Figura 2 - Modelos com janelas pequenas e médias, sem e com a presença de brises



Para análise deste caso recorreremos a um Plano Fatorial Completo com três fatores: orientação, ventilação (tamanho da janela) e presença de brises, sem replicações. Os fatores e níveis correspondentes estão especificados na Tabela 3 e o Plano Fatorial na Tabela 4.

A variável resposta é o nível de desconforto por calor, medido a partir do número de horas anuais com temperaturas internas superiores a 26° C. Todas as análises estatísticas foram realizadas com o ambiente R (R CORE TEAM, 2015), com auxílio dos pacotes DoE.base (Groemping, 2015) e car (Fox e Weisberg, 2011).

Fator	Nível
Orientação	Leste (L)
	Norte (N)
	Oeste (O)
	Sul (S)
Janela	Pequena (peq)
	Média (med)
	Grande (grd)
Brise	Sem
	Com

Tabela 3: Fatores e níveis adotados

	Brises	Janela	Orientação	y (horas de desconforto)
1	sem	peq	L	556
2	com	peq	L	495
3	sem	med	L	499
4	com	med	L	436
5	sem	grd	L	463
6	com	grd	L	411
7	sem	peq	N	576
8	com	peq	N	516
9	sem	med	N	527
10	com	med	N	449
11	sem	grd	N	473
12	com	grd	N	420
13	sem	peq	O	557
14	com	peq	O	503
15	sem	med	O	495
16	com	med	O	445
17	sem	grd	O	446

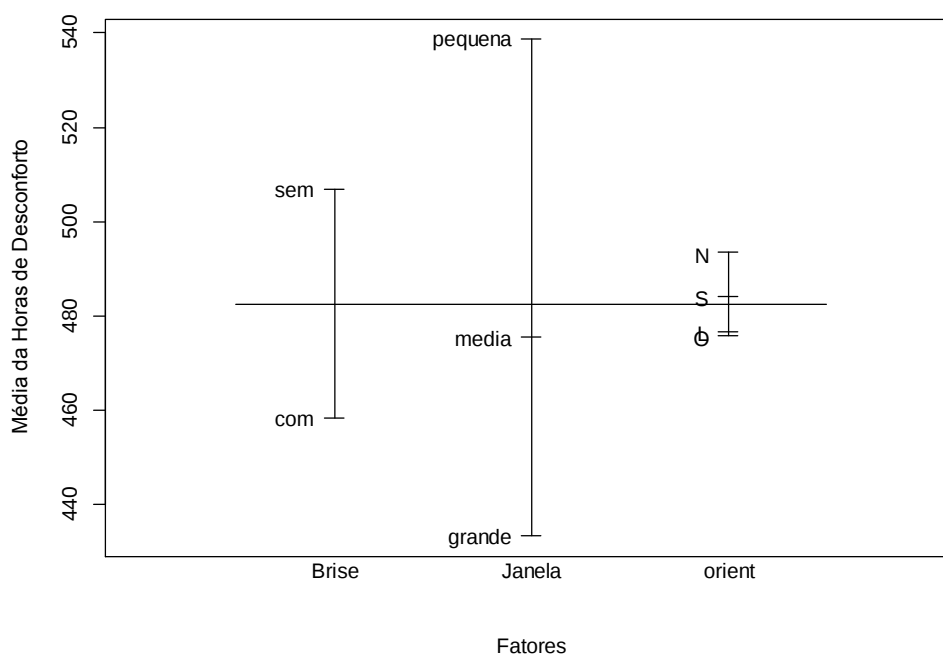
18	com	grd	O	408
19	sem	peq	S	566
20	com	peq	S	540
21	sem	med	S	492
22	com	med	S	462
23	sem	grd	S	431
24	com	grd	S	414

Tabela 4: Plano Fatorial Completo

4. Resultados e discussão

Na figura 3 apresenta-se o gráfico de efeitos principais, que é a mudança ocorrida na variável resposta quando se realiza uma alteração de um nível para outro. Assim, com a presença de brises faz com que média altere de 506.8 para 458.2. Isto significa que os brises exercem um efeito negativo (-48.6) na média das horas de desconforto por calor. A análise visual remete à influência maior da ventilação, ou seja, aumentando o tamanho da janela, há diminuição das horas de desconforto. Da mesma forma, a presença de brises, diminui as horas de desconforto térmico. A orientação, por sua vez, tem menor influência e verifica-se que praticamente não há diferença entre as orientações leste (3) e oeste (1).

Figura 3 - Gráfico dos efeitos principais.



Analisando os resultados da análise da variância, Tabela 5, ratificam-se estes resultados.

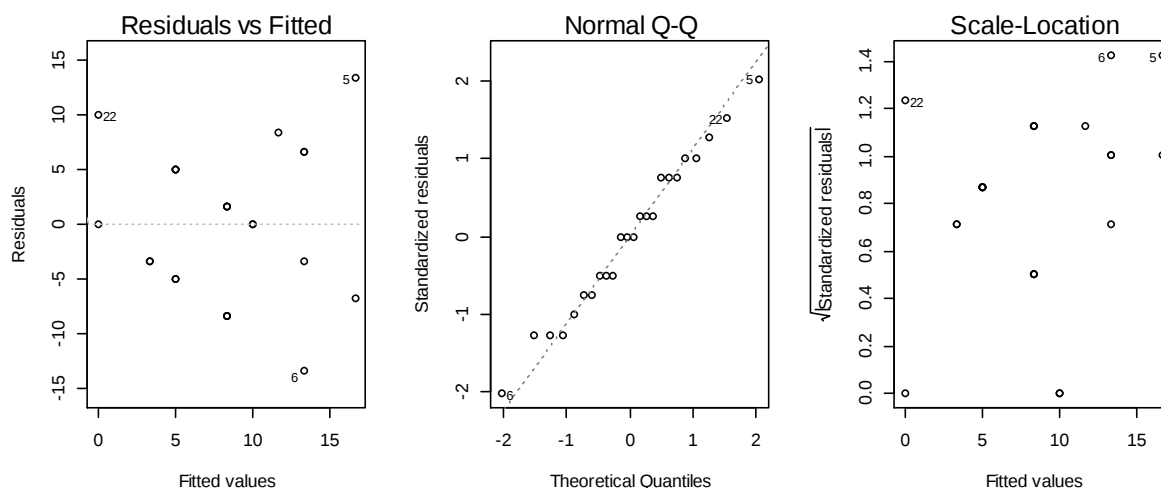
Fonte da variação	Graus de liberdade	Soma dos quadrados	Quadrados Médios	F	p-valor
Brises	1	14113	14113.5	1166.67	4.194e-08
Janelas	2	44983	33492.4	1859.22	4.181e-09
Orientação	3	1227	409.0	33.809	0.0003730
Brises:Janelas	2	242	120.9	9.992	0.0123123
Brises:Orientação	3	1378	459.4	37.975	0.0002688
Janelas:Orientação	6	982	163.7	13.533	0.0029310
Resíduos	6	73	12.1		

Tabela 5 - Resultados da Análise da Variância

Constata-se que a presença de brises, o tamanho da janela e a orientação são significativos, assim como as interações, pois o p-valor é inferior ao nível de significância adotado neste trabalho, que é de 5%.

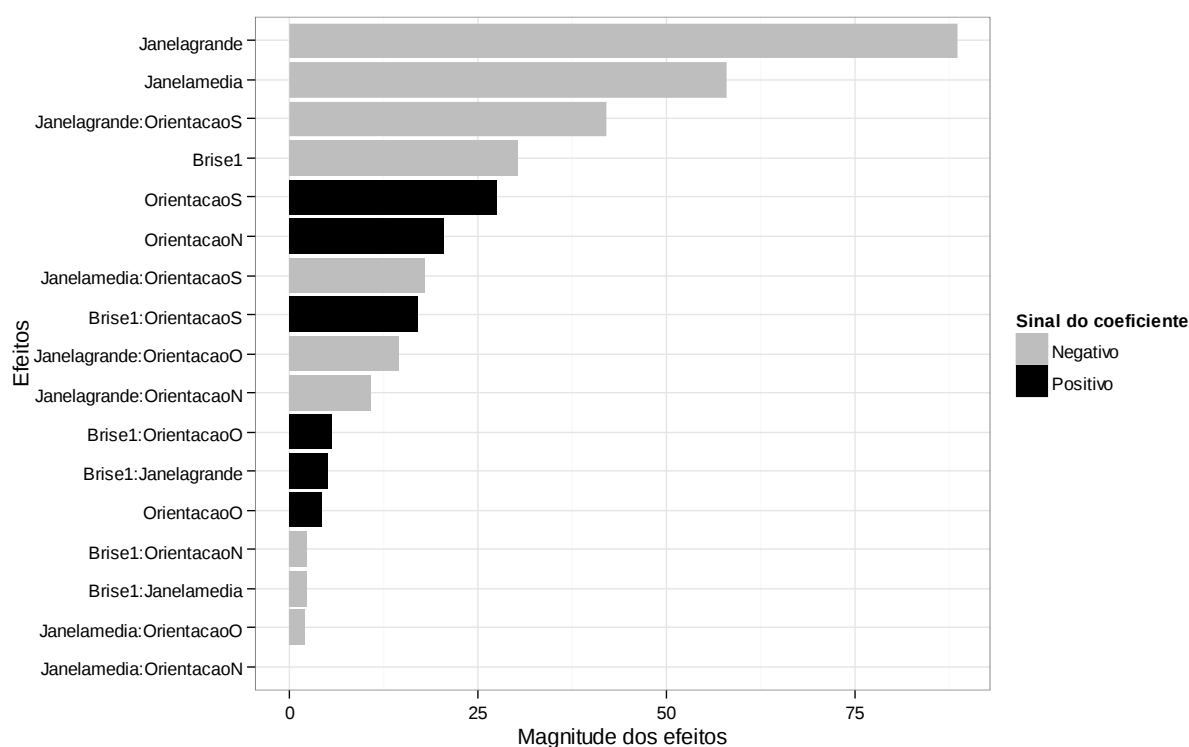
A análise dos resíduos aponta para resíduos independentes e normalmente distribuídos (p-valor = 0.9966, teste Shapiro-Wilk). Gráficos de resíduos versus valores ajustados e de resíduos versus a ordem da recolha dos dados, foram também aplicados, Figura 4, tendo-se verificado a homogeneidade das variâncias (p-valor = 0.9444, teste Breusch-Pagan) e independência (p-valor = 0.314, teste Durbin-Watson), respectivamente. Os resíduos também não apresentam outliers (p-valor = 0.9050, teste de Bonferroni).

Figura 4 - Gráfico dos Resíduos



Um gráfico de Pareto, na Figura 5 e Gráficos das Interações nas Figuras 6, 7, e 8 complementam a análise, pois fornecem informações relevantes acerca da contribuição dos fatores e respectivos níveis quanto ao desconforto térmico. Permitem enriquecer a discussão, no sentido em que são avaliados os aspectos construtivos e climáticos e sua contribuição no desconforto pelo calor. Quanto às aberturas, verifica-se que janelas maiores exercem mais influência na diminuição da temperatura interna, conforme Figura 5. Percebe-se também pelo gráfico dos efeitos principais, apresentado na Figura 3, que há uma maior diferença entre a janela pequena (1) e média (2), do que entre a janela média (2) e a grande (3). Essa análise comprova a recomendação da NBR 15220 de janelas médias para a região em estudo.

Figura 5 - Gráfico dos efeitos principais



Quanto às aberturas, verifica-se que janelas maiores exercem mais influência na diminuição da temperatura interna, conforme Figura 5. Percebe-se também pelo gráfico dos efeitos principais, apresentado na Figura 3, que há uma maior diferença entre a janela pequena (1) e média (2), do que entre a janela média (2) e a grande (3). Essa análise comprova a recomendação da NBR 15220 de janelas médias para a região em estudo.

A presença de brises (brises1) também contribui para a diminuição das horas de desconforto. Relativamente à interação Brise e Orientação (Figura 5) pode visualizar-se que a fachada sul

apresenta um comportamento não esperado, interagindo de maneira um pouco diferenciada com os brises posicionados para outras orientações. Do ponto de vista climático, o brise não exerce influência sobre a fachada sul na diminuição da temperatura, uma vez que esta fachada é a menos exposta ao sol.

Quanto às aberturas e orientação, a fachada Sul apresenta mais uma vez um comportamento diferenciado (Figura 5). A abertura das janelas e consequentemente a ventilação exercem maior influência sobre a fachada Sul, diminuindo mais as horas de desconforto do que nas outras fachadas. Isso ocorre pois é a fachada menos exposta ao sol, fazendo com que maiores aberturas em janelas permitam que a edificação ganhe conforto em ventilação e não perca conforto pela incidência da radiação solar. Ressalta-se que foram analisadas neste estudo apenas as horas de desconforto por calor. Caso fossem consideradas as horas de desconforto por frio, as janelas maiores possivelmente mostrar-se-iam mais inadequadas.

A orientação, embora significativa, mostrou-se menos influente do que os restantes fatores estudados. As fachadas Leste e Oeste apresentaram os menores valores de desconforto. As fachadas norte e sul apresentam maiores valores de desconforto.

De acordo com as características climáticas locais, o Norte apresenta a maior taxa de desconforto por calor, visto que é a orientação que mais recebe insolação e tem a menor frequência de ventos incidentes do arquivo climático. Seguido do Norte vem a fachada Sul, que necessita de estudos complementares para melhor compreensão do seu comportamento. Por último, as fachadas Leste e Oeste apresentam taxas bastante próximas de desconforto. A orientação oeste é a que apresenta a menor taxa de desconforto, pois apesar de receber insolação no período da tarde, que é o mais quente, apresenta, segundo os arquivos climáticos da região, a maior ocorrência de ventos incidentes (34,25%), seguida da orientação sul (30,62%) e leste (28,61%). A orientação norte é regista a menor presença de vento (6,53%).

Assim, de acordo com os resultados parciais, priorizando a ventilação natural na diminuição do calor, para a região seriam recomendadas janelas médias, presença de brises e orientação oeste ou leste. Este estudo pode ser complementado contemplando intervalos de conforto, com faixas de temperatura adaptadas à época do ano, de acordo com proposto por Santo, Alvarez e Nico-Rodriguez (2013). Podem ainda ser considerados fatores como a localidade e outros aspectos construtivos, como pé-direito, materiais utilizados, entre outros. Recordemos, no entanto que, aumentando a quantidade de características avaliadas, por exemplo incluindo propriedades dos materiais, ocupação, uso de equipamentos para ventilação, entre outros, urge a aplicação de planos experimentais mais complexos. Planos fatoriais fracionados com níveis mistos e planos de Taguchi, por exemplo, podem ser mais apropriados em certas situações do que os

planeamentos completos. A partir de Taguchi ainda seria possível identificar condições ótimas para maximização do conforto térmico, minimizando o consumo de energia. Neste sentido será possível contribuir principalmente para o planeamento de edificações mais sustentáveis.

5. Considerações Finais

O objetivo deste artigo foi avaliar o efeito de três características construtivas, orientação, ventilação e presença de brises no conforto térmico, medido em horas anuais de desconforto relacionadas ao calor. Para tal finalidade foi utilizado o software EnergyPlus na simulação de uma edificação e foram aplicadas técnicas de DOE na análise estatística subsequente. No Plano Fatorial Completo, todos os fatores e interações se mostraram significativos.

A simulação realizada e análise estatística revelaram-se bastante valiosas como ferramentas para a melhor compreensão dos dados e apoio à decisão. Os resultados das aberturas, brises e orientação apresentaram-se coerentes com a hipótese da redução do desconforto térmico. As aberturas são importantes e influentes na análise do desempenho da edificação. A orientação solar apresentou um comportamento mais irregular e menos influente, destacando a fachada Sul, graças à latitude em que se encontra o objeto de estudo. No que tange à orientação, são recomendados estudos complementares para o melhor entendimento do comportamento das orientações e a influência deste fator sobre os outros.

Para a continuidade dos trabalhos sugere-se investir na obtenção de dados climáticos para o município de Joinville, uma vez que foram utilizados dados do município mais próximo. Além disso, a definição de intervalos de temperatura de conforto e a busca de níveis ótimos para maximizar o conforto e minimizar o gasto em energia, revelam-se excelentes opções para aprimorar a análise.

Referências Bibliográficas

- Calegare, A. J. A. (2001). Introdução ao Planejamento de Experimentos. São Paulo: Edgard Blucher Ltda.
- Chlela, F., Husaunndee, A., Inard, C. e Riederer, P., (2009). A new methodology for the design of low energy buildings. *Energy and Buildings*. 41(9): 982-990. <http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2009.05.001>.
- Chou, Y.T., Hsia, S.Y e Lee, B.W. (2014). Efficiency Enhancement on Thermal Comfort Assessment of Indoor Space with Air-Conditioner Using Computational Analysis. *Mathematical Problems in Engineering*, 2014: 1-7. doi:10.1155/2014/739619.
- Djamila, H., Chu, C.M. e Kumaresan, S. (2014). Effect of Humidity on Thermal Comfort in the Humid Tropics. *Journal of Building Construction and Planning Research*. 2: 109-117. <http://dx.doi.org/10.4236/jbcpr.2014.22010>.
- Dunn, K. (2015). pid: Process Improvement using Data. R package version 036. <http://CRAN.R-project.org/package=pid>.
- ENERGYPLUS. (2015) EnergyPlus Engineering Reference: the reference toEnergyPlus calculations. Washington, DC: US Department of Energy, 2015. <https://energyplus.net/>
- Fox, J. e Weisberg, S. (2011). An {R} Companion to Applied Regression, Second Edition. Thousand Oaks CA: Sage. URL:<http://socserv.socsci.mcmaster.ca/jfox/Books/Companion>.
- Groemping, U. (2015). DoE.base: Full Factorials, Orthogonal Arraysand Base Utilities for DoE Packages. R package version 0.27-1. <http://CRAN.R-project.org/package=DoE.base>.
- LABEEE. (2012). Laboratório de Eficiência Energética em Edificações (LABEEE), Arquivos climáticos em formato EPW. Florianópolis, UFSC, 2012. Disponível em: <<http://www.labeee.ufsc.br/downloads/arquivos-climaticos/formato-epw>>. Acesso em:28 nov. 2015.
- Lobão, E.C., Porto, A.J.V. (1999). Evolução das Técnicas de Simulação. *Produção*. 9(1): 13 -22.
- Montgomery, D. C. (2008). Introdução ao Controle Estatístico de Qualidade. 4ªed. Rio de Janeiro: LTC.
- Montgomery, D. C. (2009). Design and Analysis of Experiments. 5th Ed. New York: John Wiley & Sons.
- Montgomery, D. C. e Runger, G. C. (2003). Estatística aplicada e probabilidade para engenheiros. 5.ed. Rio de Janeiro: LTC.
- NBR 15220-3. (2003). Desempenho térmico de edificações – Parte 3: Zoneamento bioclimático brasileiro e diretrizes construtivas para habitações unifamiliares de interesse social. ABNT - Associação Brasileira de Normas Técnicas. Rio de Janeiro. Brasil.
- Pasa, C.C.M.U. et al. (2012). Avaliação da eficiência energética em edificações e sua relação com os materiais construtivos empregados. *Revista Produção Online*. 12(1): p. 229-247. 2016. doi:<http://dx.doi.org/10.14488/1676-1901.v12i1.873>.
- R Core Team R: A language and environment for statistical computing. (2015). R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL: <http://www.r-project.org/>.
- Ramesh, T., Prakash, R.; Shukla, K. K. (2010). Life cycle energy analysis of buildings:An overview. *Energy and Buildings*. 42: 1592 – 1600.
- Santo, A.D., Alvarez, C. E. e Nico-Rodrigues, E.A. (2013). Conforto e desempenho térmico em contradição na NBR 15575. *Cadernos PROARQ*, 20: 114-136
- Zahraeea, S.M., Khademia, A., Khademib, S., Abdullahc, A. e Ganjbakhshc, H. (2014). Application of Design Experiments to Evaluate the Effectiveness of Climate Factors on Energy Saving in Green Residential Buildings. *Jurnal Teknologi*. 69(5): 107–111.
- Wu, S., Sun, J.Q. (2012). Two-stage regression model of thermal comfort in office buildings. *Building and Environment*, 57: p. 88-96.
- Siqueira, T.C.P.A. et al. (2005). Dados climáticos para avaliação de desempenho térmico de edificações. *Rem: Rev. Esc. Minas*, Ouro Preto. 58(2): 133-138. <http://dx.doi.org/10.1590/S0370-44672005000200007>.

Tiveroli, D., Stadsisz, P.C.; Simão, J.M. (2011). Projeto de software para simulação de voo empregando a ferramenta AnalyticeII. *Revista Brasileira de Computação Aplicada*. 3(2): 46-57. <http://www.upf.br/seer/index.php/rbca/article/view/1772>.

Curriculum Vitae:

Elisa Henning

Graduada em Engenharia Civil pela Universidade do Estado de Santa Catarina (1992), mestrado em Engenharia Ambiental pela Universidade Federal de Santa Catarina (1998), mestrado em Estatística, Matemática e Computação pela Universidade Aberta (2014) e doutorado em Engenharia de Produção pela Universidade Federal de Santa Catarina (2010). Atualmente é professor efetivo da Universidade do Estado de Santa Catarina. Desenvolve pesquisa na área de educação estatística e controle estatístico de qualidade.

Graduated in Civil Engineering from the Santa Catarina State University (1992), master's degree in Environmental Engineering from the Federal University of Santa Catarina (2002), master's degree in Statistics, Mathematics and Computation from the Universidade Aberta (2014) and PhD in Production Engineering from the Federal University of Santa Catarina (2010). She is currently associate professor at the Santa Catarina State University in the Department of Mathematics. She develops research in the area of Statistical Education and Statistical Quality Control.

Gabriela Hanna Tondo

Graduada em Arquitetura e Urbanismo pela Universidade Federal de Santa Catarina (2014). Atuou como estagiária na Associação dos Municípios da Grande Florianópolis, nos escritórios de arquitetura Guglielme e Salum Arquitetos Associados e Progettare Arquitetura. Atuou como arquiteta colaboradora no escritório Ana Luiza Greco Moura arquitetura. Atualmente cursando mestrado em Engenharia Civil na Universidade do Estado de Santa Catarina.

Graduated in Architecture and Urbanism from the Federal University of Santa Catarina (2014). She worked as an intern at the Association of Municipalities of the Greater Florianópolis, at Guglielme and Salum Architects and Progettare Architecture. She worked as a collaborator architect in office Ana Luiza Moura Greco architecture. Currently pursuing Masters in Civil Engineering at the Santa Catarina State University.

Rodrigo Jensen Cechinel

Bacharel em Engenharia Civil pela Universidade do Estado de Santa Catarina - UDESC (2003-2010). Atuou como Engenheiro Civil na engenharia do proprietário para construção de estruturas em concreto armado e protendido da UHE Jirau (2010-2014). Atuou como Engenheiro Civil na supervisão de estruturas de concreto e obras em geotecnia na Transposição do Rio São Francisco (2014-2015). Pós Graduado no MBA em Gerenciamento de Projetos pela Fundação Getúlio Vargas - FGV (2013-2016). Atualmente é mestrando do curso de pós-graduação em Engenharia Civil pela Universidade do Estado de Santa Catarina - UDESC (2015-2017) e também é professor de Engenharia Civil pela Universidade Sociedade Educacional de Santa Catarina - UNISOCIESC, onde ministra disciplinas de Concreto Armado e Planejamento de Obras.

Bachelor of Civil Engineering from the Universidade do Estado de Santa Catarina - UDESC (2010). He served as a Civil Engineer in engineering owner for construction of structures in reinforced and prestressed concrete of UHE Jirau (2014). He served as a Civil Engineer in the supervision of concrete structures and geotechnical works in Transposição do Rio São Francisco (2015). Post Graduate in MBA in Project Management from Fundação Getúlio Vargas - FGV (2016). He is currently master degree course graduate in Civil Engineering from Universidade do Estado de Santa Catarina - UDESC (2015-2017) and is also a professor of Civil Engineering at the University Educational Society of Santa Catarina - UNISOCIESC, where he teaches courses in Reinforced Concrete and Works planning.

Ana Mirthes Hackenberg

Ana Mirthes Hackenberg é graduada em Arquitetura e Urbanismo pela Universidade Federal do Paraná (1979), possui mestrado em Arquitetura pela EESC da Universidade de São Paulo (1992) e doutorado em Planejamento de Sistemas Energéticos pela Universidade Estadual de Campinas (2000). Atualmente é professora adjunta CCT / UDESC, no curso de graduação e do programa de Pós-graduação em Engenharia Civil. Tem experiência na área de Arquitetura e Urbanismo, com ênfase em Adequação Ambiental, atuando nos seguintes temas: conforto térmico e eficiência energética em edificações, clima urbano, adensamento urbano e mobilidade urbana.

Ana Mirthes Hackenberg is graduated in Architecture and Urbanism from the Federal University of Paraná (1979), Masters in Architecture from the University of São Paulo (1992) and PhD in Energy Systems Planning at the State University of Campinas (2000). She is currently professor at CCT/UDESC in Civil Engineering undergraduate and graduate program. She has experience in Architecture and Urbanism, with emphasis in Environmental

Adequacy, acting on the following topics: thermal comfort and energy efficiency in buildings, urban climate, urban densification and urban mobility.

Teresa A. Oliveira

Teresa A. Oliveira é licenciada em Matemáticas Aplicadas pela Universidade Autónoma de Lisboa (1987), Mestre em Estatística e Investigação Operacional, Faculdade de Ciências, Universidade de Lisboa (1994) e Doutorada em Estatística e Investigação Operacional, especialidade de Estatística Experimental e Análise de Dados (2000). É Professora Auxiliar no Departamento de Ciências e Tecnologia da Universidade Aberta (UAb), coordenando o Mestrado em Bioestatística e Biometria. Desenvolve pesquisa em várias áreas, com ênfase no Planeamento de Experiências, Modelação Estatística, Estatística Computacional, Controlo Estatístico da Qualidade, Análise do Risco e E-Learning. Integra o CEAUL- Centro de Estatística e Aplicações da Universidade de Lisboa e é a Presidente do Comité de Análise do Risco no Instituto Internacional de Estatística (CRA-ISI).
<http://www.ceaul.fc.ul.pt/mbr.html?membro=toliveir@uab.pt>

Teresa A. Oliveira is graduated in Applied Mathematics from the Autonomous University of Lisbon (1987), Master in Statistics and Operations Research, Faculty of Science, University of Lisbon (1994) and has PhD in Statistics and Operational Research on the specialty Experimental Statistics and Data Analysis from the University of Lisbon (2000). She is Assistant Professor in the Department of Science and Technology at the Open University in Lisbon (UAb), coordinating the Masters in Biostatistics and Biometrics. Her main research areas are Experimental Design, Statistical Modelling, Computational Statistics, Statistical Quality Control, Risk Analysis and E-Learning Statistics and Mathematics. She is member of CEAUL- Statistics and Applications Center at the University of Lisbon and Chairs the Committee on Risk Analysis of the International Statistical Institute (CRA-ISI).
<http://www.ceaul.fc.ul.pt/mbr.html?membro=toliveir@uab.pt>

Uma Abordagem Alternativa para Otimizar Múltiplos Objetivos em Contexto Industrial

Nuno Ricardo Costa

E-mail: nuno.costa@estsetubal.ips.pt

Instituto Politécnico de Setúbal - Escola Superior de Tecnologia de Setúbal
UNIDEMI/DEMI, Faculdade de Ciências e Tecnologia - Universidade Nova de Lisboa

João Lourenço

E-mail: joao.lourenco@estsetubal.ips.pt

Instituto Politécnico de Setúbal - Escola Superior de Tecnologia de Setúbal

Resumo:

Os processos e os produtos têm inerentes múltiplas características que devem ser otimizadas simultaneamente de modo a que seja possível encontrar a melhor solução de compromisso. Em contraste com a prática frequentemente usada mas fortemente desencorajada da otimização separada de cada uma das características que se pretendem otimizar, neste artigo sugere-se a utilização de um critério para a otimização simultânea de várias características que é fácil de entender e de implementar, bem como métricas para avaliar a qualidade das soluções geradas. A utilização destas métricas permitirá ao decisor selecionar a solução com base no desvio cumulativo das respostas em relação aos respetivos valores alvo, na qualidade das previsões e/ou na robustez. Para avaliar e comparar o desempenho da abordagem proposta com a de outra frequentemente utilizada na resolução de problemas industriais, simularam-se condições adversas de operação em termos da variância nos processos de fabrico e analisaram-se quatro casos de estudo com diferentes tipos e número de respostas, regiões de operação e número de variáveis.

Palavras-chave: Otimização, Custo, Variância, Robustez.

Abstract:

An easy-to-use criterion for optimizing multiple responses and novel metrics for assessing compromise solutions in terms of the desired response properties, namely, the bias, quality of predictions, and robustness are illustrated. To evaluate and compare the working abilities of the proposed optimization criterion with those of other widely used, yet effective, loss function-based method, adverse variance conditions regarding the production process were simulated and four case studies with different response types, feasible regions, number of responses and variables were analyzed.

Keywords: Optimization, Loss, Variance, Robustness.

1. Introdução

Nas pequenas e médias empresas portuguesas com sistemas da qualidade certificados foram encontradas evidências de não existirem recursos com a competência adequada para seleccionar as ferramentas/técnicas mais adequadas para maximizar a eficiência do processo e as características do produto (Sousa *et al.*, 2005). Neste sentido já apontava a opinião de Saraiva (2003), ao considerar que em Portugal o panorama de utilização de ferramentas e metodologias da qualidade, das mais simples às mais elaboradas, era especialmente confrangedor.

Para que as organizações consigam sobreviver no contexto de elevada competitividade em que hoje se faz negócio, é necessário que assumam a melhoria contínua como uma forma de se posicionar e estar no mercado, tendo por base os seus Valores, Princípios e Comportamentos. Estes têm mais impacto no negócio do que as técnicas e/ou ferramentas de recolha, análise, e tratamento da informação e não podem ser ignorados. De fato, as organizações não deixam de ser competitivas por não usarem as técnicas e/ou ferramentas adequadas, mas estas serão um fator diferenciador nas suas práticas e um elemento importante para a melhoria da competitividade e da produtividade.

Em sintonia com o estudo publicado por Saraiva *et al.* (2010) sobre a Qualidade em Portugal, considera-se que a conceção, desenvolvimento e aplicação de novas técnicas, ferramentas e abordagens da Qualidade devem ser variáveis de intervenção prioritária para a melhoria do desempenho das organizações. Se nada de significativo for feito neste sentido, tal como referiram Saraiva *et al.* (2010), Portugal corre o risco de divergir face às tendências internacionais de evolução da qualidade, nomeadamente quanto à aplicação de novas ferramentas, referenciais e abordagens específicas, em particular de natureza mais avançada ou ambiciosa, bem como na aplicação dos princípios e ferramentas da qualidade nas atividades e projetos de Investigação, Desenvolvimento e Inovação centrados na Qualidade.

2. Objectivo e metodologia utilizada

A necessidade de se recolher informação que possibilite um conhecimento mais sustentado e profundo sobre o produto e o processo, associada à complexidade que lhes está inerente, exige necessariamente o recurso à experimentação. Em contraste com uma prática frequentemente usada, mas fortemente desencorajada, que é a da tentativa-erro, a qual só trás vantagens em condições excepcionais (Frey e Wang, 2006), a Metodologia da Superfície de Respostas (RSM) tem vindo a ser cada vez mais utilizada nas diversas áreas do conhecimento. Exemplo disto é o

vasto número de artigos publicados na literatura que fazem uso da *RSM*. Aplicações em engenharia, nomeadamente na engenharia química, eletrotécnica, mecânica e de materiais são predominantes, tal como se pode constatar, por exemplo, em Ilzarbe *et al.* (2008) e Ardakani e Wulff (2013), mas diversos casos de estudo desenvolvidos no âmbito das ciências sociais e nos serviços têm também sido publicados (Antony *et al.*, 2011). Contudo, a *RSM* ainda não faz parte da lista das dez ferramentas ou técnicas mais utilizadas nas pequenas e médias portuguesas com sistemas da qualidade certificados (Sousa *et al.*, 2005), embora Saraiva *et al.* (2010) considerem que a correta aplicação das ferramentas da qualidade nas organizações deva ser assumida com especial prioridade. Evidências de que algo poderá estar a mudar são apresentadas por Lopes *et al.* (2011).

A *RSM* está suportada num conjunto de técnicas e ferramentas estatisticamente fundamentadas que permitem conceber, desenvolver e melhorar, ou melhor compreender, os processos e os produtos (sistemas) com a necessária eficiência e eficácia, tendo inerente uma estratégia de experimentação sequencial onde o conhecimento é gradualmente adquirido e utilizado para se atingir o objetivo definido. Em termos genéricos, a *RSM* está estruturada em três fases:

- Seleção (*Screening*), a qual envolve a definição das experiências a realizar com o propósito de identificar os fatores de controlo com um efeito estatístico significativo no objetivo do estudo.
- Modelação, a qual envolve a definição das experiências a realizar com o propósito de relacionar a resposta com os fatores de controlo considerados, o que é frequentemente feito através de polinómios do segundo grau.
- Otimização, na qual se determinam os valores para os fatores de controlo que permitem obter as propriedades desejadas para a resposta(s) considerada(s).

Em cada uma destas fases existem atividades que têm de ser geridas cuidadosamente, designadamente a definição do objetivo do estudo, a identificação das variáveis de entrada e de saída, a definição da região experimental, as experiências a realizar, a técnica de modelação das variáveis de saída (respostas) e a estratégia de otimização a utilizar. Cada uma destas atividades tem sido alvo de estudo e debate de opiniões entre investigadores, além de serem exploradas nas publicações sobre a *RSM*, incluindo em livros de referência, de que são exemplo os de Anderson e Whitcomb (2005), Box *et al.* (2005) e Myers *et al.* (2009). Entre os autores que propiciam uma discussão detalhada sobre questões estatísticas e não-estatísticas, além de

apresentarem linhas de orientação para o planeamento e condução de estudos experimentais desenvolvidos no âmbito da *RSM*, incluem-se Costa *et al.* (2006), Tanco *et al.* (2009b) e Freeman *et al.* (2013).

A quantidade de livros e artigos científicos onde se apresenta e ilustra a *RSM* é vasta. De qualquer maneira esta não é uma metodologia onde tudo está completamente explorado. Para além das linhas de investigação que estão a ser seguidas por diversos autores, nomeadamente aquelas que são referidas por Khuri e Mukhopadhyay (2010), a necessidade de minimizar a diferença existente entre o desenvolvimento teórico e as aplicações práticas da *RSM* bem como a apresentação de novos pontos de vista sobre problemas menos explorados na literatura, de que é exemplo a otimização de múltiplas respostas, são dois aspetos que merecem particular atenção.

Neste artigo apresenta-se uma abordagem para otimizar múltiplas respostas em problemas desenvolvidos no âmbito da *RSM* e exemplifica-se a sua utilização. A abordagem sugerida usa uma função objetivo que requer do analista/decisor uma quantidade mínima de informação subjetiva e métricas que lhe permitem avaliar e selecionar a solução de compromisso com base no valor cumulativo do desvio das respostas em relação aos respetivos valores alvo e na variabilidade das respostas.

A restante parte do artigo está estruturada da seguinte forma: na Secção 3 é apresentada uma revisão da literatura mais relevante; na Secção 4 é introduzido o critério de otimização e as métricas usadas para avaliar as soluções geradas. Os exemplos de aplicação da abordagem proposta e a discussão de resultados obtidos estão nas Secções 5 e 6, respetivamente. As conclusões são expostas na Secção 7.

3.Revisão da Literatura

Os processos e os produtos têm, por natureza, múltiplas características (respostas) que não devem ser consideradas de forma isolada porque a otimização separada de múltiplas respostas resultará na obtenção de soluções menos favoráveis. Esta é uma das razões para que a otimização de múltiplas respostas seja alvo de estudo em várias áreas do conhecimento. A estratégia que mais tem sido aplicada no âmbito da *RSM* consiste em agregar todas as respostas numa única e proceder à otimização da denominada função agregada. Vários métodos têm sido propostos na literatura, pelo que a seleção de um método eficaz não é uma tarefa necessariamente fácil e rápida. Os métodos são apresentados em diversas publicações que podem não ser de fácil identificação e acesso.

A quantidade e variedade das abordagens e métodos existentes são significativas, embora a utilização de alguns métodos seja predominante. A função “satisfação” (*desirability*) proposta por Derringer e Suich (1980), com a modificação introduzida por Derringer (1994), é uma das mais utilizadas, senão mesmo a mais utilizada, e está disponível na generalidade dos programas informáticos de análise de dados. A abordagem proposta por estes autores tem sido explorada e alvo de modificações por parte de diversos investigadores, sendo exemplos a integração da função satisfação em algoritmos genéticos (Ortiz *et al.*, 2004), a consideração da variância e correlação entre as respostas (Wu, 2005) e a utilização da perceção dos clientes sobre o produto na definição de prioridades para as respostas (Das e Sengupta, 2010). Uma revisão sobre estas e outras modificações na função satisfação é apresentada por Costa *et al.* (2011b), os quais mostram que formulações menos sofisticadas também conseguem competir com outras mais complexas, validando os resultados com métodos desenvolvidos em diferentes abordagens, nomeadamente, a da função perda.

A resolução de problemas com múltiplas respostas com base na denominada função perda tem atraído muita atenção e sido alvo de estudo e aplicação por parte de académicos e não-académicos, sendo os métodos que consideram a variância e correlação entre as respostas os mais frequentemente utilizados. Murphy *et al.* (2005) apresentam uma extensiva revisão dos métodos publicados e confrontam os méritos da função perda com os da função satisfação. Wu e Chyu (2004) dão outro importante contributo para a literatura ao introduzirem o conceito de perdas assimétricas e proporem uma função perda onde os coeficientes de custo ou perda são definidos com base nesse conceito. Ao contrário dos autores anteriores, Ko *et al.* (2005) propuseram uma função perda simétrica que combina as potencialidades de duas funções perda bastante populares, as funções propostas por Pignatiello (1993) e Vining (1998). O primeiro considerou a variância das respostas devida a fatores não controláveis (robustez), o segundo a variância devida à incerteza nas respostas estimadas (qualidade das estimativas).

A função perda proposta por Ko *et al.* (2005) é usada neste artigo e as suas soluções são comparadas com as do critério de otimização proposto por Costa (2010a), que será apresentado como alternativa. A função perda é definida por

$$E[L(y, \theta)] = (\hat{y} - \theta)^T C (\hat{y} - \theta) + \text{trace}[C \Sigma_{\hat{y}(x)}] + \text{trace}[C \Sigma_{y(x)}] \quad (2)$$

onde o primeiro termo determina a perda resultante do afastamento do valor das respostas aos respetivos valores alvo, o segundo termo determina a perda associada à qualidade das estimativas e o terceiro termo permite obter o valor da perda correspondente à robustez das

respostas. A matriz de variância-covariância calculada com base no valor médio das respostas é representada por $\sum \hat{y}^{(x)}$ e a matriz de variância-covariância calculada com base na variância ou desvio padrão das respostas por $\sum y^{(x)}$. A matriz de perdas ou custos é representada por C . Quando C é uma matriz diagonal, os seus elementos quantificam a importância relativa atribuída às respostas, ou seja, o custo por unidade do desvio do valor da resposta em relação ao valor alvo. Quando C é uma matriz não-diagonal os elementos fora da diagonal representam o custo devido ao fato de pares de respostas estarem simultaneamente afastadas do valor alvo. Importa ainda salientar que o primeiro e o segundo termo da Equação (2) constituem a função perda proposta por Vining, enquanto o primeiro e o terceiro termo constituem a função perda proposta por Pignatiello.

Outras abordagens que têm tido aplicação no âmbito da RSM são a *goal programming*, que foi usada por Kazemzadeh *et al.* (2008) como base para a unificação de vários métodos desenvolvidos em diferentes abordagens, e o *compromise programming* (Costa e Lourenço, 2014), que inclui como casos particulares as distâncias Euclideana e de Tchebycheff ou o critério “*minimax*” (Chen *et al.*, 1999).

Vários dos métodos utilizados na resolução de problemas desenvolvidos no âmbito da RSM podem ser considerados casos particulares daqueles que têm sido desenvolvidos e aplicados no domínio da investigação operacional, em particular na análise multicritério. Uma revisão detalhada do estado da arte nesta área do conhecimento é apresentada por Figueira *et al.* (2005), Marler e Arora (2004) e Gabrel *et al.* (2014). Estes últimos autores clarificam conceitos e terminologias usadas em diversas áreas do conhecimento. Autores que abordam outros assuntos e fornecem revisões detalhadas sobre os mesmos são: Jeong *et al.* (2005), Marler e Arora (2010), and Almeida *et al.* (2016) – investigam o significado dos pesos ou prioridades atribuídos às respostas e propõem procedimentos para determinar/identificar o seu valor; Shah *et al.* (2004), Robinson *et al.* (2006) e Wan e Birch (2011) – exploram as potencialidades de algumas técnicas de modelação (regressão linear); Shaibu e Cho (2009) e Costa (2010a) – propõem funções objetivo para otimizar a média e o desvio padrão de uma resposta; Alves e Clímaco (2007), Jeong e Kim (2009) e Lee *et al.* (2012) – propõem métodos iterativos para a otimização de múltiplas respostas; Costa *et al.* (2011a) e Lee *et al.* (2010; 2011) – sugerem abordagens alternativas para selecionar a solução de compromisso entre várias respostas; Chapman *et al.* (2014), Costa e Lourenço (2014), Costa *et al.* (2011c) e Shin e Cho (2009) – avaliam a capacidade de vários métodos gerarem soluções não dominadas (óptimas) em superfícies convexas e concavas, fazendo uma representação tão completa quanto possível da denominada

fronteira de Pareto. Revisões mais generalizadas e recentes da literatura podem ser encontradas em Salmasnia et al. (2013), Ardakani e Wulff (2013) e Ozdemir e Cho (2016).

A quantidade de informação subjetiva que é requerida ao analista/decisor, a indisponibilidade imediata dos algoritmos necessários e a complexidade inerente a alguns métodos são fortes motivos para justificar a limitada aplicação na prática de muitos dos métodos disponíveis, nomeadamente por aqueles que não tenham um conhecimento sólido e aprofundado em matemática/estatística e programação computacional. Outra dificuldade que é necessário ultrapassar é o da seleção da solução de compromisso. O que o analista/decisor sabe é que a solução à qual corresponde o menor ou o maior valor da função agregada, dependendo do método utilizado, corresponderá, teoricamente, à melhor solução para o problema. Porém, a solução ótima para problemas com múltiplas respostas é mais um conceito do que uma definição (Marler e Arora, 2004). É comum as respostas estarem em conflito, pelo que não é expectável conseguir encontrar valores para as variáveis de entrada que permitam obter o valor desejado (alvo ou objetivo) para todas as respostas. Soluções para problemas com várias respostas exigem, inevitavelmente, um compromisso. Por exemplo, o valor médio e a variância de uma característica de um processo ou de um produto estão quase sempre em conflito, sendo vulgar aceitar-se um aumento no valor do desvio da resposta em relação ao valor alvo para que a variância seja menor (ou vice-versa).

A variedade de problemas e o desejo dos investigadores de apresentarem métodos novos ou alternativos para a resolução do tipo de problemas atrás referido, fazendo uso dos mais recentes avanços nas ciências da computação e na matemática, têm impulsionado os investigadores a proporem novos algoritmos e metodologias de otimização. Algoritmos genéticos, imunes e híbridos, entre outros algoritmos menos populares, tais como o *simulating annealing* (Sibaliija e Majstorovic, 2012) ou o *particle swarm* (Fan e Chang, 2009), ou combinações de algoritmos (Cheng e Li, 2015), têm sido ilustrados por aqueles que direcionam as suas linhas de pesquisa para o “como otimizar”. Uma revisão detalhada das principais características e tendências dos mais representativos e recentemente publicados algoritmos de otimização é feita por Younis e Dong (2010) e Cheng e Li (2015). Porém, como Ayvaz *et al.*, (2009) afirmou, a utilização destes algoritmos requer da parte do utilizador conhecimentos sólidos e profundos ao nível da programação computacional e de matemática, o que é um fator limitativo para a sua aplicação, principalmente, em contextos industriais. Críticas à proliferação de algoritmos que carecem de uma aprofundada avaliação são apresentadas por Sörensen (2013).

Outra linha de investigação em que vários investigadores têm trabalhado no âmbito da RSM é a modelação das respostas. Técnicas de modelação paramétricas, semi-paramétricas e não-

paramétricas têm sido propostas e ilustradas. Por exemplo, Hwang-Dae et al. (2007) descrevem e comparam o *Ordinary Least Squares* (OLS), *Local Polynomial Regression* e o *Model Robust Regression*; Zhou et al. (2013) comparam o *Support Vector Regression*, *Radial Basis Function* and *Kriging*; Gupta et al. (2010) descrevem e exemplificam o *Generalized Linear Model* (GLM); Costa et al. (2012) compararam os resultados obtidos com o *Seemingly Unrelated Regression* (SUR) e o OLS; Costa e Lourenço (2016) descrevem o Modelo do Processo Gaussiano (GPM) e comparam os resultados obtidos com os do SUR e OLS.

4. Abordagem Proposta

A abordagem que se propõe é fácil de entender e implementar, requer uma quantidade mínima de informação subjetiva da parte do utilizador/decisor e permite caracterizar as soluções geradas em termos das propriedades desejadas para as respostas, ou seja, do afastamento das respostas ao valor alvo e da variância. Por estas razões torna-se mais apelativa que as outras que têm sido utilizadas num contexto industrial.

4.1 Critério de otimização

A *Compromise Programming* é uma técnica que tem provado ter a capacidade de gerar soluções de Pareto (soluções em que a melhoria de uma das respostas só pode ser feita à custa da degradação do valor de outra resposta(s)) que se encontrem em regiões convexas e não-convexas (concavas) das superfícies de resposta (Messac *et al.*, 2000; Shin e Cho, 2009). Esta técnica é generalizada pela métrica

$$\text{Min } L_p = \text{Min} \left(\sum_{i=1}^n [\lambda_i (\hat{y}_i - u_i)]^p \right)^{1/p} \quad (3)$$

onde $\hat{y}_i$ representa o modelo da i -ésima resposta estimada, u é o valor ideal para a i -ésima resposta, p é um parâmetro que define o tipo de métrica a utilizar e λ_i representa o peso ou a prioridade relativa atribuído à i -ésima resposta. Quando $p=2$, a Equação (3) é uma métrica Euclideana (L_2), ou seja, uma soma ponderada do quadrado dos desvios das respostas ao respetivo valor alvo. Quando $p=\infty$, a métrica L_∞ ou métrica de Tchebycheff é equivalente à utilização de um critério “*minimax*” (minimização do valor máximo do desvio das respostas em relação ao valor ideal ou alvo). Um dos inconvenientes do denominado critério “*minimax*” é o de não ter em consideração o equilíbrio das soluções geradas, ou seja, apenas tem em

consideração a resposta que apresenta o maior desvio em relação ao seu valor alvo. Por exemplo, num problema de otimização de três respostas e perante duas soluções cujos valores das respostas fossem (0,35; 0,4, 0,2) e (0,4; 0,2; 0,2) o critério *minmax* não identificaria uma destas soluções como sendo melhor do que a outra, podendo apresentar as duas como soluções equivalentes. Porém, as soluções têm características diferentes. Para além do desvio máximo aos valores alvo (0,1; 0,1; 0,1) ser o mesmo nas duas soluções (0,4 – 0,1 = 0,3), a soma dos desvios das respostas em relação aos valores alvo é maior na primeira solução. Para contornar este problema e garantir que a métrica L_∞ gerará soluções ótimas (não-dominadas ou de Pareto), Shin e Cho (2009) propuseram uma abordagem lexicográfica da métrica de Tchebycheff ponderada, que consiste num procedimento com duas fases: numa primeira fase as respostas são ordenadas por ordem de importância ou prioridade e cada uma delas minimizada separadamente. Após isto, cada uma das respostas é incorporada no problema como um constrangimento e corre-se a rotina de otimização. Em alternativa, Costa e Pereira (2010) propuseram uma variante da denominada medida de distância generalizada ou critério global definida por

$$\text{Minimizar} \sum_{i=1}^n \left(\frac{|\hat{y}_i - \theta_i|}{U_i - L_i} \right)^{p_i} \quad (4)$$

onde p_i é um fator de preferência (fator de forma $p_i > 0$), θ_i é o valor alvo para a i -ésima resposta estimada $\hat{y}_i$, a qual pode representar a resposta média ($\hat{\mu}_{(x)}$) e/ou o desvio padrão dessa resposta ($\hat{\sigma}_{(x)}$), U_i e L_i são, respetivamente, o limite superior e inferior da especificação da resposta que estão usualmente disponíveis para o controlo da qualidade do processo e do produto. Um procedimento prático para a aplicação do critério representado pela Equação (4) é descrito no Anexo C.

A normalização das respostas na Equação (4) é feita pelo termo $1/(U_i - L_i)$ em detrimento de um coeficiente de ponderação arbitrário, vulgarmente utilizado nos critérios de otimização, o que tem duas vantagens: Por um lado, permite agregar respostas expressas em diferentes escalas, magnitudes de variação e unidades de medida. Por outro lado, requer-se menos informação subjetiva do analista/decisor. Este procedimento de normalização é uma variante do denominado procedimento da fronteira superior-inferior que foi apresentada e avaliada por Marler e Arora (2005) e que provou ser uma abordagem fiável por conseguir melhorar

consistentemente os resultados obtidos por outros procedimentos, nomeadamente, àquele que é frequentemente utilizado e que consiste na normalização das respostas através da divisão pelo respetivo valor alvo. De acordo com estes autores, o procedimento de normalização proposto não é o único que garante as melhores soluções de compromisso e que elimina problemas de domínio numérico de alguma resposta. No entanto é um procedimento que minimiza potenciais dificuldades na geração de conjuntos de soluções tão completos quanto possível (ou desejáveis) de soluções não-dominadas.

Parâmetros que permitem manipular a curvatura da função objetivo têm também um papel crucial quando se pretende explorar a superfície de resposta e encontrar soluções de compromisso alternativas no conjunto das soluções não-dominadas em problemas com múltiplas respostas. Messac *et al.* (2000) demonstraram teórica e numericamente através de exemplos que usar expoentes para alterar a curvatura da função objetivo agregada é uma prática eficaz para identificar soluções não-dominadas (ótimas ou de Pareto) em regiões convexas e concavas, em contraste com os coeficientes de ponderação ou pesos usados nas funções perda como unidades de custo. Por conseguinte, é expetável que a alteração dos valores do expoente p_i na Equação (4) permita ao analista explorar o espaço de resultados e identificar soluções que pertencem ou formem a denominada fronteira de Pareto (conjunto completo das soluções não-dominadas ou ótimas).

O módulo existente no numerador permite simplificar a formulação matemática da função objetivo para agregar todos os tipos de resposta existente, nomeadamente respostas do tipo nominal-é-melhor (*NTB*), menor-é-melhor (*STB*) e maior-é-melhor (*LTB*). Para respostas do tipo *STB* assume-se que o valor alvo é igual ao valor mínimo da especificação. Para respostas do tipo *LTB* assume-se que o valor alvo é igual ao valor máximo da especificação. Sempre que estes valores alvo não estejam definidos ou não exista conhecimento suficiente para os definir, é possível assumir esses valores como sendo iguais aos valores mínimos e máximos que se podem obter dos modelos (de regressão) estimados para as respostas dentro da região experimental.

Importa salientar que o valor alvo para o desvio padrão ou variância de uma característica da qualidade do processo ou produto ($\hat{\sigma}_{(x)}$) pode não ser, necessariamente, igual a zero, tal como é assumido pela generalidade dos autores. Valores ligeiramente superiores a zero podem permitir explorar mais convenientemente o espaço de resultados e encontrar soluções, pelo menos, igualmente satisfatórias (Shaibu e Cho, 2009).

4.2 Métricas para caracterizar as soluções geradas

Em problemas com múltiplas respostas não existe apenas uma solução que seja melhor do que todas as outras. O número de soluções de compromisso que podem ser geradas é tanto mais elevado quanto maior for o número de respostas. Por conseguinte, selecionar a solução da preferência do decisor pode ser uma tarefa difícil na ausência de critérios bem definidos. Para o efeito é necessário ter em consideração as propriedades desejadas para as respostas, porque se esta informação não for conhecida não é possível tomar uma decisão devidamente fundamentada.

A prática corrente consiste em selecionar a solução com base no valor máximo ou mínimo da função agregada, dependendo do tipo de função utilizada. Muito poucos autores têm apresentado procedimentos ou métricas para identificar a melhor solução de compromisso entre múltiplas respostas. Por exemplo, Ch'ng *et al.* (2005) decidiram não comparar os resultados da função agregada que propuseram com uma função perda, porque entenderam que não era razoável comparar funções formuladas com base em diferentes abordagens. Ko *et al.* (2005) usaram os termos da função perda que propuseram para comparar diferentes funções perda. Em contraste com os autores anteriores, Xu *et al.* (2004) e Pal e Gauri (2010) compararam funções agregadas formuladas com base em diferentes abordagens através das métricas que propuseram. Xu *et al.* (2004) propuseram métricas para quantificar o afastamento do valor das respostas ao respetivo valor alvo, enquanto Pal e Gauri (2010) propuseram uma métrica para quantificar a percentagem de unidades não-conformes, assumindo que a resposta é Normalmente distribuída. Em problemas com múltiplas respostas é expectável que as respostas apresentem como propriedades desejadas um afastamento ao valor alvo tão pequeno quanto possível, de preferência nulo, e uma baixa variabilidade em torno desse valor. Para o efeito, Costa *et al.* (2011a) introduziram três métricas que quantificam as soluções geradas em termos do afastamento do valor das respostas ao respetivo valor alvo (B_{cum}), da variância originada pela incerteza no valor dos coeficientes dos modelos de regressão das respostas (QoP) e da robustez das respostas (Rob).

O valor cumulativo do desvio das respostas ao respetivo valor alvo (B_{cum}) é definido por

$$B_{cum} = \sum_{i=1}^n W_i |\hat{y}_i^* - \theta_i| \quad (5)$$

onde $\hat{y}_i^*$ representa o valor da i -ésima resposta ($i=1, 2, \dots, n$) no valor “ótimo” (de compromisso) das variáveis de entrada (x_i) e W_i é um parâmetro que permite tornar o valor

das respostas adimensional, sendo definido por $w = 1/(U - L)$ para respostas do tipo *STB* e *LTB* e por $w = 2/(U - L)$ para respostas do tipo *NTB*.

Para quantificar a variância originada pela incerteza no valor dos coeficientes dos modelos de regressão das respostas Costa *et al.* (2011a) sugeriram a métrica *QoP*, a qual é definida por

$$QoP = \text{trace} \left[\varphi \left(x^T \left[X^T (\Sigma \otimes I_N)^{-1} X \right]^{-1} x \right) \right] = \text{trace} \left[\varphi \sum_{\hat{y}^*(x)} (x) \right] \quad (6)$$

onde x é uma matriz de blocos diagonal em que cada bloco é o vetor dos $k \times 1$ regressores da i -ésima resposta, X é uma matriz de blocos diagonal em que cada bloco de dimensão $N \times k$, com N igual ao número de observações da resposta, corresponde a uma resposta. O estimador para a matriz de variância-covariância Σ é calculado com base no valor dos resíduos (diferença entre o valor observado da resposta e o correspondente valor estimado) obtidos com o OLS e é determinado por $\hat{\Sigma} = \hat{e}_i^T \hat{e}_j / N$ com $i, j = 1, 2, \dots, n$; I_N é uma matriz identidade de dimensão $N \times N$ e $\otimes$ representa o produto de Kronecker. Para tornar a matriz de variância-covariância das respostas médias ($\Sigma_{\hat{y}^*(x)}$) adimensional esta matriz é multiplicada pela matriz φ , cujos elementos da diagonal e não-diagonais são $\varphi_{ij} = 1/(U_i - L_i)(U_j - L_j)$, $i \neq j$ ($i, j = 1, \dots, n$), respetivamente.

A medida acima é definida no pressuposto de que o *SUR* é usado para modelar as respostas. Se a técnica *OLS* for usada deve ser utilizada a equação apresentada por Costa e Lourenço (2015). A robustez (*Rob*) é avaliada por

$$Rob = \text{trace} [\varphi \hat{\sigma}_{y^*}] \quad (7)$$

onde $\hat{\sigma}_{y^*}$ representa a matriz variância-covariância do desvio padrão das respostas no valor de compromisso das variáveis de entrada (x_i). Como se pode depreender da definição desta métrica, as experiências realizadas têm de ser replicadas para que seja possível estimar o modelo de regressão para o desvio padrão ou variância das respostas. Embora a realização de réplicas aumente o tempo e o custo dos estudos experimentais, é expectável que a melhoria na robustez das respostas compense os esforços despendidos nessa replicação.

Em contraste com as funções agregadas existentes, as três métricas apresentadas não dependem dos fatores de forma, pesos, prioridades ou custos atribuídos às respostas e são também independentes do tipo de resposta (*NTB*, *LTB* ou *STB*), da sua escala ou unidades. No que

respeita ao valor que as métricas apresentadas podem assumir, o ideal seria o valor zero. Isto significaria que o valor das respostas seria igual ao valor alvo e que a variância em torno desses valores seria nula. Na realidade esta é uma situação com uma baixa probabilidade de acontecer, pode-se mesmo dizer, praticamente impossível de acontecer em situações reais. Valores pequenos, menores do que 1 e tão próximos quanto possível do valor zero, correspondem a melhores soluções de compromisso.

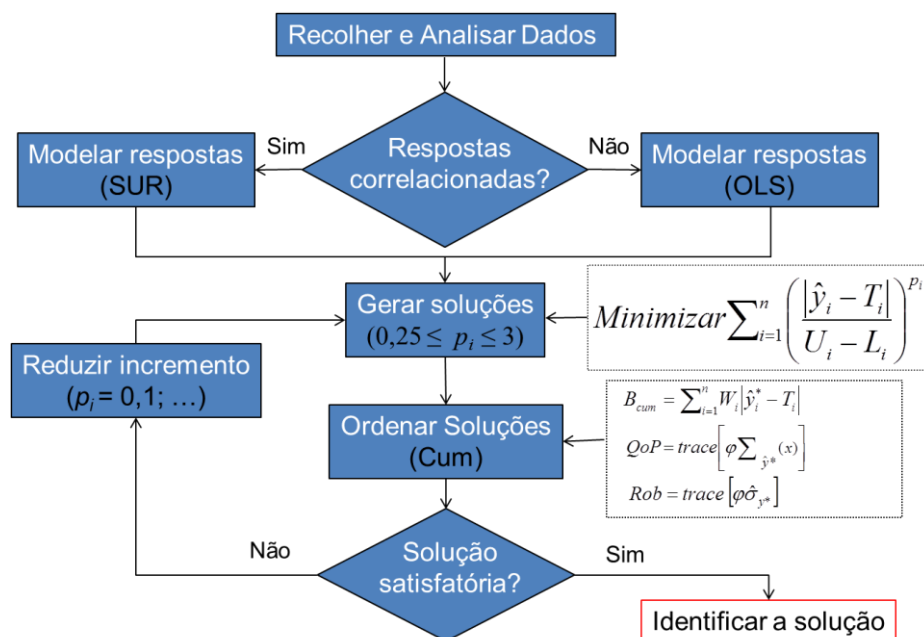
Na prática, as métricas (5-7) podem ser usadas com um triplo propósito:

- 1- Guiar o analista na procura de melhores soluções, mesmo quando a função agregada não foi concebida para ter em consideração a estrutura de variância-covariância das respostas estimadas.
- 2- Avaliar a exequibilidade das soluções, tendo por base as propriedades desejadas para as respostas, que são: B_{cum} , QoP , and Rob .
- 3- Comparar o desempenho de métodos ou soluções por eles geradas que não são diretamente comparáveis por terem sido concebidos sob diferentes abordagens. Por exemplo, os resultados de funções satisfação não são comparáveis com os resultados de funções perda, nem com os de qualquer outra abordagem existente.

A utilidade das métricas foi ilustrada por Costa *et al.* (2010b; 2011a; 2011b). De qualquer maneira, estas métricas não excluem outras de serem usadas. Um exemplo é a métrica Cum , a qual será utilizada nos exemplos apresentados na Secção 4 e é definida pela soma das métricas B_{cum} , QoP e Rob .

4.3 Metodologia - Representação esquemática

A função objetivo e as métricas apresentadas nas subsecções anteriores servem de base à metodologia de análise de prolemas com múltiplas respostas que se usará nos exemplos analisados na Secção 5 e que se representa esquematicamente no seguinte fluxograma:



5.Exemplos

A redução da variabilidade nos processos e produtos tem sido alvo de estudo por parte de muitos investigadores devido às consequências técnicas e económicas que lhe estão associadas. Ko *et al.* (2005) propuseram uma função perda que considera as três propriedades desejadas para as respostas, nomeadamente, o afastamento ao valor alvo, a variância devida à incerteza nos valores previstos e a robustez a fatores incontrolláveis. Estes autores mostraram que a sua função agregada conduz a perdas menores do que aquelas que se obtêm pela utilização das funções perda propostas por Pignatiello (1993) e Vining (1998) quando a robustez e a qualidade das previsões são problemas reais. As soluções obtidas com o método proposto por Ko *et al.* (2005), que passará a ser designado de método K, irão servir para comparar ou “validar” as soluções geradas pelo critério apresentado na Equação (4), que passará a ser designado de método GC. Com este propósito serão construídos 4 casos de estudo com base naquele que foi originalmente apresentado por Myers e Montgomery (1995, p. 253) e posteriormente revisitado por Vining (1998) e Ko *et al.* (2005). O objetivo do estudo é o de determinar o valor das variáveis de entrada, o tempo de reação (x_1), a temperatura da reação (x_2) e a quantidade de catalisador (x_3) que maximizam a percentagem de conversão de um polímero (y_1) e mantêm a atividade térmica (y_2) no valor alvo.

Os quatro casos de estudo que são considerados neste artigo foram construídos de modo a simular condições de operação tanto quanto possível similares às que se encontram em casos de estudo reais, nomeadamente:

- Caso 1: Baixa variabilidade nos valores previstos para as respostas (*HQP*);
- Caso 2: Alta variabilidade nos valores previstos para as respostas (*LQP*);
- Caso 3: Baixa variabilidade nos valores previstos e respostas com diferente variabilidade devido a fatores não controláveis (*HQPUR*);
- Caso 4: Alta variabilidade nos valores previstos e respostas com diferente variabilidade devido a fatores não controláveis (*LQPUR*).

Os quatro casos descritos contemplam todas as situações que são possíveis de encontrar em problemas existentes na prática, pelo que, da sua análise, é possível ficar com um conhecimento mais detalhado das potenciais capacidades dos métodos de otimização para conduzirem os utilizadores à obtenção das melhores soluções de compromisso. Além disto, propiciam uma base para a avaliação do desempenho dos métodos que venham a ser propostos na literatura. Outros casos de estudo em que a metodologia proposta é aplicada são apresentados por Costa e Lourenço (2015) e Costa *et al.* (2011b).

Enquanto os casos 1 e 2 apenas consideram a otimização de duas respostas, os Casos 3 e 4 consideram situações de variabilidade devido a fatores não controláveis, o que significa que foram geradas réplicas de cada uma das experiências realizadas de modo a estimar os modelos de regressão para o desvio padrão da percentagem de polímero convertido ($\hat{\sigma}_1$) e da atividade térmica ($\hat{\sigma}_2$), para além dos modelos para a média de cada uma das respostas consideradas neste estudo ($\hat{\mu}_1$ e $\hat{\mu}_2$).

As experiências realizadas por Myers e Montgomery (1995), definidas por uma matriz (Desenho Compósito Central) com seis pontos centrais e seis pontos axiais, bem como as cinco réplicas geradas para construir os 4 casos de estudo, são apresentadas no Apêndice A – Tabela A.1. As réplicas foram geradas com o modelo utilizado por Ko *et al.* (2005), em que

$$\begin{pmatrix} y_{1i}(x) \\ y_{2i}(x) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_1(x) \\ y_2(x) \end{pmatrix} + e_i \quad (8)$$

onde $y_1(x)$ and $y_2(x)$ representam os valores das respostas obtidos por Myers e Montgomery (2002), realçados a negrito (bold) no Apêndice A – Tabela A.1. O erro (e_i) é definido por

$$e_i \sim N \left[\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_{11}(x) & \sigma_{12}(x) \\ \sigma_{21}(x) & \sigma_{22}(x) \end{pmatrix} \right] \quad (9)$$

com $\sigma_{11}(x) = \exp(3 - x_1^2 - 3x_3^2)$, $\sigma_{12}(x) = \sigma_{21}(x) = 0,03\sigma_{11}(x)\sigma_{22}(x)$ e $\sigma_{22}(x) = \exp(2 - 2x_1^2 - x_3^2)$. Estes modelos de σ_{ij} fazem com que a variância das respostas devida a fatores incontrolláveis seja maior para valores de x_j ($j=1,2,3$) próximos de zero [$x_j=(0,0,0)$], podendo x_j assumir os seguintes valores: $-1,682 \leq x_j \leq 1,682$. Assim, quanto mais próximo da origem estiverem os valores de x_j , menor será a robustez das respostas.

Para ter em conta a correlação entre as respostas, os modelos de regressão foram estimados com a técnica *SUR*, a qual é revista no Apêndice B. No que respeita aos coeficientes de custo e aos fatores de forma associados às respostas nos métodos em avaliação, a definição dos seus valores foi a seguinte:

- A gama de valores para os coeficientes de custo usados na função perda proposta por Ko *et al.* (2005) foi definida de modo a que os valores máximos e mínimos dos coeficientes fossem realistas, ou seja, que fizesse sentido a sua utilização de um ponto de vista prático e incluíssem os valores utilizados por Ko *et al.* (2005). Os valores testados nos quatro casos de estudo foram os seguintes: $c_1 = \{0,01; 0,02; \dots; 0,2\}$, $c_2 = \{0,3; 0,4; \dots; 0,8\}$ e $c_{12} = \{0,01; 0,02; 0,03; 0,04\}$.
- Os fatores de forma (p_i) assumem valores entre 0,25 e 4,0 com incrementos de 0,25 unidades nos Casos 1 e 2, enquanto nos Casos 3 e 4 a gama de valores foi restringida ao conjunto $\{1; 1,25; \dots; 2\}$ de modo a limitar o número de soluções geradas, mantendo esse número próximo do número de soluções geradas com o método K, e também porque análises preliminares com valores de p_i a variar entre $\{0,25; 0,5; \dots; 1\}$ e $\{2; 2,25; \dots; 4\}$ não revelaram alterações nos resultados (melhorias nas propriedades das soluções geradas).

A avaliação e comparação de resultados foram feitas com base nas métricas definidas pelas Equações (5-7) e no valor cumulativo dessas métricas, que se denomina por *Cum*.

5.1 Casos de estudo

Caso 1: Baixa variabilidade nos valores previstos para as respostas (HQP)

Os modelos da média da percentagem de conversão do polímero e da atividade térmica no caso de baixa variabilidade nos valores previstos para as respostas são os seguintes:

$$\begin{aligned}\hat{\mu}_1 &= 81,9305 + 1,0290 x_1 + 4,1058 x_2 + 6,2060 x_3 - 1,6301 x_1^2 + 2,9639 x_2^2 - 5,1896 x_3^2 + \\ &\quad 2,0288 x_1 x_2 + 11,3657 x_1 x_3 - 3,7974 x_2 x_3 \\ \hat{\mu}_2 &= 60,5100 + 3,5855 x_1 + 2,2312 x_3\end{aligned}$$

Neste caso a robustez das duas respostas é considerada constante e igual, o que faz com que o método *K* dê resultados iguais ao do método de Vining (1998), uma vez que este método é um caso especial do método *K*. Para que $\hat{\mu}_2$ fique tanto quanto possível perto do respetivo valor alvo e $\hat{\mu}_1$ se mantenha dentro dos limites de especificação, Vining atribuiu a $\hat{\mu}_2$ um coeficiente de custo superior a $\hat{\mu}_1$. Nesta condição, o método *K* gerou a solução K11 que se apresenta na Tabela 1. Esta solução é ligeiramente melhor do que todas as outras soluções geradas por este método em termos dos valores do B_{cum} , QoP and Cum . Uma alternativa à solução K11 é a solução K31. Esta solução foi obtida sem haver a necessidade de atribuir valores elevados a $\hat{\mu}_2$, o que justifica a significativa diferença no valor da função perda (E_{Loss}) destas duas soluções. Este resultado põe em evidência um dos pontos fracos das funções perda existentes na literatura, que é o de a mesma solução poder originar valores de perda significativamente diferentes, tal como se mostra na Tabela 1. Isto não é surpreendente, porque o valor da função perda depende dos coeficientes de custo atribuídos às respostas. Por conseguinte, nos Casos 2-4 o seu valor não é apresentado. De qualquer maneira, é interessante notar que a solução K21, que foi obtida pelo método *K* com os coeficientes de custo utilizados por Ko *et al.* (2005), nomeadamente, $c_1 = 0,1$, $c_{12} = 0,025$ e $c_2 = 0,5$, originaria perdas maiores e piores valores do B_{cum} e Cum do que as soluções K11 e K31, confirmando que coeficientes de custo inadequadamente definidos levam à geração de soluções menos favoráveis.

No que respeita às soluções geradas pelo método *GC* com a gama de valores do fator de forma atrás definidos, é possível constatar na Tabela 1 que as soluções GC11 e GC31 produzem valores de B_{cum} e Cum menores do que qualquer uma das soluções geradas pelo método *K*. Ao atribuir-se valores maiores ao fator de forma p_2 foi possível gerar soluções com valores de QoP ligeiramente menores, de que é exemplo a solução GC21. Porém, esta solução tem piores valores de B_{cum} e Cum do que GC11 e GC31, ainda assim melhores do que os da solução K51, a qual tem um valor de QoP similar. Além disto, na Tabela 1 é possível constatar que as soluções com os melhores valores nas funções agregadas, E_{Loss} e CP , não são as soluções com melhores valores de B_{cum} , QoP

Tabela 1: Resultados – HQP

Método K							
Solução	ζ_i	x_i	$\hat{\mu}_1; \hat{\mu}_2$	Resultado	B_{cum}	QoP	Cum
K11	(1,0; 0,00; 100,0)	(-0,5112; 1,682; -0,5125)	95,23; 57,53	$E_{Loss} = 51,20$	0,490	0,029	0,519
K21	(0,1; 0,025; 0,50)	(-0,4150; 1,682; -0,4732)	95,25; 57,97	$E_{Loss} = 3,17$	0,661	0,027	0,688
K31	(0,01; 0,01; 0,80)	(-0,4971; 1,682; -0,5078)	95,23; 57,59	$E_{Loss} = 0,47$	0,514	0,029	0,543
K41	(0,01; 0,04; 0,30)	(-0,3878; 1,682; -0,4210)	95,27; 58,18	$E_{Loss} = 0,23$	0,746	0,026	0,771
K51	(0,20; 0,04; 0,30)	(-0,1017; 1,682; -0,2359)	95,78; 59,62	$E_{Loss} = 5,62$	1,270	0,022	1,291
Método GC							
Solução	β_i	x_i	$\hat{\mu}_1; \hat{\mu}_2$	Resultado	B_{cum}	QoP	Cum
GC11	(1,00; 1,00)	(-0,4971; 1,682; -0,5503)	95,25; 57,50	CP = 0,24	0,475	0,030	0,505
GC21	(0,75; 4,00)	(-0,2215; 1,682; -0,3388)	95,48; 58,96	CP = 0,34	1,036	0,023	1,059
GC31	(2,50; 1,25)	(-0,4970; 1,682; -0,5503)	95,25; 57,50	CP = 0,03	0,475	0,030	0,505

e *Cum*, o que acontece, por exemplo, com as soluções K11, K31, GC11 e GC31.

Este caso de estudo é um exemplo paradigmático de que a seleção/identificação de uma solução de compromisso, mesmo em situações de baixa variabilidade nos valores estimados para as respostas, não deve ser feita pela simples análise do valor da função agregada e que decisões mais fundamentadas são possíveis quando se avaliam as soluções geradas com base nas métricas sugeridas.

Caso 2: Alta variabilidade nos valores previstos para as respostas (LQP)

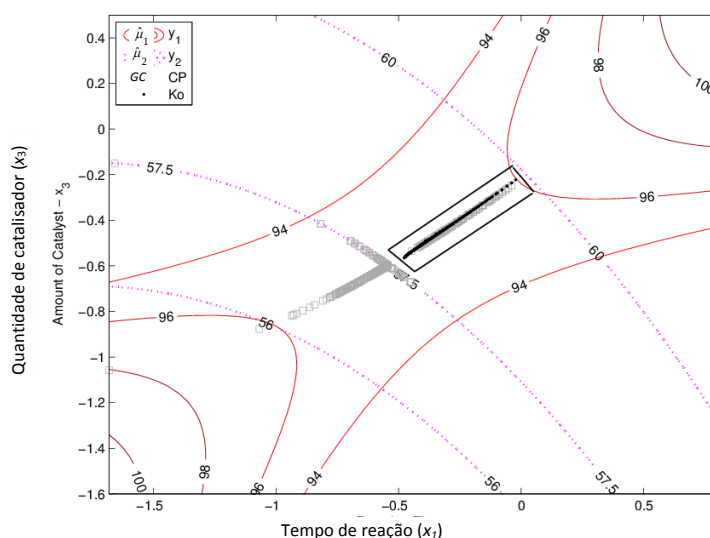
De modo a introduzir variabilidade nos valores das respostas geradas, foram adicionados regressores estatisticamente insignificativos ($x_2, x_1^2, x_2^2, x_3^2, x_1x_2, x_1x_3, x_2x_3$) no modelo definido para a atividade térmica ($\hat{\mu}_2$) de modo a que as soluções geradas tivessem uma maior variabilidade (maiores valores na métrica *QoP*) quando os valores de x_i estão mais afastados da origem. Os coeficientes de custo e os fatores de forma foram mantidos iguais aos do caso anterior.

No que respeita aos resultados, também não existem diferenças significativas a assinalar comparativamente ao Caso 1, sendo as soluções de compromisso geradas pelos métodos *K* e *GC* mostradas na Figura 1. Importa salientar que as soluções apresentadas na Figura 1 são aquelas em que $x_2 = 1,682$, e que representam a quase totalidade das soluções geradas por ambos os métodos.

A observação da Figura 1 permite constatar uma diferença notória entre o conjunto de soluções gerado por cada um dos métodos. Enquanto o método *GC* gerou soluções com $56 < \hat{\mu}_2 < 60$, o

método K gerou soluções com $\hat{\mu}_2 > 57,5$. A região da Figura 1 delimitada por um retângulo evidencia soluções que são geradas pelos dois métodos e permite mais facilmente constatar que nenhum dos métodos gera soluções com valores de $\hat{\mu}_1$ e $\hat{\mu}_2$ iguais ao respectivo valor alvo. De fato, as respostas estão em conflito, ou seja, melhorias no valor de $\hat{\mu}_1$ conduzem a degradações no valor de $\hat{\mu}_2$ e vice-versa.

Figura 1 – Alta variabilidade nos valores previstos (LQP)



Os resultados apresentados na Tabela 2 permitem constatar que as soluções com menores valores na métrica B_{cum} têm associados piores (maiores) valores na métrica QoP , ou seja, diminuir o afastamento das respostas ao respectivo valor alvo conduz a uma degradação na qualidade dos valores estimados para as respostas. De qualquer maneira, é interessante notar que os melhores valores nas métricas B_{cum} e Cum correspondem aos de uma solução gerada pelo método GC, a solução GC12, embora o valor da métrica QoP seja, marginalmente, menos favorável.

Tabela 2: Resultados – LQP

Método K						
Solução	C_i	X_i	$\hat{y}_1, \hat{y}_2$	B_{cum}	QoP	Cum
K12	(0,02; 0,01; 0,80)	(-0,4776; 1,682; -0,5654)	95,19; 57,73	0,572	0,065	0,637
K22	(0,01; 0,04; 0,80)	(-0,4299; 1,526; -0,4871)	92,95; 57,97	0,892	0,046	0,938
Método GC						
Solução	P_i	X_i	$\hat{y}_1, \hat{y}_2$	B_{cum}	QoP	Cum
GC12	(1,25; 1,00)	(-0,5436; 1,682; -0,5982)	95,21; 57,50	0,479	0,069	0,548
GC22	(0,25; 0,25)	(-0,7670; 0,721; -0,2139)	83,40; 57,50	1,660	0,017	1,677
GC32	(0,75; 4,00)	(-0,1558; 1,682; -0,3342)	95,58; 59,14	1,096	0,052	1,148

Assumindo-se que uma solução é melhor do que outra se a variabilidade (QoP) e o valor do afastamento das respostas ao respetivo valor alvo (B_{cum}) forem menores, então os resultados dos Casos 1 e 2 fornecem evidências que nenhum dos dois métodos consegue gerar soluções com melhores propriedades do que o outro. De fato, com os coeficientes de custo e fatores de forma utilizados, nenhuma das soluções geradas apresenta valores mais baixos em todas as métricas.

Caso 3: Baixa variabilidade nos valores previstos e respostas com diferente variabilidade devido a fatores não-controláveis (HQPUR)

Neste caso foram geradas réplicas para cada uma das experiências realizadas, sendo os modelos da média ($\hat{\mu}_i$, $i = 1, 2$) e do desvio padrão ($\hat{\sigma}_i$) das respostas os seguintes:

$$\hat{\mu}_1 = 81,7863 + 0,8234 x_1 + 4,1361 x_2 + 6,2127 x_3 + 1,9954 x_1^2 + 2,8346 x_2^2 - 5,5585 x_3^2 \\ + 1,6981 x_1 x_2 + 11,4114 x_1 x_3 - 3,8694 x_2 x_3$$

$$\hat{\sigma}_1 = 4,4903 - 1,2366 x_1^2 - 0,8904 x_2^2 - 1,6466 x_3^2$$

$$\hat{\mu}_2 = 60,7977 + 3,5894 x_1 + 2,1794 x_3$$

$$\hat{\sigma}_2 = 2,0583 - 0,6512 x_1^2 - 0,7015 x_3^2$$

Os limites da especificação para $\hat{\sigma}_1$ e $\hat{\sigma}_2$ são $0 \leq \hat{\sigma}_1 < 10$ e $0 \leq \hat{\sigma}_2 < 5$, respetivamente, sendo o valor alvo igual a zero. Os coeficientes de custo são os mesmos dos Casos 1 e 2, enquanto o conjunto de valores para os fatores de forma p_i ficou limitado aos valores $\{1; 1,25; \dots; 2\}$ pelas razões já enunciadas.

No que respeita aos resultados, a Tabela 3 mostra que as soluções K13 and GC13 são similares, apresentando os menores valores nas métricas B_{cum} e Cum . Estas e outras soluções similares são delimitadas por uma elipse nas Figuras 2-5. Em termos da métrica QoP não existem diferenças significativas entre as soluções geradas por qualquer dos métodos, porque neste caso de estudo as soluções foram geradas no pressuposto de que a variabilidade nos valores previstos seria baixa.

A principal diferença está ao nível da robustez das soluções. De fato, todas as soluções geradas pelo método GC apresentam valores de $\hat{\sigma}_1 \leq 1$ e a maior parte das soluções tem $\hat{\sigma}_2 \leq 1,5$, enquanto as soluções geradas pelo método K apresentam valores de $\hat{\sigma}_2 \geq 1,5$ e aproximadamente metade delas têm $\hat{\sigma}_1 \geq 1$ (ver Figuras 3 e 5). Em particular, a solução GC33 é a mais robusta de todas as soluções geradas pelos dois métodos, o que se justifica por ter

valores de x_1 e x_3 mais afastados da origem. Esta solução e outras com maior robustez (menores valores na métrica Rob) estão delimitadas nas Figuras 4-5 por um quadrado, distinguindo-se claramente das que têm melhores (menores) valores nas métricas B_{cum} , que estão delimitadas por uma elipse. Exemplos de soluções com melhores (menores) valores nas métricas B_{cum} e Cum do que GC33 são as soluções GC13, GC23, K13 e K33.

Tabela 3: Resultados – HQPUR

Método K								
Solução	c_i	x_i	$\hat{\mu}_1, \hat{\mu}_2$	$\hat{\sigma}_1, \hat{\sigma}_2$	B_{cum}	QoP	Rob	Cum
K13	(0,01; 0,02; 0,80)	(-0,4562; 1,682; -0,7608)	95,64; 57,50	0,76; 1,52	1,196	0,027	0,070	1,293
K23	(0,2; 0,04; 0,30)	(-0,4795; 1,682; -0,5082)	96,03; 57,97	1,26; 1,73	1,527	0,024	0,084	1,635
K33	(0,01; 0,01; 0,80)	(-0,4694; 1,682; -0,7650)	95,67; 57,45	0,74; 1,50	1,204	0,027	0,069	1,300
Método GC								
Solução	p_i	x_i	$\hat{\mu}_1, \hat{\mu}_2$	$\hat{\sigma}_1, \hat{\sigma}_2$	B_{cum}	QoP	Rob	Cum
GC13	(2,0; 1,0; 1,75; 1,0)	(-0,3654; 1,682; -0,9114)	94,60; 57,50	0,44; 1,39	1,183	0,030	0,061	1,273
GC23	(1,0; 1,0; 2,0; 2,0)	(-0,5294; 1,682; -0,6414)	96,03; 57,50	0,95; 1,59	1,221	0,026	0,075	1,322
GC33	(1,0; 2,0; 1,0; 1,0)	(-0,7546; 1,682; -0,8772)	96,39; 56,18	0,00; 1,15	1,350	0,034	0,046	1,430

Figura 2 – Método K: HQPUR – Médias

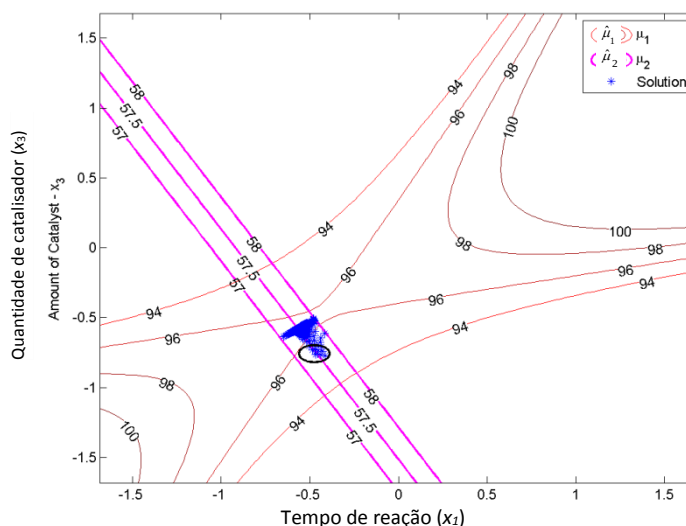
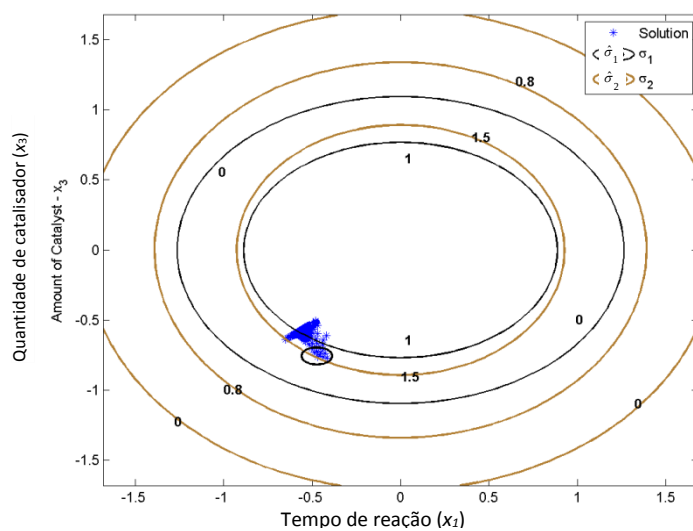
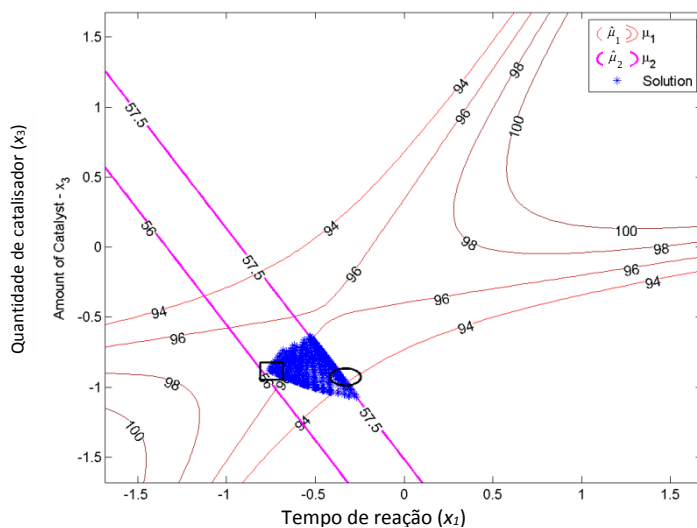
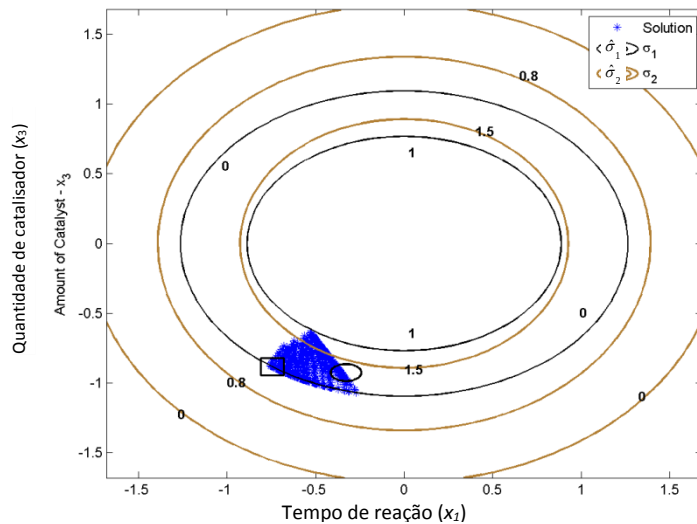


Figura 3 – Método K: HQPUR – desvios padrão**Figura 4 – Método GC: HQPUR – Médias****Figura 5 – Método GC: HQPUR – desvios padrão**

Neste caso de estudo, tal como na generalidade dos problemas com múltiplas respostas, é evidente a necessidade de definir compromissos. A robustez e o afastamento ao valor alvo são duas propriedades em conflito, ou seja, melhorar uma implica degradar o valor da outra. Por conseguinte, compete ao decisor escolher o “melhor” compromisso. Uma alternativa é escolher a solução com o menor valor da métrica *Cum*.

Caso 4: Alta variabilidade nos valores previstos e respostas com diferente variabilidade devido a fatores não-controláveis (LQPUR)

À semelhança do Caso 2, regressores sem significância estatística foram incluídos no modelo de regressão da atividade térmica ($\hat{\mu}_2$). Isto faz com que os valores da métrica *QoP* sejam maiores (piores) quando os valores das variáveis x_i estão mais afastados da origem. Em contrapartida, a robustez das respostas será maior.

Os modelos estimados para as respostas são os seguintes:

$$\begin{aligned}\hat{\mu}_1 &= 81,8380 + 0,8234 x_1 + 4,0717 x_2 + 6,2127 x_3 - 2,1774 x_1^2 + 2,8731 x_2^2 - 5,4906 x_3^2 \\ &\quad + 1,7698 x_1 x_2 + 11,4084 x_1 x_3 - 3,9496 x_2 x_3 \\ \hat{\sigma}_1 &= 4,5033 - 1,2540 x_1^2 - 0,8972 x_2^2 - 1,6415 x_3^2 \\ \hat{\mu}_2 &= 60,6935 + 3,5894 x_1 + 0,3042 x_2 + 2,1799 x_3 + 0,5301 x_1^2 - 0,1719 x_2^2 - 0,2055 x_3^2 \\ &\quad - 0,3381 x_1 x_2 + 0,0124 x_1 x_3 + 0,3714 x_2 x_3 \\ \hat{\sigma}_2 &= 2,0935 - 0,7300 x_1^2 - 0,6744 x_3^2\end{aligned}$$

Os limites e os valores alvo para $\hat{\sigma}_1$ e $\hat{\sigma}_2$, os coeficientes de custo e os fatores de forma são os mesmos que foram utilizados no Caso 3.

Este caso de estudo simula as condições de operação mais severas que são possíveis encontrar em casos reais, ou seja, a variabilidade nos processos e/ou produtos tem origem em fatores não-controláveis e na incerteza associada aos valores previstos. Nestas condições de variabilidade, as Figuras 6-7 mostram diferenças na forma, posicionamento e direção da mancha de soluções geradas por cada um dos métodos.

A Figura 7 mostra que o método *K* gera um conjunto de soluções dispostas numa linha reta caracterizada por valores de $\hat{\sigma}_1 \geq 1$ e $\hat{\sigma}_2 > 1,5$, enquanto as soluções geradas pelo método *GC* apresentam valores de $\hat{\sigma}_1 \leq 1$ e $\hat{\sigma}_2 \leq 1,5$. As soluções do método *GC* estão dispostas numa forma de funil direcionado para a zona onde estão as soluções mais robustas. Esta área é delimitada na Figura 7 por uma linha fechada tracejada. À semelhança do Caso 3, o método *K* não

conseguiu gerar soluções com um valor na métrica *Rob* tão pequeno quanto aquele que o método *GC* gerou. De fato, o menor valor na métrica *Rob* ($Rob = 0,039$) é o da solução *GC24*, conforme se pode confirmar na Tabela 4. Esta e outras soluções similares estão delimitadas por uma elipse nas Figuras 6-7.

A incapacidade do método *K* de gerar soluções tão robustas quanto as que são geradas pelo método *GC* é uma limitação relevante. De qualquer maneira, importa ter presente que o desempenho de um método ou a qualidade das soluções geradas não pode ser avaliada apenas com base numa das propriedades desejadas para as respostas. Os valores das métricas *QoP*, B_{cum} e *Cum* devem também ser considerados nessa avaliação.

Figura 6 - LQPUR – Médias

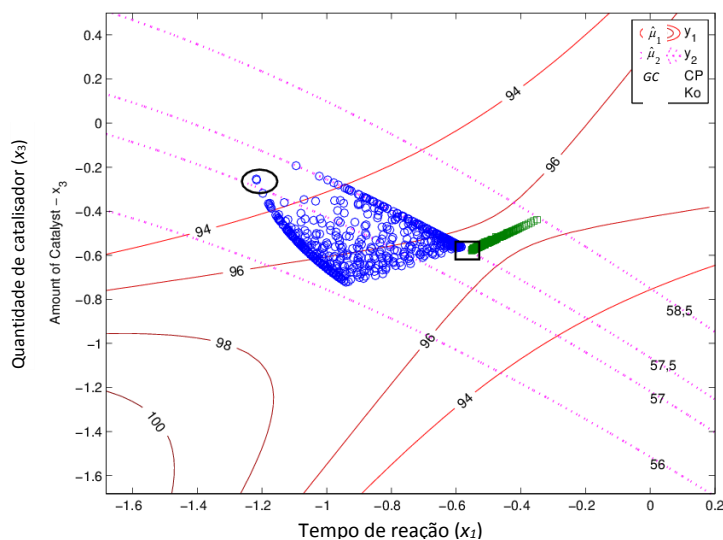


Figura 7 - LQPUR – Desvios padrão

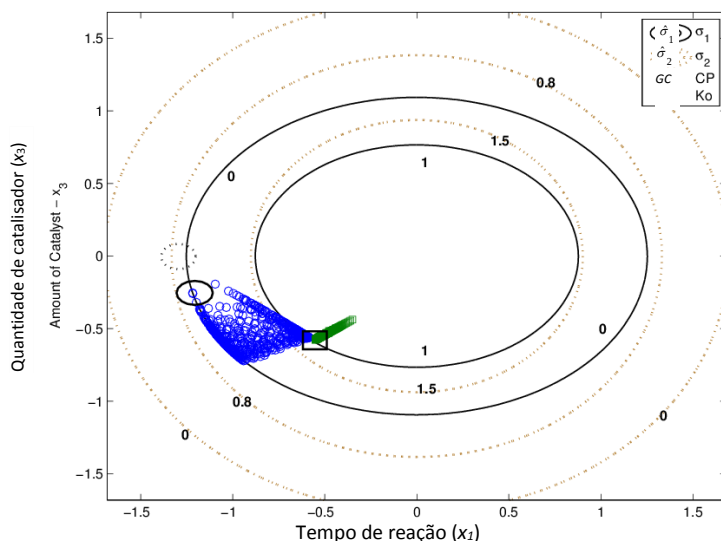


Tabela 4: Resultados – LQPUR

Método <i>K</i>								
Solução	C_i	X_i	$\hat{\mu}_1, \hat{\mu}_2$	$\hat{\sigma}_1, \hat{\sigma}_2$	B_{cum}	<i>QoP</i>	<i>Rob</i>	<i>Cum</i>
K14	(0,20; 0,01; 0,80)	(-0,5516; 1,682; -0,5772)	96,11; 57,53	1,04; 1,65	1,267	0,063	0,078	1,408
K24	(0,01; 0,04; 0,80)	(-0,5493; 1,497; -0,4990)	93,18; 57,82	1,75; 1,71	1,843	0,042	0,089	1,975
K34	(0,01; 0,01; 0,80)	(-0,5934; 1,516; -0,5450)	93,70; 57,57	1,51; 1,64	1,614	0,047	0,084	1,745
Método <i>GC</i>								
Solução	β_i	X_i	$\hat{\mu}_1, \hat{\mu}_2$	$\hat{\sigma}_1, \hat{\sigma}_2$	B_{cum}	<i>QoP</i>	<i>Rob</i>	<i>Cum</i>
GC14	(1,25; 1,0; 1,5; 1,25)	(-0,6254; 1,682; -0,5290)	96,05; 57,50	1,02; 1,62	1,246	0,064	0,077	1,387
GC24	(2,0; 1,0; 1,0; 1,0)	(-1,2176; 1,682; -0,2540)	92,24; 57,11	0,00; 0,97	1,321	0,095	0,039	1,455
GC34	(1,0; 2,0; 1,0; 2,0)	(-0,9405; 1,682; -0,7221)	96,51; 56,22	0,00; 1,10	1,298	0,089	0,044	1,431

No que respeita ao afastamento das respostas ao respetivo valor alvo, quantificado pela métrica B_{cum} , a Figura 6 mostra que ambos os métodos geraram soluções com valores elevados de $\hat{\mu}_1$, mantendo $\hat{\mu}_2$ no valor alvo. Em particular, a Tabela 4 mostra que a solução GC14 é a que tem o melhor (menor) valor de B_{cum} entre todas as soluções geradas pelos dois métodos. Além disto, esta solução tem também o melhor (menor) valor na métrica *QoP* entre as soluções geradas pelo método *GC*. Esta e outras soluções com propriedades similares estão delimitadas por um retângulo nas Figuras 6-7. O inconveniente nestas soluções é a maior variabilidade introduzida por fatores não-controláveis, que se traduz num maior valor na métrica *Rob*, pondo em evidência o conflito entre estas duas propriedades; o afastamento do valor das respostas ao valor alvo, expresso pela métrica B_{cum} , e a robustez das soluções, expresso pela métrica *Rob*.

Em termos dos valores da métrica *QoP*, o método *K* gerou melhores soluções, sendo a solução K24 a melhor delas. Porém, os valores nas métricas B_{cum} , *Rob*, *Cum* e variância total ($QoP + Rob$) são piores do que os das soluções apresentadas na Tabela 4. Observando os valores da métrica *Cum* na Tabela 4, pode-se afirmar que não existem diferenças significativas entre as melhores soluções geradas pelos dois métodos. De qualquer maneira, a solução GC14 é ligeiramente melhor do que todas as outras, além de apresentar o melhor valor nas métricas B_{cum} e *Rob*.

6. Discussão de resultados

A otimização de múltiplas respostas e, em particular, da média e do desvio padrão dessas respostas, tem sido um tipo de problema estudado ao longo das últimas três décadas no contexto da *RSM* porque é recorrente em contextos industriais e está diretamente relacionado com o

desempenho dos processos e dos produtos. Conforme se mostrou nos exemplos, as funções agregadas geram novas soluções quando se alteram os denominados parâmetros de preferência (pesos, coeficientes de custo, fatores de forma, etc.) mas pouco se sabe sobre como devem ser escolhidos e alterados esses valores. Saber que alterações devem ser feitas aos valores dos parâmetros de preferência e quais os valores das respostas que irão ser modificados, a direção e magnitude dessa mudança é extremamente difícil, senão mesmo impossível.

Os parâmetros de preferência assumem, em geral, valores adimensionais. Porém, nas funções perda os coeficientes de custo são especificados em unidades monetárias. Nos quatro casos de estudo apresentados foi utilizado um conjunto de valores para os coeficientes de custo onde se incluíam os valores originalmente usados por Vining (1998) e Ko *et al.* (2005), tendo-se obtido soluções de compromisso com valores de perda menores para coeficientes de custo significativamente diferentes daqueles usados pelos autores citados.

Os coeficientes de custo estão, por natureza, diretamente relacionados com o processo e/ou produtos em estudo mas podem não estar prontamente disponíveis ou serem fáceis de definir/obter (Vining, 1998; Ko *et al.*, 2005). Se, por um lado, especificar gamas de variação grandes para os coeficientes de custo pode não fazer sentido de um ponto de vista teórico-prático, por outro, gamas de variação muito pequenas poderão conduzir à obtenção de soluções menos favoráveis do que seria possível de obter. Isto significa que definir valores para os coeficientes de custo não é uma tarefa fácil.

Definir gamas de valores para os coeficientes de custo não tem sido uma prática corrente na literatura, embora este procedimento possa ser vantajoso para ter em consideração a definição/identificação menos exata desses valores. Nos casos de estudo apresentados, foi estabelecida uma gama de variação para os coeficientes de custo suficientemente ampla, mas não exageradamente grande que deixasse de fazer sentido de um ponto de vista teórico-prático. Assim, foi possível adquirir um conhecimento mais detalhado das potencialidades do método *K* para gerar soluções competitivas comparativamente às que foram geradas pela abordagem alternativa apresentada. As Figuras 1-7 mostram que a mancha de soluções geradas por este método não é igual à que foi gerada pelo método *GC*, embora não tenham sido identificadas diferenças significativamente diferentes entre as melhores soluções de compromisso geradas por ambos os métodos com os valores dos coeficientes de custo e fatores de forma utilizados. Uma gama de valores maior para os coeficientes de custo poderia conduzir a diferentes resultados mas não seria fácil justificar o seu valor, tendo em consideração que estes coeficientes têm um significado muito próprio e específico para cada problema. Por exemplo, se o custo por unidade de afastamento ao valor alvo de uma resposta é de 0,01 não é fácil

justificar a atribuição de um valor 10 a esse coeficiente. Além disto, existe uma dificuldade adicional na utilização de funções perda e na necessária definição da gama de valores para os coeficientes de custo que está relacionada com o fato do valor dos coeficientes se alterar de um problema para o outro, ao contrário do que acontece com os fatores de forma requeridos para a utilização do método *GC*. Os resultados dos Casos 1-4 e de outros casos de estudo analisados pelos autores (Costa e Lourenço, 2014; 2015; Costa *et al.* 2011b; 2011c; 2012) dão indicações que, para problemas similares àqueles apresentados neste artigo, não será muito vulgar ter necessidade de variar os valores de p_i em incrementos menores do que 0,01 unidades e utilizar valores maiores do que 3. Por exemplo, no Caso 4, onde são simuladas condições de operação adversas em termos de variabilidade (HQPUR), apenas foi necessário variar os valores de p_i entre 1 e 2 em incrementos de 0,25 unidades para obter uma solução de compromisso satisfatória em termos do valor da métrica *Cum*. Em termos de tempo computacional, os valores são negligenciáveis (inferiores a 30 segundos) para correr a rotina de otimização no software Matlab®. Alterações na gama de valores e incrementos utilizados apenas dependem do nível de satisfação do decisor com as soluções de compromisso geradas.

Está descrito na literatura que métodos estruturados na forma de somas de quadrados ponderadas, tal como é a função perda proposta por Ko *et al.* (2005), ou outra forma de funções agregadas que fixem ou limitem a alteração aos valores dos expoentes das funções que se pretendem otimizar, ou da própria função agregada, não conseguem captar todas as soluções de compromisso não-dominadas quando a convexidade da superfície de todas as respostas não é assegurada (Messac e Ismail-Yahaya, 2001). O método *GC* não tem esta limitação e consegue gerar soluções não-dominadas (Chen *et al.*, 1999; Messac *et al.*, 2000), particularmente em problemas como os que foram aqui analisados. Os quatro casos de estudo fornecem evidências de que o método *GC* é suficientemente flexível para gerar soluções em que o afastamento do valor das respostas ao respetivo valor alvo e a variância dessas múltiplas respostas são satisfatórios. Em particular, as Figuras 3, 5 e 7 mostram que o método *GC* gerou as soluções com o menor valor na métrica *Rob*, o que é relevante porque a falta de robustez é um problema frequente e crítico para aqueles que estão envolvidos na melhoria contínua dos processos e dos produtos. Porém, nenhuma das soluções apresentadas nas Tabelas 1-4 tem um melhor valor em todas as métricas (B_{cum} , QoP , Rob) do que as outras. O afastamento do valor alvo e a variabilidade estão em conflito, tal como era esperado, sendo usual em situações reais, o que poderá complicar o processo de seleção da solução de compromisso. Em algum momento o

decisor terá de optar. Em caso de indefinição a escolha da solução poderá ser feita com base no menor valor da métrica *Cum*.

7. Conclusões

Uma das formas que as empresas têm para se diferenciar da concorrência é adotar práticas e metodologias que, estando devidamente testadas, validadas e sendo de fácil entendimento e implementação, ainda estão pouco disseminadas. Dúvidas sobre as vantagens e eficiência dessas práticas e metodologias têm sido levantadas por quem não está devidamente documentado/informado, pelo que os responsáveis das empresas devem desencadear esforços para eliminar as resistências que possam ocorrer à sua introdução e formar ou admitir recursos competentes para as selecionar e utilizar (Owen *et al.*, 2003; Bergquist e Albing, 2006; Tanco *et al.*, 2010). Assim, será possível às empresas progredirem mais rapidamente e no sentido em que a Gestão da Qualidade nas organizações irá evoluir, conforme delineado por Saraiva *et al.* (2010).

Neste artigo é abordado um dos assuntos menos explorado na metodologia da superfície de respostas, a otimização simultânea de múltiplas respostas, e ilustram-se as potencialidades do método *GC* para gerar soluções de compromisso em situações onde existem condições adversas de operação em termos de variabilidade. As soluções geradas por este método foram comparadas com as de uma função perda que integra na função agregada todas as propriedades desejadas para as respostas. Para o efeito foram utilizados quatro casos de estudo construídos para simular, tanto quanto possível, situações reais e expor as vantagens que decorrem da utilização das métricas de avaliação sugeridas em alternativa à seleção da solução de compromisso com base no valor da função agregada.

Nos quatro casos de estudo apresentados, a representação gráfica das soluções geradas facilitou a análise do desempenho dos métodos, tendo sido possível concluir que os métodos geram conjuntos de soluções diferentes, embora ambos tenham gerado algumas soluções equivalentes em termos das propriedades desejadas para as respostas. Porém, a escolha mais simples e expedita dos fatores de forma no método *GC* é um elemento de diferenciação relevante quando se comparam os dois métodos. Além disto, a gama de valores para os fatores de forma sugerida neste artigo, valores de p_i menores ou igual a três, provou ser eficaz e permitiu obter um conjunto diversificado de soluções com diferentes propriedades que permitirão ao decisor identificar a melhor solução de compromisso, tendo em consideração questões técnicas e/ou económicas. Em contraste com outros métodos, a gama de valores não é dependente do

problema em estudo, do seu contexto ou da sensibilidade do analista/decisor, tal como acontece quando se utiliza uma função perda, o que nos permite sugerir a aplicação do método *GC* em casos de estudo reais desenvolvidos no âmbito da metodologia da superfície de respostas. Em futuros trabalhos pretende-se mostrar que o método *GC*, em contraste com outros métodos frequentemente utilizados, tem também a potencialidade de gerar soluções não-dominadas uniformemente distribuídas ao longo da denominada fronteira de Pareto, além de se confirmar que a gama de valores para os fatores de forma usada neste artigo se manterá válida.

Referências Bibliográficas

- Almeida, A., Almeida, J., Costa, A. Almeida-Filho, A. (2016). A new method for elicitation of criteria weights in additive models: Flexible and interactive trade off. *European Journal of Operational Research*, 250: 179-191.
- Alves, M., Clímaco, J. (2007). A review of interactive methods for multiobjective integer and mixed-integer programming. *European Journal of Operational Research*, 180: 99-115.
- Anderson, M., Whitcomb, P. (2005). *RSM Simplified: Optimizing processes using response surface methods for design of experiments*. Productivity Press, USA, Minneapolis, MN.
- Antony J, Coleman S, Montgomery D, Anderson M, Silvestrini R. (2011). Design of Experiments for Non-Manufacturing Processes: Benefits, Challenges and Some Examples. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, 225: 2078-2087.
- Ardakani, M., Wulff, S. (2013). An Overview of Optimization Formulations for Multiresponse Surface Problems. *Quality and Reliability Engineering International*, 29: 3-16.
- Ayvaz, M., Kayhan, A., Ceylan, H., Gurarslan, G. (2009). Hybridizing the harmony search algorithm with a spreadsheet ‘Solver’ for solving continuous engineering optimization problems. *Engineering Optimization*, 41, 1119-1144.
- Beasley, M. (2008). Seemingly unrelated regression models as a solution to path analytic models with correlated errors. *Multiple Linear Regression Viewpoints*, 34: 1-7.
- Bergquist, B., Albing, M. (2006). Statistical methods – does anyone really use them? *Total Quality Management & Business Excellence*, 17: 961-972.
- Box, G., Hunter, J., Hunter, W. (2005). *Statistics for experimenters: design, innovation, and discovery* (2nd Ed.), New Jersey: John Wiley & Sons.
- Chapman, J., Lu, L., Anderson-Cook, C. (2014). Process Optimization for Multiple Responses Utilizing the Pareto Front Approach. *Quality Engineering*, 26: 253-268.
- Chen, W., Wiecek, M., Zhang, J. (1999). Quality utility: a compromise programming approach to robust design. *Journal of Mechanical Design*, 121: 179-187.
- Cheng, S., Li, M. (2015). Robust optimization using hybrid differential evolution and sequential quadratic programming. *Engineering Optimization*, 47: 87-106.
- Ch’ng, C., Quah, S., Low, H. (2005). A new approach for multiple-response optimization. *Quality Engineering*, 17: 621-626.
- Costa, N. (2010a). Simultaneous optimization of mean and standard deviation. *Quality Engineering*, 22: 140-149.
- Costa, N. (2010b). Multiple response optimization: methods and results. *International Journal of Industrial and Systems Engineering*, 5: 442-459.
- Costa, N., Lourenço, J. (2014). A Comparative Study of Multiresponse Optimization Criteria Working Ability. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 138: 171-177.
- Costa, N., Lourenço, J. (2015). On the generation and selection of solutions to multiple response problems. *International Journal of Industrial and Systems Engineering*, 20: 437-456.
- Costa, N., Lourenço, J. (2016). Gaussian Process Model - An Exploratory Study in the Response Surface Methodology. *Quality and Reliability Engineering International*, in press, doi: 10.1002/qre.1940.
- Costa, N., Lourenço, J., Pereira, Z. (2011b). Desirability function approach: A review and performance evaluation in adverse conditions. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 107: 234-244.
- Costa, N., Lourenço, J., Pereira, Z. (2011c). Multiresponse optimization and Pareto frontiers. *Quality and Reliability Engineering International*, 28: 701-712.
- Costa, N., Lourenço, J., Pereira, Z. (2012). Responses Modeling and Optimization Criteria Impact on the Optimization of Multiple Quality Characteristics. *Computers & Industrial Engineering*, 62, 972-935.
- Costa, N., Pereira, Z. (2010). Multiple response optimization: a global criterion-based method. *Journal of Chemometrics*, 24: 333-342.

- Costa, N., Pereira, Z., Tanco, M. (2010b). Optimization Measures for Assessing Compromise Solutions in Multiresponse Problems. World Congress on Engineering – ICMEEM 2010, pp. 2252-2257, London:UK.
- Costa, N., Pereira, Z., Tanco, M. (2011a). *Optimization measures for assessing compromise solutions in multiresponse problems*. In: Lecture Notes in Electrical Engineering, Vol. 90: 445-457, ed. by A. Sio-Iong and G. Len, International Association of Engineers.
- Costa, N., Pires, R., Ribeiro, C. (2006). Guidelines to help practitioners of design of experiments. *Total Quality Management Magazine*, 18: 386-399.
- Das, P., Sengupta, S. (2010). Composite desirability index in cases of negative and zero desirability. *Journal of Management Research*, 10: 25-38.
- Derringer, G., Suich, R. (1980). Simultaneous optimization of several response variables. *Journal of Quality Technology*, 12: 214-218.
- Derringer, G. (1994). A balancing act: optimizing product's properties. *Quality Progress*, June: 51-58.
- Fan, S-K, Chang, J-M (2009). A parallel particle swarm optimization algorithm for multi-objective optimization problems. *Engineering Optimization*, 41: 673-697.
- Figueira, J., Greco, S., Ehrgott, M. (eds.) (2005). *Multiple criteria decision analysis: State of the art surveys*. New York: Springer.
- Freeman, L., Ryan, A., Kensler, J., Dickinson, R., Vining, G. (2013). A Tutorial on the Planning of Experiments. *Quality Engineering*, 25: 315-332.
- Frey, D., Wang, H. (2006). Adaptive one-factor-at-a-time experimentation and expected value of improvement. *Technometrics*, 48: 418-431.
- Gabrel, V., Murat, C., Thiele, A. (2014). Recent advances in robust optimization: An overview. *European Journal of Operational Research*, 235: 471-483.
- Greene, W. (2008). *Econometric analysis*, (6th ed.). New Jersey: Pearson Prentice Hall.
- Gupta, S., Kulahci, M., Montgomery, D., Borror, C. (2010). Analysis of Signal – Response Systems Using Generalized Linear Mixed Models. *Quality and Reliability Engineering International*, 26, 375-385.
- Hwang-Dae, K., Robinson, T., Wulff, S., Parker, P. (2007). Comparison of Parametric, Nonparametric and Semiparametric Modeling of Wind Tunnel Data. *Quality Engineering*, 19, 179-190.
- Ilzarbe, L., Alvarez, M., Viles, E., Tanco, M. (2008). Practical applications of design of experiments in the field of engineering: A bibliographical review. *Quality and Reliability Engineering International*, 24: 417-428.
- Jeong, I., Kim, K. (2009). An interactive desirability function method to multiresponse optimization. *European Journal of Operational Research*, 195: 412-426.
- Jeong, I., Kim, K., Chang, S. (2005). Optimal weighting of bias and variance in dual response surface optimization. *Journal of Quality Technology*, 37: 236-247.
- Kazemzadeh, B., Bashiri, M., Atkinson, A., Noorossana, R. (2008). A general framework for multiresponse optimization problems based on goal programming. *European Journal of Operational Research*, 189: 421-429.
- Khuri, A., Mukhopadhyay, S. (2010). Response surface methodology. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, 2: 128-149.
- Kim, K., Lin, D. (1998). Dual response surface optimization: a fuzzy modelling approach. *Journal of Quality Technology*, 30: 1-10.
- Kim, K., Lin, D. (2000). Simultaneous optimization of multiple responses by maximizing exponential desirability functions. *Applied Statistics C*, 49: 311-325.
- Kim, K., Lin, D. (2006). Optimization of multiple responses considering both location and dispersion effects. *European Journal of Operational Research*, 169: 133-145.
- Ko, Y., Kim, K., Jun, C. (2005). A new loss function-based method for multiresponse optimization. *Journal of Quality Technology*, 37: 50-59.
- Lee, M., Kim, Y. (2007). Separate response surface modelling for multiple response optimization: multivariate loss function approach. *International Journal of Industrial Engineering - Theory, Applications and Practice*, 14: 227-235.
- Lee, D., Jeong, I., Kim, K. (2010). A posterior preference articulation approach to dual response surface optimization. *IIE Transactions*, 42: 161-171.

- Lee, D., Kim, K., Köksalan, M. (2011). A posterior preference articulation approach to multiresponse surface optimization. *European Journal of Operational Research*, 210: 301-309.
- Lee, D., Kim, K., Köksalan, M. (2012). An interactive method to multiresponse surface optimization based on pairwise comparisons. *IIE Transactions*, 44: 13-26.
- Lopes, I., Nunes, E., Sousa, S., Esteves, D. (2011). Quality Improvement Practices Adopted by Industrial Companies in Portugal. *Proceedings of the World Congress on Engineering 2011*, Vol. I, pp. 696-701, WCE 2011, July, London, U.K.
- Marler, R., Arora, J. (2004). Survey of multi-objective optimization methods for engineering. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 26: 369-395.
- Marler, R., Arora, J. (2005). Function-transformation methods for multi-objective optimization. *Engineering Optimization*, 37: 551-570.
- Marler, R., Arora, J. (2010). The weighted sum method for multi-objective optimization: some insights. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 41: 853-862.
- Messac, A., Ismail-Yahaya, A. (2001). Required relationship between objective function and pareto frontier orders: practical implications. *AIAA Journal*, 39: 2168-2174.
- Messac, A., Sundararaj, G., Tappeta, R., Renaud, J. (2000). Ability of objective functions to generate points on non-convex Pareto frontiers. *AIAA Journal*, 38: 1084-1091.
- Myers, R., Montgomery, D. (1995). *Response surface methodology: process and product optimization using designed experiments*, New Jersey: Wiley.
- Myers, R., Montgomery, D., Anderson-Cook, C. (2009). *Response Surface Methodology: process and product optimization using designed experiments* (3rd Ed.). New Jersey: John Wiley & Sons.
- Murphy, T., Tsui, K., Allen, J. (2005). A review of robust design methods for multiple responses. *Research in Engineering Design*, 15: 201-215.
- Ortiz, F., Simpson, J., Pignatiello, J., Heredia-Langner, A. (2004). A genetic algorithm approach to multiple-response optimization. *Journal of Quality Technology*, 36: 432-450.
- Owen, M., Armitage, M., Chatfield, M. (2003). A scientist's viewpoint on promoting effectiveness of experimental design: ten things a scientist wants to know about experimental design. *Pharmaceutical Statistics*, 2: 15-29.
- Ozdemir, A., Cho, B. (2016). A Nonlinear Integer Programming Approach to Solving the Robust Parameter Design Optimization Problem. *Quality and Reliability Engineering International*, in press, DOI: 10.1002/qre.1970.
- Pal, S., Gauri, S. (2010). Assessing effectiveness of the various performance metrics for multi-response optimization using multiple regression. *Computers & Industrial Engineering*, 59: 976-985.
- Pignatiello, J. (1993). Strategies for robust multi-response quality engineering. *IIE Transactions*, 25: 5-15.
- Robinson, T., Wulff, S., Khuri, A., Montgomery, D. (2006). Robust parameter design using generalized linear mixed models. *Journal of Quality Technology*, 38: 65-75.
- Salmasnia, A., Kazemzadeh, R., Seyyed-Esfahani, M., Hejazi, T. (2013). Multiple response surface optimization with correlated data. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 64, 841-855.
- Saraiva, P. (2003). *Manual Prático para a Certificação e Gestão da Qualidade com base nas Normas ISO9000: 2000*. Unidade 3, capítulo 5, subcapítulo 2.1. Editora VERLAG.
- Sörensen, K. (2013). Metaheuristics - the metaphor exposed. *International Transactions in Operational Research*, in press, DOI: 10.1111/itor.12001.
- Saraiva, P., d' Orey, J., Sampaio, P., Reis, M., Cardoso, C., Pinheiro, J., Tomé, L. (2010). O Futuro da Qualidade em Portugal. APQ.
- Shah, H., Montgomery, D., Carlyle, W. (2004). Response surface modelling and optimization in multiresponse experiments using seemingly unrelated regressions. *Quality Engineering*, 16: 387-397.
- Shaibu, A., Cho, B. (2009). Another view of dual response surface modelling and optimization in robust parameter design. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 4: 631-641.
- Shin, S., Cho, B. (2009). Studies on a bi-objective robust design optimization problem. *IIE Transactions*, 41: 957-968.

- Sibalija, T., Majstorovic, V. (2012). An integrated simulated annealing-based method for robust multiresponse process optimization. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 59:1227-1244.
- Sousa D., Aspinwall E., Sampaio A., Rodrigues A. (2005). Performance Measures and Quality Tools in Portuguese Small and Medium Enterprises: Survey Results. *Total Quality Management*, 16: 277-307.
- Tanco, M., Costa, N., Viles, E. (2009a). Experimental design selection: guidelines for practitioners. *International Journal of Productivity and Quality Management*, 4: 283-302.
- Tanco, M., Viles, E., Ilzarbe, L., Alvarez, M. (2009b). Implementation of Design of Experiments projects in industry. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 25: 478-505.
- Tanco, M., Viles, E., Alvarez, M., Ilzarbe, L. (2010). Why is not design of experiments widely used by engineers in Europe? *Journal of Applied Statistics*, 37: 1961-1977.
- Vining, G. (1998). A compromise approach to multiresponse optimization. *Journal of Quality Technology*, 30: 309-313.
- Vining, G., Myers, R. (1990). Combining taguchi and response surface philosophies: A dual response approach. *Journal of Quality Technology*, 22: 38-45.
- Wan, W., Birch, J. (2011). A semiparametric technique for the multi-response optimization problem. *Quality and Reliability Engineering International*, 27: 47-59.
- Wu, F-C. (2005). Optimization of correlated multiple quality characteristics using desirability function. *Quality Engineering*, 17: 119-126.
- Wu, F-C, Chyu, C. (2004). Optimization of robust design for multiple quality characteristics. *International Journal of Production Research*, 4: 337-354.
- Xu, K., Lin, D., Tang, L., Xie, M. (2004). Multiresponse Systems optimization using a goal attainment approach. *IIE Transactions*, 36: 433-445.
- Younis, A., Dong, Z. (2010). Trends, features, and tests of common and recently introduced global optimization methods. *Engineering Optimization*, 42: 691-718.
- Zellner, A. (1962). An efficient method of estimating seemingly unrelated regression equations and tests for aggregation bias. *Journal of American Statistical Association*, 57: 348-368.
- Zhou, X., Ma, Y., Tu, Y., Feng, Y. (2013). Ensemble of Surrogates for Dual Response Surface Modeling in Robust Parameter Design. *Quality and Reliability Engineering International*, 29, 173-197.

Apêndice A - Matriz de experiências e Resultados

Tabela A.1: Matriz de experiências e Resultados

x_1	x_2	x_3	Porcentagem de conversão (y_1)						Atividade térmica (y_2)					
-1	-1	-1	74	74,125	74,009	74,500	73,016	74,432	53,2	53,303	53,485	54,188	52,508	51,404
1	-1	-1	51	51,203	51,690	51,490	50,321	50,159	62,9	62,654	63,173	63,678	62,397	63,203
-1	1	-1	88	88,613	87,718	88,961	88,761	87,587	53,4	54,174	53,311	53,608	52,847	53,961
1	1	-1	70	69,542	69,520	69,448	70,643	70,083	62,6	61,789	63,312	62,873	62,694	62,779
-1	-1	1	71	70,456	71,564	71,063	69,522	70,094	57,3	56,746	58,295	57,090	56,899	56,401
1	-1	1	90	89,714	90,387	89,818	90,689	90,366	67,9	68,327	68,373	67,927	67,559	68,258
-1	1	1	66	66,475	65,967	66,505	65,991	66,539	59,8	59,721	59,248	60,622	59,885	60,092
1	1	1	97	96,119	97,510	96,819	96,950	96,318	67,8	67,419	67,591	67,333	68,886	67,844
-1,682	0	0	76	77,632	78,137	76,570	74,430	76,951	59,1	59,055	59,087	58,867	58,809	59,064
1,682	0	0	79	78,549	76,373	78,309	78,017	78,619	65,9	66,128	65,928	66,064	65,688	66,040
0	-1,682	0	85	85,650	84,369	86,418	84,901	85,768	60,0	62,055	59,375	62,376	60,563	58,592
0	1,682	0	97	100,255	97,683	94,842	102,277	93,825	60,7	58,975	63,333	60,095	62,938	56,776
0	0	-1,682	55	55,136	54,895	55,020	55,102	54,936	57,4	57,114	57,532	57,368	58,017	57,457
0	0	1,682	81	81,008	80,989	80,983	80,916	81,090	63,2	63,455	62,834	63,315	63,590	63,284
0	0	0	81	86,978	78,373	70,546	85,439	90,903	59,2	62,974	58,608	56,190	58,899	61,607
0	0	0	75	82,010	84,358	78,765	72,300	79,464	60,4	61,435	56,218	57,124	61,181	63,279
0	0	0	76	74,151	73,247	77,608	81,747	77,671	59,1	63,677	64,414	60,810	63,578	61,142
0	0	0	83	91,657	80,442	83,103	80,349	86,053	60,6	61,235	61,968	61,927	60,453	62,486
0	0	0	80	72,136	81,935	80,230	78,625	82,035	60,8	63,178	60,127	60,793	59,658	62,038
0	0	0	91	88,702	90,861	86,640	85,786	90,213	58,9	61,782	56,693	55,698	58,563	62,406

Apêndice B – *Seemingly Unrelated Regression (SUR)*

A técnica de regressão *SUR* é formulada na forma de um sistema de equações onde cada equação é definida por $y_i = X_i\beta_i + e_i$ com $i = 1, 2, \dots, n$, sendo y_i um vetor com dimensão $N \times 1$ que contém as observações da i -ésima resposta, X_i é uma matriz de dimensão $N \times K_i$, β_i é um vetor de coeficientes de regressão com dimensão $K_i \times 1$ e e_i é o vetor de erros aleatórios com dimensão $N \times 1$. Na forma matricial tem-se

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \ddots & \vdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & X_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_n \end{bmatrix} \quad (\text{B.1})$$

A técnica *SUR* foi formulada por Zellner (1962) para ter em conta a correlação existente entre as respostas, sendo a estimativa dos erros obtida pelo *OLS*. Note-se que o *OLS* ignora a correlação entre os erros das respostas, pelo que a sua utilização não é recomendada quando existir uma correlação significativa entre duas ou mais respostas

O melhor estimador não-enviesado dos coeficientes de regressão (β) para a técnica *SUR* é definido por

$$\hat{\beta} = \left(X^T (\Sigma \otimes I_N)^{-1} X \right)^{-1} X^T (\Sigma \otimes I_N)^{-1} y \quad (\text{B.2})$$

onde Σ representa a matriz de variância-covariância das respostas, I_N uma matriz identidade com dimensão $N \times N$ e $\otimes$ representa o produto de matrizes de Kronecker. Zellner (1962) propôs um estimador para Σ que é determinado com base nos resíduos das respostas individuais estimados pela técnica *OLS* e é definido por

$$\hat{\Sigma} = \hat{e}_i^T \hat{e}_j / N, \quad (i, j = 1, 2, \dots, n). \quad (\text{B.3})$$

Correções ao denominador deste estimador têm sido propostas na literatura, sendo alguns exemplos apresentados por Green (2008).

A técnica *SUR* é uma variante da técnica dos mínimos quadrados generalizados (*Generalized Least Squares technique*), podendo a matriz de covariância das respostas (variáveis independentes) ser estimada com base nos resultados das experiências, pelo que a técnica *SUR*

tem também sido denominada de *Feasible Generalized Least Squares technique* (Beasley, 2008) Na prática, quando as respostas estiverem fortemente correlacionados a estimação conjunta dos modelos de regressão das respostas permite obter coeficientes de regressão e estimativas para o valor das respostas mais precisos do que quando o modelo de cada uma das respostas é estimado separadamente. De qualquer maneira, os resultados obtidos com as técnicas *SUR* e *OLS* são similares (iguais) nas seguintes condições (Shah *et al.*, 2004):

1. A matriz Σ é diagonal, o que significa que os erros das várias respostas não estão correlacionados. Neste caso as equações não estão aparentemente não relacionadas (*seemingly unrelated*), mas sim verdadeiramente não relacionadas (*truly unrelated*).
2. Os modelos das respostas têm os mesmos termos, ou seja, $X_1 = X_2 = \dots = X_n$.

Para uma revisão detalhada da técnica *SUR* e de outras técnicas de regressão sugere-se, por exemplo, a leitura do livro publicado por Green (2008).

Apêndice C – Método GC: Procedimento de Implementação

Para facilitar a implementação do método GC, a folha de cálculo para o Exemplo 2 é apresentada na Tabela 4. Depois de realizadas as experiências e modeladas as respostas (médias $\hat{\mu}_1$ e $\hat{\mu}_2$), o procedimento de implementação consistirá no seguinte:

- 1- Introduzir os coeficientes dos modelos para as respostas que se pretende otimizar - células B3:L4.
- 2- Introduzir os limites de especificação para cada uma das respostas (L_i , U_i) e o valor alvo (T_i) - células H7:J8.
- 3- Introduzir os pesos ou fatores de forma a associar a cada uma das respostas (ω_i) – células E7:E8.
- 4- Associar os coeficientes dos modelos com as respetivas variáveis – células D10:D11. Note que o valor “ótimo” para as variáveis (valores de saída do Excel®-Solver) serão mostrados nas células B7:B9.
- 5- Introduzir a função objetivo, fazendo os necessários “links” (associações) com os valores estimados para as respostas (células D10:D11), valores alvo para as respostas, limites de especificação e pesos/fatores de forma das respostas – células F11.
- 6- Abrir a ferramenta Solver do Excel® - 2010 e preencher o menú: *definir objetivo: F11; Para: Min* (Minimize); *Alterando as células: B7:B9, Sujeito às restrições: $-1 \leq B7:B9 \leq 1$, e $H7:H8 \leq D10:D11 \leq J7:J8$; Método de resolução: GRG não-linear; Clicar em Opções e seleccionar Derivada: Central. Para detalhes sobre estas opções recomenda-se a consulta do Help do Excel®.*
- 7- Clicar em *Resolver*: Se $F11 = 0$, a solução é ótima. Se $F11 > 0$ teste outros pontos de partida e pesos até encontrar uma solução de interesse.

Tabela 4: GC método – Exemplo 2

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	L
1	Modelos de Regressão - Coeficientes										
2	Resposta	Cte.	x_1	x_2	x_3	x_1^2	x_2^2	x_3^2	x_1x_2	x_1x_3	x_2x_3
3	$\hat{\mu}_1$	81,0943	1,0290	4,0426	6,2060	-1,8377	2,9455	-5,2036	2,1250	11,3750	-3,8750
4	$\hat{\mu}_2$	59,8505	3,5855	0,2547	2,2312	0,8360	0,0742	0,0565	-0,3875	-0,0375	0,3125
5											
6	Variável	Valor		Peso				L	T	U	
7	x_1	-0,5436		ω_1	2,25		$\hat{\mu}_1$	80	100	100	
8	x_2	1,682		ω_2	1,00		$\hat{\mu}_2$	55	57,5	60	
9	x_3	-0,5982									
10			$\hat{\mu}_1$	95,21		Resultado					
11			$\hat{\mu}_2$	57,50		0,04					

Curriculum Vitae:

Nuno Costa é docente no Instituto Politécnico de Setúbal – Escola Superior de Tecnologia de Setúbal, no Departamento de Engenharia Mecânica, e é investigador no UNIDEMI-DEMI da FCT-UNL. Os seus trabalhos têm sido apresentados em eventos internacionais e publicados em revistas indexadas na SCI-Thomson Reuters®. Além de 4 dos seus trabalhos terem recebido prémios internacionais tem também 4 capítulos de livro publicados. Desenvolve atividade de investigação nas áreas da Gestão de Operações e da Qualidade, nomeadamente em Desenho de Experiências e Métodos de Taguchi, Controlo Estatístico do Processo e metodologia 6-Sigma.

João Lourenço é doutorado em Engenharia Electrotécnica e Computadores pelo Instituto Superior Técnico (IST) da Universidade Técnica de Lisboa. Atualmente é docente no IPS-ESTSetubal, no Departamento de Sistemas e Informática, e é investigador no INESC-ID. Tem vários trabalhos publicados em atas de congressos, em revistas indexadas na SCI-Thomson Reuters® e quatro capítulos de livro publicados. Dois dos seus trabalhos foram premiados internacionalmente. As suas áreas de pesquisa são a identificação de sistemas e previsões, o controlo preditivo, o controlo adaptativo baseado em modelos múltiplos, mecanismos de aprendizagem e a otimização de múltiplas respostas.

Authors Profiles:

Nuno Ricardo Costa is a lecturer at the Instituto Politécnico de Setúbal – Escola Superior de Tecnologia de Setúbal (IPS-ESTSetubal) and is a researcher at UNIDEMI-DEMI of Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade Nova de Lisboa. He has presented works in international events and has publications in journals indexed to SCI-Thomson Reuters®. His research interests include quality and operations management.

João Lourenço holds a Ph.D. degree in Electrothechnical and Computers Engineering from the Instituto Superior Técnico, Universidade Técnica de Lisboa, Portugal. Currently he is a Professor at the IPS-ESTSetubal, in the Department of Systems and Informatics and is invited Researcher at R&D Unit INESC-ID. His research interests are system identification and forecast, predictive and adaptive control, switched multiple model adaptive control, learning mechanisms, and multiresponse optimization.

Gestão e Fiabilidade Operacional

Rui M. F. Canuto¹ e Filipe J. Didelet Pereira²

¹ Responsável Operacional de Manutenção industrial da Portucel – Soporcel
rui.canuto@portucelsoporcel.com

² Prof. Coordenador da Escola Superior de Tecnologia do Instituto Politécnico de Setúbal – Portugal
fdidelet@est.ips.pt

Resumo

O modelo de gestão operacional proposto considera que num processo produtivo contínuo e estável a taxa de avarias dos equipamentos caracterizada através do MTBF (mean time between failures) é, aproximadamente, constante ao longo do tempo e que o maior ou o menor risco das avarias ocorrerem dependem de vários factores operacionais relacionados com a eficiência e a eficácia da condução e da manutenção dos equipamentos. Conhecendo-se as funções e os modos de falha dos diferentes tipos de equipamentos estáticos e rotativos e, ainda, os principais factores que influenciam as avarias a eles associados recorre-se do modelo dos riscos proporcionais para a determinação da significância que esses factores podem ter na fiabilidade operacional presente e futura. Com base nos resultados obtidos numa área fabril de uma unidade industrial de produção de pasta para papel é proposta uma nova abordagem ao planeamento das actividades operacionais prestadas pela função Manutenção e a sua interpenetração com a Produção, no que diz respeito à condução dos equipamentos, para a melhoria da fiabilidade operacional e consequentemente da produtividade organizacional.

Palavras chave: covariáveis, risco de avaria, fiabilidade e produtividade operacional.

2. Os principais conceitos utilizados

O modelo dos riscos proporcionais de Cox (1972), usado neste trabalho, é, segundo Ferreira (2008), uma técnica não paramétrica que utiliza a função log-linear e pode ser aplicada, segundo Pereira (1996), para deduzir os efeitos que determinadas factores podem ter na fiabilidade dos componentes dos equipamentos. Os factores são designados por covariáveis e representam situações operacionais ou parâmetros intrínsecos e extrínsecos aos materiais e de acordo com a expressão apresentada em 2.1 o modelo permite analisar dados referentes a tempos entre avarias para, a partir das condições verificadas à partida, estimar pela via da regressão os efeitos das covariáveis na fiabilidade e, portanto, do risco de avaria dos equipamentos.

$$S(t; Z_1, Z_2, \dots, Z_m) = S_0(t) \cdot e^{(Z_1\beta_1 + Z_2\beta_2 + \dots + Z_m\beta_m)} \quad (2.1)$$

$S_0(t)$ representa uma função de risco base arbitrária e não especificada; Z representa o vector linha das n covariáveis escolhidas e medidas; β é o vector coluna dos n coeficientes de regressão que se pretendem determinar e, finalmente, t representa o tempo associado a cada uma das avarias verificadas.

A estimação dos coeficientes de regressão referidos é efectuada através do estimador de máxima verosimilhança, proposto por Breslow (1974), que representa a probabilidade de se obterem os valores verificados, à partida, como dados. As suposições assumidas são a relação multiplicativa da função de risco com a função logarítmica-linear das covariáveis e a independência entre estas e a função de risco.

Os softwares, tais como o Statistica e o BMDP, usam o método de Newton-Rapshon, conforme apresenta Pina (1995), para a obtenção das soluções das equações algébricas não-lineares resultantes do modelo para a maximização do estimador de máxima verosimilhança de β apresentado em 2.2.

$$L(\beta) = \prod \exp(\beta \cdot s_i) / [\sum_{jRi} \exp(\beta \cdot z_j)]^{d(i)} \quad (2.2)$$

Onde $d(i)$ representa o número de casos observados de avaria até o tempo t_i e s_i é o vector da soma das covariáveis para além dos $d(i)$ casos observados até t_i . A função de sobrevivência apresentada em 2.1 contingente com as covariáveis Z onde, como referido, $S_0(t)$ representa a função de sobrevivência base e independente das covariáveis e, mais uma vez, Breslow (1974) propõe para o seu cálculo o estimador apresentado em 2.3.

$$S_0(t) = \prod [1 - (d / \sum \exp(\beta Z))] \quad (2.3)$$

Para a construção do teste das hipóteses da razão do estimador de máxima verosimilhança (λ) e a suposição do teorema de Wilks, segundo Fonseca (1998), de H_0 verdadeiro em condições de regularidade da verosimilhança dos parâmetros a distribuição estatística $\{-2\log L\}$ tende assintoticamente para a distribuição de um qui-quadrado (χ^2) com r graus de liberdade, pelo que também os softwares usam aquele valor para a comparação dos logaritmos dos valores obtidos

para as covariáveis (full-model L_1) e o logaritmo de todas as covariáveis a tender para zero (reduced-model L_0) conforme se apresenta em 2.4.

$$\chi^2 = -2\log(L_0/L_1) = -2(L_0-L_1) \quad (2.4)$$

Para a análise dos resultados obtidos para a determinação do tempo de sobrevivência e, conseqüentemente, do risco de avaria os softwares BMDP e Statistica estimam os valores dos parâmetros de regressão (β) significativos ou não, pelo que em caso afirmativo estes devem ser pelo menos duas vezes maiores que o valor calculado do “standard erro” e deve ser considerado ainda que o “p-value” deve tomar um valor menor que 0,05.

3 – Estudo de caso – Os principais factores influenciadores da fiabilidade operacional na área do branqueamento da pasta para papel

Neste ponto faz-se em primeiro lugar o enquadramento do estudo, caracterizam-se os modos de falha dos componentes dos equipamentos e, finalmente, a identificação das covariáveis usadas.

3.1. Enquadramento

No caso em estudo, na fábrica de pasta da Portucel em Setúbal, foi seleccionada a área fabril do branqueamento da pasta para papel devida à sua importância no processo produtivo e ao número de avarias observadas. Esta área fabril tal como as demais é constituída por um conjunto de equipamentos diferentes e com diferentes funções e, por outro lado, por um conjunto de equipamentos e funções semelhantes quando em funcionamento em sistemas idênticos. Na família dos equipamentos estáticos são analisadas as tubagens, as celas de alimentação eléctrica e os sensores (instrumentos) em linha. Quanto aos equipamentos rotativos são analisados os motores eléctricos e as bombas de tipo centrífugo e, finalmente, os cilindros hidráulicos e as válvulas automáticas na família dos equipamentos de movimento linear e/ou circular. A tabela 3.1 apresenta as famílias e o número de equipamentos considerados.

Tab. 3.1 – Famílias e número de equipamentos em estudo

Equipamentos					
Estáticos		Rotativos		Lineares	
Tubagens	14	Bombas	6	Válvulas	25
Celas	6	Motores	6	Cilindros	42
Sensores	14				

Para cada uma das famílias de equipamentos foi considerado o estudo em conjunto por desempenharem funções semelhantes no sistema em série da área fabril considerada. Com efeito a área fabril é constituída por sete torres que fazem parte do processo de branqueamento da pasta e, portanto, as condições e o funcionamento dos diferentes equipamentos são semelhantes em cada uma delas. As duas situações referidas em 1 podem ser apresentadas, respectivamente, nas figuras 3.1 e 3.2. A figura 3.1 apresenta a situação 1 atrás caracterizada onde os equipamentos B e C aguardam parados durante o tempo de reparação do equipamento A avariado e após esta o sistema entra de novo em funcionamento.

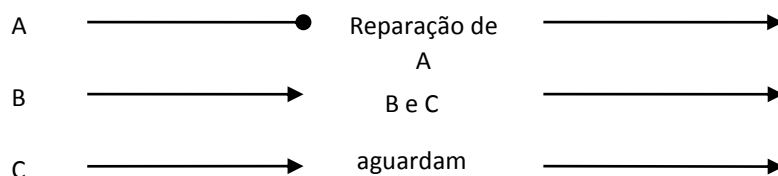


Fig. 3.1 – Situação 1

A figura 3.2 apresenta a situação 2, também caracterizada em 1, onde uma paragem ocorre para a reparação do equipamento A (ou de outro qualquer) ou ainda devida a uma paragem programada do sistema por outros motivos. Neste caso passado pouco tempo de quando o sistema entra em funcionamento passado outro equipamento avaria, pelo que para a reparação do equipamento C, agora avariado, os restantes equipamentos aguardam pela sua reparaçã para voltarem de novo a entrar em funcionamento.

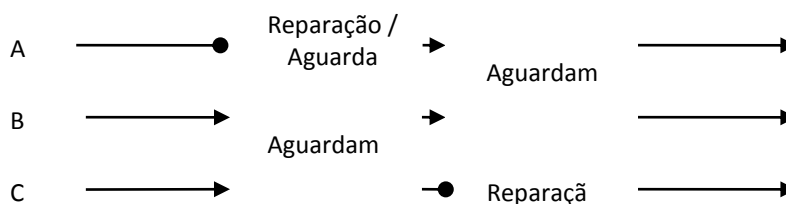


Fig. 3.2 – Situação 2

De notar que não é considerada a hipótese de um equipamento avariar de novo quando entra em funcionamento após ter sido reparado por se admitir que as reparações são perfeitas mas, no entanto, as avarias verificadas após o processo de arranque dos equipamentos e respeitantes à situação apresentada na figura 4.2, consideram-se relevantes porque podem representar um factor que apesar de extrínseco à gestão e às práticas dos serviços de Manutenção afectam a fiabilidade dos equipamentos em consequência dos procedimentos da Produção (Operação) relativamente às práticas de arranque dos equipamentos.

3.2. Os modos de falha dos componentes dos equipamentos

Os modos de falha estão sempre associados a processos de degradação dos materiais dos componentes dos equipamentos durante o seu funcionamento quando sujeitos às condições operacionais exigidas pelo processo produtivo, pelo que as covariáveis escolhidas podem diferir substancialmente em função do tipo de equipamento em estudo e, consequentemente, em cada uma das famílias onde se agrupam. O tempo que decorre entre o início duma falha até a avaria que conduz à incapacidade do equipamento de cumprir a sua função operacional faz parte de um processo de degradação apresentado na figura 4.4 em função do nível de condição (entre zero e um) do componente/equipamento. Moubray (1999) caracteriza o tempo que decorre entre o início de uma falha até a avaria do componente por período P-F.

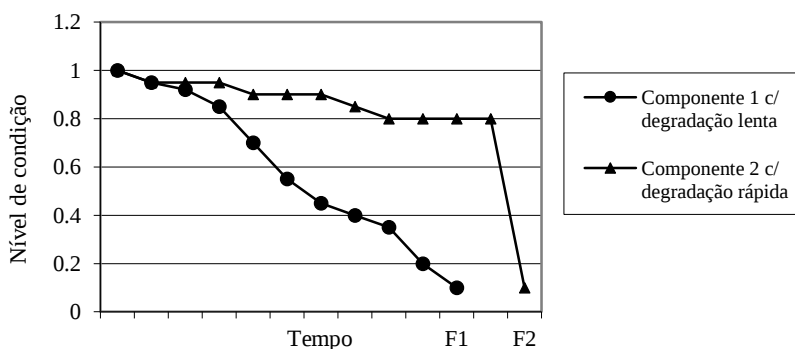


Fig. 3.3 – Evolução de dois tipos de processos de degradação

Inserem-se nos processos de degradação lenta os modos de falha associados ao desgaste por corrosão, erosão e abrasão, o desalinhamento, o desequilíbrio, a lubrificação, a fixação/aperto, a sujidade, a fadiga, a evaporação, a ventilação, a filtragem e o ajuste. Relativamente ao processo de degradação mais rápido os modos de falha a ele associados são o choque, as sobrecargas, o isolamento eléctrico, a calibração, a estanqueidade, a indução e, de uma forma geral, todos os processos de degradação associados às avarias dos programas (softwares e hardwares) de controlo dos equipamentos do processo produtivo.

De notar que durante a recolha de dados do presente trabalho se verificou que é bastante mais frequente verificarem-se avarias provenientes de processos de falha com degradação lenta durante o funcionamento sem interrupções dos equipamentos do que as avarias provenientes de processos de falha com degradação rápida. Por outro lado em situação de funcionamento mas após um arranque dos equipamentos verificaram-se bastantas avarias decorrentes de processos de degradação rápida.

Quando um equipamento funciona sem interrupções até avariar e durante esse período de tempo ele não é afectado por quaisquer factores externos, como acontece em testes de funcionamento, a falha e a posterior avaria é apenas intrínseca aos componentes do equipamento em teste pelo que esta situação difere completamente da realidade produtiva industrial. Neste caso o equipamento, para além da situação atrás exposta, está sujeito a factores a montante e a jusante do contexto operacional onde se insere que o podem afectar, bem como a outros factores provenientes tanto da forma de como a sua condução é levada e efeito, como das práticas de manutenção a que está, ou não, sujeito.

Face ao atrás exposto considera-se importante tipificar, para além dos modos de falha dos componentes dos equipamentos, as situações operacionais em que as avarias ocorreram e, desta forma, actuar-se sobre os factores (covariáveis) que as originaram. Dá-se aqui um exemplo do elevado número de avarias provenientes da falta estanqueidade e a rotura verificadas nas tubagens associadas à lavagem da pasta da área fabril em estudo em situações de funcionamento mas após o arranque daquela instalação e um outro exemplo que diz respeito às avarias verificadas nos cilindros hidráulicos do accionamento dos lavadores por difusão provenientes, também, pela falta de estanqueidade mas em situação de normal funcionamento.

Sendo certo que as falhas e as avarias sempre acontecerão, mesmo por vezes quando os equipamentos não funcionam (refiro-me por exemplo a situações de armazenagem), e

identificados os modos de falha interessa que se encontrem as mais adequadas práticas de gestão operacional tanto ao nível dos procedimentos da Produção (condução) como da Manutenção através da adequação dos respectivos planos de manutenção à situação operacional dos equipamentos, como por exemplo durante arranque/entrada em funcionamento versus funcionamento normal.

3.3. As covariáveis usadas para os equipamentos em estudo

As covariáveis usadas no modelo dos riscos proporcionais devem ser independentes entre si e, ao mesmo tempo, devem deduzir os efeitos que determinados factores poderão ter na fiabilidade dos componentes dos equipamentos. As covariáveis Z são discretas representando valores medidos e a presença ou a ausência de um determinado factor. O modelo dos riscos proporcionais permite avaliar, através das covariáveis, o peso que cada um dos factores seleccionados influem no processo da avaria do componente de um equipamento e, consequentemente, a função de risco com que os equipamentos funcionam a determinado momento. Existem entre os principais factores seleccionados aqueles que são inerentes ao próprio processo de produção tais como a temperatura, a consistência e o PH da pasta e, ainda, os materiais usados nos equipamentos, a sua localização e o modo de funcionamento. Foram também escolhidos factores associados ao nível de produção tais como a carga, o consumo, o número de manobras e de ciclos, a percentagem de abertura o caudal e a velocidade e, finalmente, os factores que podem ser considerados como um resultado das condições anteriormente referidas e exigidas aos equipamentos tais como a vibração, a temperatura, o diferencial de pressão e o estado actual do equipamento.

Existem, ainda, factores escolhidos que não sendo inerentes ao processo de produção são, no entanto, fundamentais ao bom funcionamento dos equipamentos para produzirem como sejam a ventilação, a qualidade do ar comprimido industrial, a filtragem e, ainda, factores externos como sejam a forma de condução e o tipo de manutenção a que estão sujeitos os equipamentos. Finalmente são ainda seleccionados factores que tanto são externos ao processo de produção como aos equipamentos, como é o caso das estações do ano. Os factores referenciados tanto podem tomar o valor zero ou um conforme se verifique, ou não, uma determinada condição ou, ainda, o seu valor obtido através de uma medição efectuada no(s) equipamento(s) antes de avariarem.

Quanto aos factores “condução” e “manutenção” interessa que sejam devidamente explicitados pois podem ser muito relevantes no contexto industrial de processo, como o caso em estudo, e consequentemente implicam, respectivamente, com a fiabilidade operacional no que diz respeito à forma de como os operadores da Produção executam os procedimentos de arranque e o início de funcionamento dos equipamentos e, por outro lado, as acções de manutenção por parte dos respectivos serviços antes das avarias ocorrerem. Após o arranque e depois do equipamento entrar em funcionamento caracteriza-se pela atribuição do valor zero ou um se uma avaria ocorreu, ou não, sabendo-se que antes não acontecia. Esta situação foi apresentada na figura 3.2 que difere da apresentada na figura 3.1 porque nesta última o equipamento parou, arrancou e entrou em funcionamento sem avariar. No caso da “manutenção” é relevante caracterizar, também através dos valores zero ou um, uma das duas principais práticas a curativa ou a detectiva levadas a efeito sobre os equipamentos antes destes avariarem porque não sendo inerentes ao processo de produção são, no entanto, fundamentais ao bom funcionamento dos equipamentos para produzirem. Em qualquer circunstância a magnitude dos factores das covariáveis apresentadas são sempre medidas ou avaliadas imediatamente antes das avarias terem ocorrido.

3.4. Resultados obtidos

Para cada tipo de equipamento foram seleccionados à partida os factores esperados relevantes para a análise de sobrevivência durante o tempo de funcionamento e com base nos valores desses factores imediatamente antes das avarias ocorrerem foram, também, recolhidas as datas de quando essas avarias ocorreram recorrendo-se, para isso, ao sistema SAP/R3 (CMMS) e aos Boletins Diários de Operação (BDO's) usados na fábrica de pasta da Portucel em Setúbal. Apresentam-se em 3.4.1 e 3.4.2, repectivamente, um exemplo dos dados e dos resultados obtidos para o caso das tubagens da lavagem da pasta e da extração de filtrados através do método de regressão proporcional de sobrevivência de Cox (1972) implementado por Pezzullo (2006) através de JavaScript e cujos dados são relativos ao período compreendido entre Julho de 2004 e Julho de 2005. São também sintetizados os resultados obtidos para os restantes equipamentos considerados da área do branqueamento da pasta para papel.

3.4.1. Dados e resultados referentes às tubagens da lavagem da pasta e extracção do filtrado

As covariáveis identificadas como importantes, e que por isso interessa analisar, são, respectivamente, a ocorrência da avaria verificar-se, ou não, em funcionamento normal ou a seguir a um arranque do equipamento (covariável 1); o valor do nível de vibração da tubagem (covariável 2); o estado ou a condição da tubagem (covariável 3); o valor da temperatura do fluido (covariável 4); o valor do PH do fluido conduzido na tubagem (covariável 5); o valor do caudal do fluido (covariável 6); o tipo de material da tubagem (covariável 7); a altura manométrica (covariável 8); o tipo de acção de manutenção antes da avaria (covariável 9) e, finalmente, a percentagem da abertura das válvulas antes da avaria (covariável 10). Os valores medidos ou classificados em termos binários são, respectivamente, a seguir apresentados. Os tempos em dias entre cada uma das avarias estão na penúltima coluna. A última coluna respeita à validação ou censura.

0, 18, 1, 70, 4, 18, 1, 1, 1, 40, 4, 1
 0, 40, 0, 68, 4, 105, 1, 0, 1, 35, 2, 1
 1, 6, 0, 47, 4, 135, 0, 1, 0, 60, 28, 1
 0, 21, 1, 74, 4, 25, 1, 1, 1, 30, 2, 1
 0, 13, 1, 70, 3, 18, 1, 1, 1, 40, 2, 1
 1, 20, 0, 68, 4, 105, 1, 0, 0, 35, 35, 1
 0, 9, 1, 91, 4, 18, 1, 0, 1, 40, 4, 1
 0, 9, 1, 91, 3, 18, 1, 0, 1, 40, 13, 1
 0, 9, 1, 91, 4, 23, 1, 0, 0, 45, 36, 1
 1, 5, 1, 91, 5, 18, 1, 0, 0, 40, 63, 1
 1, 10, 1, 74, 4, 25, 1, 1, 0, 30, 69, 1
 0, 21, 1, 74, 4, 25, 1, 1, 1, 30, 10, 1
 0, 40, 0, 74, 4, 25, 1, 0, 0, 20, 14, 1
 0, 9, 1, 91, 4, 18, 1, 0, 1, 40, 8, 1
 0, 7, 1, 94, 3, 18, 1, 0, 1, 40, 1, 1

0, 4, 1, 94, 5, 18, 1, 0, 0, 40, 10, 1
 1, 20, 0, 68, 4, 105, 1, 0, 0, 35, 10, 1
 0, 40, 0, 68, 4, 105, 1, 0, 1, 35, 8, 1
 0, 22, 1, 91, 5, 18, 1, 1, 1, 20, 25, 1
 0, 7, 1, 94, 4, 18, 1, 0, 0, 40, 14, 1
 1, 20, 0, 68, 4, 105, 1, 0, 0, 35, 12, 1
 0, 10, 0, 47, 4, 135, 0, 1, 0, 60, 10, 1

3.4.1.1 – Resultados

Os resultados fornecidos pelo software são em seguida apresentados.

Descriptive Stats...

Variable	Avg	SD
1	0.2727	0.4454
2	16.3636	11.0105
3	0.6364	0.4810
4	77.1818	14.1120
5	4.0000	0.5222
6	49.9091	44.2328
7	0.9091	0.2875
8	0.3636	0.4810
9	0.5000	0.5000
10	37.7273	9.3817

Iteration History...

-2 Log Likelihood = 98.6894 (Null Model)

-2 Log Likelihood = 75.4206

-2 Log Likelihood = 70.5273

-2 Log Likelihood = 70.2237

-2 Log Likelihood = 70.2203

-2 Log Likelihood = 70.2203 (Converged)

Overall Model Fit...

Chi Square= 28.4692; df=10; p= 0.0015; $(-2 \text{ Log } L > \chi^2)$

Coefficients, Standard Errors, Significance, and 95% Confidence Intervals

Var	Coeff.	StdErr	p	Lo95%	Hi95%
1	-4.6503	1.8378	0.0114	-8.2523	-1.0483 (p-value < 0,05)
2	-0.3038	0.1189	0.0106	-0.5368	-0.0708 (p-value < 0,05)
3	-8.8747	6.5571	0.1759	-21.7267	3.9772
4	-0.1607	0.1656	0.3320	-0.4853	0.1640
5	1.5038	0.8133	0.0645	-0.0903	3.0980
6	-0.0358	0.0291	0.2181	-0.0927	0.0212
7	8.4829	4.3138	0.0492	0.0279	16.9379 (p-value < 0,05)
8	-0.1599	3.6039	0.9646	-7.2235	6.9037
9	4.5303	1.3995	0.0012	1.7873	7.2733 (p-value < 0,05)
10	0.0262	0.1548	0.8657	-0.2772	0.3295

Hazard ratios and 95% Confidence Intervals

Var	Hazard Ratio	Lo95%	Hi95%
-----	--------------	-------	-------

1	0.0096	0.0003	0.3505
2	0.7380	0.5846	0.9317
3	0.0001	0.0000	53.3675
4	0.8516	0.6155	1.1782
5	4.4989	0.9137	22.1531
6	0.9648	0.9114	1.0214
7	4831.5916	1.028301244	7806
8	0.8522	0.0007	996.0009
9	92.7864	5.9733	1441.2910
10	1.0265	0.7579	1.3903

Baseline Survivor Function (at predictor means)...

Time (days) Survival

1.0000	0.9889
2.0000	0.9559
4.0000	0.9243
8.0000	0.8680
10.0000	0.6165
12.0000	0.4878
13.0000	0.3380
14.0000	0.1057
25.0000	0.0337
28.0000	0.0066
35.0000	0.0002
36.0000	0.0000
63.0000	0.0000

69.0000 0.0000

Pela análise dos resultados da significância (p-value) calculada ressaltam respectivamente como mais significativas as covariáveis 9 (tipo de acção de manutenção antes da avaria), 2 (valor do nível de vibração da tubagem), 1 (condução do equipamento) e, finalmente, 7 (material da tubagem). O valor médio mais significativo entre cada uma das covariáveis significativas corresponde à covariável 2 (valor do nível de vibração da tubagem) com o valor médio de 16,36 mm/s e um desvio padrão de 11 mm/s. Finalmente refere-se que o MTBF (mean time between failures) calculado através de uma distribuição estatística exponencial negativa toma o valor de, aproximadamente, 13 dias e que o risco de avaria agora calculado começa a aumentar significativamente a partir do 8º dia de funcionamento (cerca de 0,6xMTBF) considerando as condições de funcionamento assumidas através dos dados observados.

3.4.2. Síntese dos resultados referentes aos principais equipamentos em estudo

São apresentados na tabela 3.2 todos os equipamentos em estudo, referidos na tabela 3.1, os resultados quanto à significância entre as covariáveis e aos respectivos coeficientes de regressão obtidos e, ainda, o risco de avaria (em dias) com uma probabilidade superior a 0,5 assumindo-se as condições de funcionamento dos equipamentos observadas entre o ano de 2004 e 2005.

Tab. 3.2 – Síntese das covariáveis significativas e dos coeficientes de regressão (β)

Equipamentos	Global p-value	Covariáveis (Z) significativas	Coeficiente (β)	Média (Z's)	p-value	Risco de avaria > 0,5
Tubagens (lavagem da pasta e extração filtrado)	0,0015	Acções de manutenção	4,53	0,5	0,0012	10 dias
		Valor do nível de vibração	-0,304	16,36	0,01	
		Operações da Produção nos arranques	-0,465	0,27	0,01	
		Material	8,48	0,9	0,04	
Cilindros hidráulicos (elevação dos crivos da lavagem da pasta)	0,001(2)	Variações na produção	0,074	42,6	0,014	11 dias
		Tempos de subida	-0,494	0,39	0,0022	
		Velocidades da pasta e dos cilindros	1,81	0,49	0,0001	
Celas eléctricas (força e	0,0055	Acções de manutenção	-4,07	0,36	0,0188	172 dias

comando das bb ^{as} MC)		Estações do ano	-4,4	0,21	0,0138	
		Número de manobras	-2,958	0,57	0,0076	
Bombas de pasta a média consistência (bb ^{as} MC)	0,0054	Operações da Produção nos arranques	-1,793	0,72	0,0018	69 dias
		Modelo da bomba	1,767	0,38	0,0014	
		Causas de avaria extrínsecas às bombas	1,312	0,62	0,022	
Motores eléctricos (bb ^{as} MC)	0,25 a 0,0087	Acções de Manutenção	2,27	0,316	0,016	129 a 243 dias
		Operações da Produção nos arranques	4,064	0,84	0,019	
Válvulas automáticas (lavagem e extracção filtrados)	0,07	Operações da Produção nos arranques	-0,73	0,66	0,05	5 a 7 dias
		Valor do nível de vibração	0,05	13,6	0,02	
Sensores em linha	-	Não foram identificadas	O método não convergiu para o modo de falha “colmatação”			MTBF aprox. 7 dias
Transportador (C800)	0,0064	Variações de produção	- 1,58	0,59	0,042	20 dias
		Condição dos rolos	- 2,42	0,26	0,027	
		Variação consistência	1,49	0,56	0,024	
		Outros modos de falha*	- 1,94	0,56	0,014	

* Outros modos da falha para além do “desalinhamento” foram considerados como censurados.

4. Conclusões gerais

A fiabilidade dos equipamentos da área do branqueamento da pasta para papel não depende apenas da qualidade dos materiais dos seus componentes mas, também, da forma de como são conduzidos e mantidos em funcionamento durante o período de exploração. Por isso há a considerar na ocorrência das avarias dos equipamentos a influência de variáveis intrínsecas e extrínsecas que lhes são significativas.

Relativamente aos equipamentos rotativos as covariáveis mais significativas encontradas foram as “operações da Produção” durante o arranque dos equipamentos e as “acções de Manutenção” durante o funcionamento destes tais como as levadas a efeito em função dos níveis de vibração. O “design” do equipamento e a influência dos “sub-sistemas secundários” a eles associados são também resultados identificados como significativos. No caso do transportador designado por

C800 há a referir a importância das “variações da quantidade e da consistência” da pasta, bem como a “condição dos rolos” de carga.

Ao que diz respeito aos equipamentos estáticos, a exemplo das tubagens estudadas, as covariáveis mais significativas são as “acções de Manutenção” a as “operações da Produção” a par do “valor do nível de vibração”. Surge ainda como significativa a “qualidade do material” usado.

Nas avarias dos equipamentos eléctricos foram identificadas como covariáveis significativas o “número de manobras” e a influência das “estações do ano” na fiabilidade destes. No caso dos sensores de PH o método não convergiu em função das covariáveis escolhidas como sejam, a temperatura do fluído, a localização do equipamento, o caudal a medir e as acções de manutenção efectuadas.

Finalmente para o grupo dos equipamentos de movimento linear, ou sejam os cilindros hidráulicos e as válvulas automáticas, as covariáveis mais significativas são, respectivamente, a “velocidade das pastas vs velocidade dos cilindros”; as “variações de produção” e o “nível de vibração” das válvulas.

Conclui-se que a partir do conhecimento dos resultados obtidos através da análise de sobrevivência (não paramétrica) respeitantes aos principais modos de falha de cada um dos equipamentos seleccionados na área do branqueamento da pasta para papel podem, agora, ser implementadas eventuais correcções e ajustamentos nos planos e nas acções das operações da Manutenção e da Produção por forma a melhorar as práticas contingentes a esses planos operacionais no que diz respeito ao risco das avarias e, consequentemente, a fiabilidade e a produtividade operacional.

5. Validação dos resultados

De acordo com os pressupostos assumidos à partida e com base nos resultados obtidos importa agora propor e implementar medidas operacionais ao nível das operações/acções sobre os equipamentos e respectivas periodicidades por forma a validar os resultados obtidos e, assim, verificar-se o acréscimo de fiabilidade operacional com a esperada redução dos custos dos serviços prestados pela função Manutenção à Produção como desta para a Manutenção.

Bibliografia

- Breslow, N. E., Covariate Analysis Survival Data, *Biometrics*, 30, pp. 89-99, 1974
- Cox, D. R., Regression Models and Life Tables, *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, Vol. 34, pp. 187-220, 1972
- Ferreira, Luís e Pereira, Filipe Didelet, Proportional Hazards Method: Location and Procedures, *Petroleum-Gas University of Ploiesti Bulletin, Technical Series*, vol. LX, nr 3A/2008
- Fonseca, Jaime R. S., *Estatística Matemática*, Vol. II, SPB Editores, 1998
- Moubray, John, *Reliability-centred Maintenance*, Butterworth-Heinemann, Oxford, 1999
- Pezzullo, Cox Proportional Hazards Survival Regression, software usado através da Internet, 2009
- Pereira, Filipe J. Didelet, Modelos de fiabilidade em equipamentos mecânicos, tese submetida à obtenção do grau de Doutor em engenharia mecânica pela FEUP, 1996
- Pina, Heitor, *Métodos Numéricos*, Editora Mcgraw-Hill de Portugal, Lda., 1995

Curriculum Vitae

Filipe José Didelet Pereira possui o grau de Doutor em Engenharia Mecânica, é Especialista em Manutenção Industrial pela Ordem dos Engenheiros e é Professor Coordenador da Escola Superior de Tecnologia de Setúbal (ESTSetúbal) do Instituto Politécnico de Setúbal (IPS). Tem orientado e co-orientado várias dissertações de Doutoramento e de Mestrado (FEUP, Universidade Aberta, IST, FCT/UNL, IPS, UEvora) e publicado trabalhos em diversas revistas nacionais e estrangeiras nas áreas de fiabilidade, gestão da manutenção e de segurança. Como Co-autor tem três livros publicados.

Filipe Didelet is an Associate Professor at Technology College, Setubal Polytechnics. He works normally in the reliability prediction of thermal equipment by means of mathematical and functional models and in maintenance and safety management methodologies having supervised several master and doctor works in those areas and being a co-author of three books.

Controlo Estatístico de Processo em Contextos “Short Run”: Modelo de Decisão

Pedro Alexandre Marques
E-mail: pamarques@isq.pt
Instituto de Soldadura e Qualidade

Carlos Cardeira
E-mail: carlos.cardeira@tecnico.ulisboa.pt
Instituto Superior Técnico

Paula Paranhos
E-mail: paula.paranhos@idepa.com
IDEPA – Indústria de Passamanarias, Lda.

Sousa Ribeiro
E-mail: sousa.ribeiro@sistrade.com
SisTrade – Software Consulting

Helena Gouveia
E-mail: hngouveia@isq.pt
Instituto de Soldadura e Qualidade

Resumo:

Para além de cada vez mais exigirem produtos com melhor qualidade e ao mais baixo custo possível, os clientes procuram também soluções com maiores níveis de personalização. Face a isto, as empresas industriais procuram adoptar sistemas de produção flexíveis, incluindo estratégias de personalização em massa, o que coloca novos e sem precedentes desafios em termos de procedimentos de controlo da qualidade a adoptar. O controlo estatístico do processo (SPC) abrange um amplo leque de métodos para monitorizar o desempenho de processos e detectar situações anómalas no seu comportamento, mas a sua utilização tradicional não fornece soluções adequadas ao exercício das actividades de controlo da qualidade durante a produção de pequenos lotes, no arranque de um processo, ou quando existe uma grande diversidade de artigos a produzir. Situações como estas encontram-se no âmbito da chamada produção de pequenas séries (“short-run”). Vários métodos de SPC têm sido propostos para lidar com diferentes ambientes de “short run”; cada um com as suas vantagens, limitações e especificidades. Este artigo fornece uma revisão da literatura completa e actualizada sobre o tópico, distingue diferentes classes de abordagens de SPC para pequenas séries e, a partir daqui, apresentar um modelo de decisão conducente à selecção do melhor método de “SPC short run” para uma determinada realidade. O modelo foi testado numa empresa têxtil e incorporado numa solução de software.

Palavras-chave: Cartas de controlo; Controlo estatístico do processo (SPC); Modelo de decisão; Short-Run.

Abstract:

Customers are increasingly claiming not only for better quality products at the lowest possible cost, but also demanding greater levels of customization. Manufacturing companies are thus seeking to adopt flexible production systems, including mass customization strategies, which poses new and unprecedented challenges in terms of quality control procedures. Statistical process control (SPC) comprises a range of methods that have been widely used to monitor process performance and detect abnormal situations in its behavior, traditional SPC does not provide adequate solutions to perform quality control activities during the production of small lot or batch sizes, the start-up stages of a process, or when a high variety of mixed products exist. Situations like these are within the scope of the so called short production runs. Various SPC methods have been proposed to deal with different types of short-run environments, all of them with their own advantages, shortcomings, and specificities. This paper provides a complete and updated literature review on the topic, identifies distinct classes of SPC short-run schemes, and presents a decision-model towards the selection of the most suitable SPC short run approach. The model was tested in a textile production company and incorporated into a software package.

Keywords: Control charts; Statistical process control (SPC), Decision-model; Short-run.

1.Introdução

O controlo estatístico do processo (SPC) compreende um poderoso conjunto de ferramentas de resolução de problemas que se revestem de grande utilidade no propósito de assegurar a estabilidade de um determinado processo e em promover a melhoria da sua capacidade através da redução da sua variabilidade (Montgomery, 2009). A aplicação dos métodos convencionais de SPC não é indicada em contextos de produção de pequenas séries (“short runs”). De acordo com Elam e Case (2008), uma situação de “short run” ocorre quando pouca ou nenhuma informação histórica se encontra disponível para poder estimar os parâmetros do processo. É o caso das seguintes situações:

Produção de uma grande diversidade de artigos em lotes relativamente pequenos, como é o caso dos processos *job shop* (Gu *et al.*, 2013).

Produção por projecto ou à medida do cliente (Pan, 2002).

Durante as fases de arranque ou iniciação de um processo (Tsiamyrtzis e Hawkins, 2008).

Para lidar com situações como estas, diversos métodos de SPC para a monitorização de pequenas séries têm vindo a ser propostas na literatura. Existem diversas classes de métodos cuja aplicabilidade depende do contexto de produtivo, sendo que cada método pode apresentar as suas próprias vantagens e limitações face à natureza dos dados e do tipo de processo. O objectivo deste artigo é o de fornecer um modelo decisório que oriente os gestores de processo, da qualidade e/ou de produção a seleccionarem o método de controlo estatístico "short run" mais adequado ao seu contexto produtivo particular.

O artigo encontra-se organizado em torno de cinco secções. A secção 2 contém uma completa revisão da literatura acerca do controlo estatístico de processo para pequenas séries, onde as diferentes abordagens de métodos que têm sido propostos são descritas, comparadas e tipificadas em função do seu âmbito de aplicação. O modelo de decisão conducente à selecção do melhor método de SPC para pequenas séries, face à natureza e características de um determinado processo a monitorizar, é apresentado e discutido na secção 3. Na secção 4 descreve-se uma aplicação concreta que ilustra a o funcionamento e a utilidade do modelo de decisão, sendo também discutidos os resultados da caso prático. Finalmente, as principais conclusões do capítulo constam da secção 5.

2.Revisão da literatura

As cartas de controlo desenvolvidas por Walter A. Shewhart, o principal instrumento de controlo estatístico de processo convencional, assumem que durante uma série produtiva haverá possibilidade de recolher um número suficiente de dados para estimar os parâmetros do processo (He *et al.*, 2008). No entanto, na verdade, muitos sistemas produtivos modernos não satisfazem estes pressupostos (Gu *et al.*, 2013) devido ao facto de a produção se realizar em séries relativamente curtas, também designadas por "short run".

A produção por pequenas séries é uma realidade cada vez mais presente na generalidade das indústrias, uma vez que as organizações tendem a alargar o seu portefólio de soluções de modo a conseguirem satisfazer diferentes nichos ou segmentos de clientes com necessidades e expectativas próprias ou diferenciadas. Esta personalização da oferta implica a existência de processos flexíveis, com mudanças frequentes de *setup*, para acomodar a variedade de artigos (Tang, 1996). De acordo com Ryan (2011), estratégias de baixo volume de produção podem igualmente ser motivadas pela adopção de sistemas *just-in-time*. Outro cenário "short-run" acontece quando a cadência de produção e/ou de inspecção colocar restrições no número de amostras recolhidas (Celano *et al.*, 2011). Também nas fases de arranque ou iniciação de um

processo, quando houver poucos ou nenhuns dados históricos que permitam conhecer os parâmetros desse mesmo processo, os métodos de SPC para pequenas séries podem ser aplicados (Capizzi e Masarotto, 2012).

Inúmeros trabalhos sobre procedimentos de SPC “short run” têm sido sugeridos. Marques *et al.* (2014) enquadraram as diferentes métodos existentes em torno de 10 classes de afinidades:

- 1.Procedimentos de duas fases.
- 2.Métodos *Self-starting*, incluindo cartas *Q*.
- 3.Métodos para diversidade de produtos.
- 4.Cartas *t*.
- 5.Métodos *Change-point*.
- 6.Métodos para dados multivariados.
- 7.Métodos para dados autocorrelacionados.
- 8.Métodos com base na Teoria Fuzzy.
- 9.Métodos para variáveis por atributos.
- 10.Outros tipos de métodos

A aplicabilidade de cada uma destas classes de métodos encontra-se descrito no quadro 1.

Quadro 1 – Descrição e contexto de aplicação das diferentes classes de métodos de SPC para pequenas séries

Classe de métodos	Enquadramento
<i>Procedimentos de duas fases</i>	<i>Úteis quando os parâmetros do processo puderem ser estimados na primeira fase (fase I), utilizando equações ajustadas dos limites de controlo das cartas de Shewhart.</i>
<i>Métodos Self-starting</i>	<i>Úteis nas fases de arranque ou iniciação de um processo, permitindo estimar os parâmetros do processo logo na segunda amostra; a estimativa dos parâmetros do processo é actualizada a cada nova observação ou amostra recolhida.</i>
<i>Métodos para diversidade de produtos</i>	<i>Aplicáveis quando os parâmetros do processo forem conhecidos e os dados das diferentes características da qualidade correspondentes a um ou mais produtos puderem ser representados na mesma carta de controlo.</i>
<i>Cartas t</i>	<i>Úteis na monitorização do parâmetro de localização; assume que o valor da média coincide com o valor nominal da especificação, ou então que o erro inicial de setup (diferença entre a média e o valor nominal da especificação) é conhecido.</i>
<i>Métodos Change-point</i>	<i>Este tipo de métodos é vantajoso quando se procuram detectar alterações permanentes aos parâmetros do processo.</i>
<i>Métodos para dados multivariados</i>	<i>Aplicável a situações em que mais do que uma característica da qualidade do processo tiverem de ser monitorizadas simultaneamente.</i>
<i>Métodos para dados autocorrelacionados</i>	<i>Aplicável a casos em que os dados a analisar não são independentes nem identicamente distribuídos.</i>

<i>Métodos para variáveis por atributos</i>	<i>Aplicável a casos em que as características da qualidade do processo não correspondem a variáveis contínuas, mas sim discretas.</i>
<i>Métodos com base na Teoria Fuzzy</i>	<i>Aplicável a contextos em que se tem de lidar com dados qualitativos, subjectivos ou linguísticos.</i>
<i>Outro tipos des métodos</i>	<i>Inclui outros tipos de procedimentos e cartas de controlo.</i>

Fonte: Marques *et al.*, 2014

A maioria dos métodos que têm sido sugeridos na literatura enquadram-se numa única classe, mas, em alguns casos, nomeadamente se os dados forem multivariados e/ou apresentarem autocorrelação, o método poderá enquadrar-se em mais do que uma classe.

Apesar de haver uma grande vastidão de métodos de SPC para pequenas séries, existe uma escassez de literatura publicada que se tenha dedicado a compilar, analisar e comparar os diferentes tipos de métodos, procurando identificar as suas vantagens, limitações e contextos de aplicação. Neste âmbito é contudo de destacar o trabalho desenvolvido por Requeijo (2003), que fornece um modelo de decisão completo, na forma de fluxograma, que orienta na determinação da melhor abordagem de controlo estatístico de processo, incluindo em situações de “short run”; no entanto, o autor não inclui no seu modelo algumas classes de métodos, como por exemplo as cartas *t* ou ainda os métodos de *Change point*.

2.1.Procedimentos de duas fases

Hillier (1969) foi um dos primeiros investigadores a propor soluções para utilizar o controlo estatístico do processo para pequenas séries ao desenvolver um procedimento, compreendendo duas fases (fases I e II), que ajusta o cálculo dos limites de controlo das cartas das médias e amplitudes (cartas $\bar{X} - R$), desenvolvidas por Shewhart, face à escassez de dados disponíveis. Na fase I, os parâmetros do processo, nomeadamente a média (μ) e o desvio-padrão (σ), são retroactivamente estimados a partir de “*m*” subgrupos ou amostras de dimensão “*n*”, encontrando-se ou não o processo estabilizado; no entanto, como num cenário “short run” o número de subgrupos disponíveis é necessariamente baixo (*m* tem um valor reduzido), o que impede a estima correcta dos parâmetros do processo, Hillier introduziu factores que ajustam o cálculo dos limites de controlo, de modo a fixá-los num valor tal que permita alcançar a probabilidade de ocorrência de falsos alarmes desejada. A fase II só é iniciada quando o processo estiver sob controlo estatístico e visa monitorizar o comportamento futuro do processo; Hillier também fornece o cálculo ajustado dos limites de controlo nesta fase. As constantes propostas por Hillier (1969) para ajustar os limites de controlo foram unicamente

feitas para uma dimensão de 5 amostras ($n = 5$); por isso, Pyzdek (1993), expandiu o método de Hillier para diferentes valores de n . Yang e Hillier (1970) derivaram equações que permitem determinar os limites de controlo, nas duas fases, para os pares de cartas $\bar{X} - \nu$ e $\bar{X} - \sqrt{\nu}$, onde “ ν ” simboliza a variância de um subgrupo. Mais recentemente, Elam and Case publicaram artigos introduzindo programas de computador que permitem apurar com maior rigor as constantes usadas para ajustar as cartas de controlo; a execução destes programas são descritos para as cartas $\bar{X} - R$ (Elam e Case, 2001), $\bar{X} - \nu$ e $\bar{X} - \sqrt{\nu}$ (Elam e Case, 2003a) e $\bar{X} - s$ (Elam e Case, 2005), em que “ s ” representa o desvio-padrão de um subgrupo. Elam (2008) esclarece o parâmetro de dispersão das cartas $\bar{X} - \sqrt{\nu}$ é calculado através da estatística $\sqrt{\bar{\nu}}$, ao passo que no caso das cartas $\bar{X} - s$ é adoptada a estatística $\bar{s}$; de acordo com o mesmo autor, embora semelhantes, o par de cartas de controlo $\bar{X} - s$ é mais fácil de implementar do que no caso de $\bar{X} - \sqrt{\nu}$. A descrição detalhada da melhoria dos procedimentos sugeridos inicialmente por Hillier constam dos trabalhos publicados por Elam (2001) para as cartas $\bar{X} - R$, Elam e Case (2003b) para as cartas $\bar{X} - \nu$ e $\bar{X} - \sqrt{\nu}$ e Elam e Case (2004) para as cartas $\bar{X} - s$. O procedimento de SPC para pequenas séries com base em duas fases, para o caso de observações individuais ($n = 1$), através das cartas de observações individuais e amplitudes móveis ($\bar{X} - MR$), foi descrito por Elam e Case (2008).

2.2. Métodos *Self-starting*

Uma limitação dos procedimentos de duas fases é o facto de requererem a disponibilidade de dados históricos para estimar os parâmetros do processo durante a fase I; todavia, em séries produtivas muito curtas, assim como nas fases de iniciação ou arranque de um processo, existem geralmente restrições a nível da disponibilidade de dados. Para resolver esta dificuldade, Quesenberry (1991a) propôs um conjunto de cartas de controlo para pequenas séries, designadas por cartas Q, que são o esquema mais conhecido da família de métodos *Self-starting*. São construídas a partir da estatística Q, que resulta da transformação da característica da qualidade a monitorizar numa variável Q, a segue aproximadamente uma distribuição Normal reduzida (Requeijo, 2003). Pormenores acerca desta transformação, tanto para o caso de variáveis contínuas como para variáveis por atributos, podem ser consultadas em Pereira e Requeijo (2008). No caso de variáveis contínuas, Quesenberry sugeriu diferentes cartas de controlo Q, consoante os parâmetros do processo, “média” e “variância”, sejam conhecidos (K

– Known) ou não (U – Unknown); deste modo, foram derivadas quatro situações de cartas de controlo Q :

1. Cartas Q quando a média e a variância são conhecidas (situação KK).
2. Cartas Q quando a média é desconhecida e a variância é conhecida (situação UK).
3. Cartas Q quando a média é conhecida e a variância é desconhecida (situação KU).
4. Cartas Q quando a média e a variância são desconhecidas (UU).

Del Castillo e Montgomery (1994) estudaram a aptidão das cartas Q em detectarem causas especiais de variação para as situações KK (designado por Caso I pelos autores), UK (Caso II), KU (Caso III) e UU (Caso IV). Estes autores alertam para o facto de as cartas Q apresentarem pouca sensibilidade em detectar alterações nos valores dos parâmetros do processo, nomeadamente nas fases iniciais do estudo do processo e para o Caso III e Caso IV; por essa razão, sugerem modificações nas cartas Q originais, que melhoram as suas propriedades estatísticas, ao propor as seguintes duas abordagens alternativas:

1. Um método de médias móveis exponencialmente amortecidas (EWMA – Exponentially Weighted Moving Average), que é preferível quando for desejável detectar alterações pequenas ou muito pequenas nos parâmetros do processo.
2. Um método de filtragem adaptativa de Kalman, que é particularmente útil quando a média do processo não for conhecida.

Quesenberry (1995a) propôs então, para tais situações, duas cartas com maior sensibilidade, a cartas CUSUM Q e EWMA Q , nas quais é usada a estatística transformada Q para na construção da carta das somas acumuladas (CUSUM) e da cartas EWMA.

Mais recentemente, foram propostas por Li *et al.* (2010) e por Li e Wang (2010) cartas Q adaptativas que permitem monitorizar séries produtivas curtas quando a dimensão amostral e/ou a periodicidade de recolha de amostras ou de observações não for(em) constante(s). Kawamura *et al.* (2013) fazem uso da estatística Q para casos em que os dados apresentam autocorrelação. Para além das cartas Q , outros procedimentos *Self-starting* têm sido propostos na literatura, embora menos conhecidos. Um procedimento *Self-starting* permite que a construção da carta de controlo comece logo a partir da segunda observação ou amostra, sendo que os parâmetros do processo são estimados após a recolha de cada nova observação ou amostra. Hawkins (1987) introduziu uma carta de controlo CUSUM *Self-starting* para detectar pequenas alterações, tanto no parâmetro de localização do processo como no de dispersão. Koning e Does (2000), por sua vez, sugeriram uma carta CUSUM *Self-starting* para observações individuais, particularmente úteis quando se pretenderem detectar padrões de tendência linear nas alterações a qualquer um dos parâmetros do processo. Capizzi e Masarotto (2012) desenvolveram a carta de controlo

ACUSORE que permite detectar, com boa sensibilidade, pequenas ou muito pequenas alterações no valor da média do processo logo no princípio de uma série produtiva.

2.3. Métodos para diversidade de produtos

A utilização das cartas *Q*, num contexto de variedade de produtos apenas será apropriado se as variâncias das diferentes características da qualidade desses produtos não forem conhecidas; se tal não for o caso, outro tipo de cartas de controlo são mais adequadas.

Por outro lado, os métodos baseados em duas fases (em que se assume conhecer a variância do processo de cada produto) possibilitam monitorizar características da qualidade quando a variância é conhecida, todavia, tais métodos implicam que haja uma carta de controlo para cada característica da qualidade.

Os métodos “short run” para diversidade de produtos são aqueles que permitem representar diferentes características da qualidade, a que estão associadas variáveis contínuas, numa única carta de controlo, considerando-se que as variâncias são conhecidas.

Para situações em que não existem diferenças significativas entre as variâncias das diferentes características da qualidade dos diversos produtos, as cartas de controlo nominais e as cartas de controlo *target*, propostas por Bothe (1988), são uma solução possível; o que distingue as cartas nominais das *target* é que, no caso destas últimas, não é possível ou desejável que os processos se encontrem centrados numa determinada especificação nominal. O autor desenvolveu cartas nominais e *target* para o caso de subgrupos e de observações individuais. Quando as variâncias não forem significativamente diferentes, Bothe (1988) sugere a utilização de cartas short-run $\bar{X}$ -*R* (quando a dimensão amostral for constante) e de cartas $\bar{X}$ -*S* normalizadas (quando a dimensão amostral não for constante).

Wheeler (1991) propôs o uso de cartas de controlo de diferenças para quando não houver diferenças significativas entre as variâncias; são cartas cuja ideias são semelhantes às aquelas subjacentes às cartas nominais de Bothe (1988). Para situações em que existam diferenças entre as variâncias, Wheeler (1991) sugere a transformação das variáveis originais numa variável adimensional *Z*, que tem por base a distribuição Normal reduzida. Pyzdek (1993) também sugere as cartas *Z*, mas defende a utilização de uma segunda transformada, *W*.

Requeijo (2003) e Pereira e Requeijo (2008) realizam um excelente enquadramento destes métodos, descrevendo quando os distintos tipos de cartas de diferenças (*D*) e de cartas *Z/W* devem ser usadas. Segundo Requeijo (2003), as cartas *Z/W* apresentam uma grande vantagem em relação às cartas *D*, pois pode representar-se, na mesma carta de controlo, todas as

estatísticas de qualquer produto, independentemente do valor da sua variância. Existem vários tipos de cartas D e de cartas Z/W , consoante se trate de amostras (de pequena ou grande dimensão) ou de observações individuais.

2.4. Cartas t

Uma recente abordagem de SPC para pequenas séries adopta uma transformação de variável, na qual se obtém uma estatística T , permitindo construir as denominadas cartas t . Este tipo de cartas é utilizada unicamente para monitorizar a média do processo e quando a variância desse mesmo processo é desconhecida. As cartas t foram primeiramente introduzidas por Zhang *et al.* (2009), ao sugerir a carta t para controlo da média de subgrupos ($\bar{X}$) e a carta t -EWMA para a detecção de variações significativas de menor magnitude no valor da média. A aplicabilidade destas duas cartas de controlo t , assim como as suas propriedades estatísticas, são descritas por Celano *et al.* (2011); estes autores demonstram que estas cartas podem ser úteis na produção de séries finitas, especialmente curtas. Celano *et al.* (2013) carta de controlo desenvolveram a carta de controlo CUSUM- t , uma alternativa à EWMA- t .

As cartas t assumem contudo que o valor da média do processo coincide com o valor nominal da especificação ou então que o erro inicial de setup (diferença entre a média e o valor nominal da especificação) é conhecido (Castagliola *et al.*, 2013).

Mais recentemente, Gu *et al.* (2014) mostraram o modo as cartas t podem ser implementadas com sucesso em cenários de multi-variedade de produtos. Calzada e Scariano (2013) introduziram versões sintéticas da carta t para controlo da média de subgrupos e da carta EWMA- t , de modo a melhorar a sua capacidade para detectar alterações significativas na média do processo. Castagliola *et al.* (2013) propuseram uma cartas de controlo t adaptativa $\bar{X}$ que acomoda variações na dimensão das amostras recolhidas.

2.5. Métodos *Change-point*

Métodos *Change-point* constituem outra classe relevante de abordagens de controlo estatístico "short run". São especialmente úteis quando nenhum dos parâmetros do processo, média e desvio-padrão, são conhecidos. Permitem detectar alterações persistentes nos parâmetros de localização e/ou dispersão do processo. De acordo com Hawkins *et al.* (2008), alterações persistentes correspondem a causas especiais de variação que, uma vez introduzidas no processo, tendem a permanecer até que correcções sejam introduzidas.

Hawkins *et al.* (2003) formularam um modelo *Change-point* para monitorizar a média do processo, ao passo que Hawkins e Zamba (2005a) sugeriram uma formulação deste tipo de métodos para detectar alterações significativas na sua variância. Hawkins e Zamba (2005b) efectuam a generalização da abordagem *Change-point* para proceder à monitorização da média e da variância de um processo.

2.6. Métodos para dados multivariados

Zamba e Hawkins (2006) generalizaram a formulação *Change-point* para situações em que os dados são multivariados, isto é, quando houver a necessidade de monitorizar simultaneamente mais do que uma característica da qualidade; os autores apresentaram um método que permite monitorizar os parâmetros do processo para o caso multivariado: o vector média (parâmetro de localização) e/ou a estrutura de covariâncias (parâmetro de dispersão). A carta de controlo de Zamba e Hawkins (2006) aplica-se a casos em que os parâmetros são estimados a partir das amostras/subgrupos. Khoo e Gan (2005), por seu turno, propuseram uma carta de controlo CUSUM multivariada quando o controlo é feito a partir de observações individuais, permitindo igualmente monitorizar tanto o vector média como a estrutura de covariâncias. Jaupi *et al.* (2013) apresentaram uma carta multivariada, para o caso de subgrupos, que possibilita o controlo do vector media e da estrutura de covariâncias, quando se pretender detectar alterações persistentes em qualquer um destes parâmetros. Makis (2005) sugeriu uma carta de controlo EWMA multivariada para efectuar o controlo do vector média utilizando a estatística Bayesiana.

2.7. Métodos para dados autocorrelacionados

Snoussi (2011) propôs uma carta de controlo multivariada para processos em que os dados apresentam autocorrelação, ou seja, não são independentes entre si. Outras abordagens de SPC “short-run” para dados autocorrelacionados, mas para situações univariadas, foram sugeridos por Snoussi *et al.* (2005) e por Snoussi e Limam (2007). Tsiamyrtzis e Wright (2008) introduziram uma carta de controlo EWMA baseada na estatística Bayesiana para detectar alterações no parâmetro de localização durante as fases muito iniciais de iniciação ou arranque de um processo.

Outros procedimentos desta classe não fazem uso de cartas de controlo; por exemplo, Wright *et al.* (2001) recomendam um método de estimativa conjunta (*Joint-estimation*) que permitam detectar quatro diferentes padrões de causas especiais de variação na média de um processo.

Wu e Yu (2010) apresentaram um modelo de redes neuronais para detectar e classificar diferentes tipos ou padrões de alteração nos valores da média e/ou variância de um processo.

2.8. Métodos para variáveis por atributos

Métodos de SPC "short run" têm igualmente sido propostos para casos em que as variáveis de interesse são discretas. Na presença de variáveis discretas, são utilizadas cartas de controlo por atributos, as quais se dividem em duas classes: cartas de controlo para proporções de defeitos e cartas de controlo para contagens de defeitos.

Para proporções, a maioria das propostas surgidas na literatura são modificações da carta p usada no controlo da taxa de unidades não conformes. Quesenberry (1995b) propôs uma carta de controlo Q binomial para detectar alterações de magnitude moderada ou elevada no parâmetro do processo, neste caso a proporção de defeituosos; para a detecção de alterações pequenas ou muito pequenas neste parâmetro, Quesenberry (1995b) sugere que se recorra às cartas Q CUSUM e EWMA especialmente desenhadas. Quando se pretender monitorizar processos em que a taxa de defeituosos p seja extremamente baixa (processos de elevada qualidade), Quesenberry (1995d) propõe que se faça uso da carta Q Geométrica. Quando o parâmetro p for conhecido *a priori*, as cartas Q por atributos não são a melhor opção, sendo preferível nesses casos utilizar a carta Z_p sugerida por Bothe (1988).

Para contagens e para quando o parâmetro do processo, c (número de defeitos) ou u (número de defeitos por unidade), não puder ser estimado *a priori*, Bothe (1988) propõe a utilização da carta Z_c (para monitorizar o número total de defeitos) e da carta Z_u (para controlar o número de defeitos por unidade). Quando qualquer um destes parâmetros for desconhecido, as cartas propostas por Quesenberry (1995c) são recomendáveis, nomeadamente a carta Q_c (para controlo do número de defeitos) ou da carta Q_u (para monitorização do número de defeitos por unidade). Caso se pretendam detectar alterações muito pequenas nos parâmetros c ou u , Quesenberry (1995c) sugere as cartas EWMAQ ou CUSUMQ especialmente desenhadas.

2.9. Métodos com base na Teoria Fuzzy

Este tipo de métodos ganha interesse quando os dados que resultam das actividades de monitorização e medição têm uma natureza difusa, isto é, quando aparecer sob uma forma linguística, qualitativa, imprecisa ou subjectiva. A Teoria de Conjuntos Difusos (Fuzzy Set Theory) ajuda a converter dados imprecisos em escalas numéricas.

Para este tipo de situações de dados, Aminnayeri *et al.* (2010) desenvolveram uma carta de controlo baseada no grau de conformidade, fazendo uso da Teoria Fuzzy. Para variáveis por atributos, nomeadamente proporções de defeituosos, em que seja ambíguo classificar o itens inspeccionados, Fonseca *et al.* (2009) apresentam uma carta de controlo p fuzzy α -cut.

2.10. Outros tipos de métodos

Algumas abordagens foram desenvolvidas para lidar com situações nas quais os dados referentes a uma determinada característica da qualidade não podem ser modelados por meio de uma distribuição Normal. Zhou *et al.* (2006) criaram uma carta de controlo, com base na estatística não paramétrica, inspirada na formulação *Change-point* e que permite efectuar a monitorização do parâmetro de localização. Zou and Tsung (2010) forneceram uma solução para controlar tanto o parâmetro de localização como o parâmetro de dispersão, em contextos de produção de pequenas séries, ao desenvolverem uma carta EWMA que pode ser construída para qualquer tipo de distribuição estatística seguida pelos dados. Torng *et al.* (2009), por sua vez, avançam com uma carta de controlo de Tukey para situações em que os dados possam ser modelados através de uma distribuição Gama.

Várias outras abordagens de SPC para controlo de pequenas series têm sido propostas. Guo e Dunne (2006) apresentam três métodos baseados num controlo preditivo do processo através da modelação cinzenta (*grey predictive theory*): 1) cartas de controlo de Shewhart preditivas; 2) cartas de controlo CUSUM preditivas, úteis para detectar pequenas alterações nos valores da média do processo; 3) Modelo de controlo preditivo *fuzzy*, para requisitos de qualidade vagos ou imprecisos. O controlo preditivo baseado na modelação cinzenta permite detectar padrões aleatórios para séries de produção muito curtas, mas apenas permitem monitorizar o parâmetro de localização média.

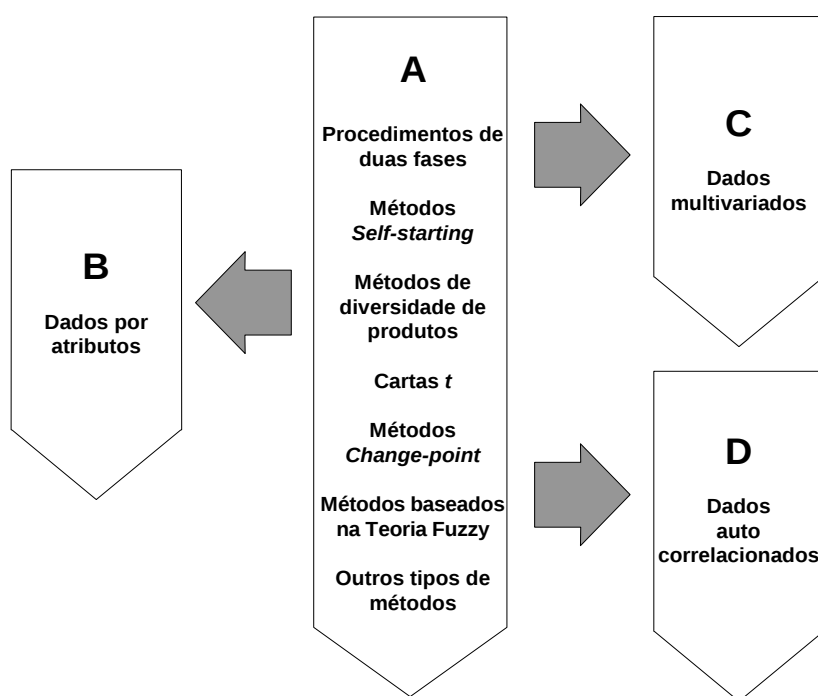
3. Modelo de decisão

A revisão da literatura permitiu identificar os mais relevantes métodos de SPC “short run” existentes, conhecer o seu contexto de aplicação e compreender as suas vantagens e limitações de utilização.

Neste secção apresenta-se um modelo de decisão que, perante um determinado cenário produtivo de pequenas séries, fornece orientação na escolha da melhor abordagem de controlo estatístico de processo. Todo o raciocínio é apresentado

A estrutura global do modelo encontra-se representada na figura 1. Para além do fluxo principal (bloco A), o modelo desdobra-se em três fluxogramas autónomos dirigidos para três classes de métodos de SPC “short-run” específicos: i) dados por atributos (bloco B); ii) dados multivariados (bloco C); iii) dados autocorrelacionados (bloco D).

Figura 1 – Estrutura global do modelo de decisão



Toda a orientação fornecida pelo modelo é feita através de fluxograma. Os blocos B, C e D derivam do tronco principal do modelo, o bloco A, que contém todas as outras sete classes de métodos de SPC “short run”. A definição de cada um dos blocos é feita logo no início do modelo, conforme se pode verificar na figura 2.

O bloco B do modelo consta da figura 3, onde consta o raciocínio que conduz à escolha do método de SPC “short run” quando os dados são por atributos.

A figura 4 refere-se ao bloco C do modelo, onde se descreve o procedimento conducente à selecção do melhor método num contexto de dados multivariados; a escolha do método para situações em que os dados apresentam autocorrelação consta do bloco D, sendo esta parte do modelo de decisão exibida na figura 5.

As figuras 6 a 10 ilustram o fluxograma do modelo de decisão relativamente ao bloco A, o qual contém os métodos de controlo estatístico de processo para pequenas séries que se enquadram em cada uma das restantes categorias identificadas no quadro 1.

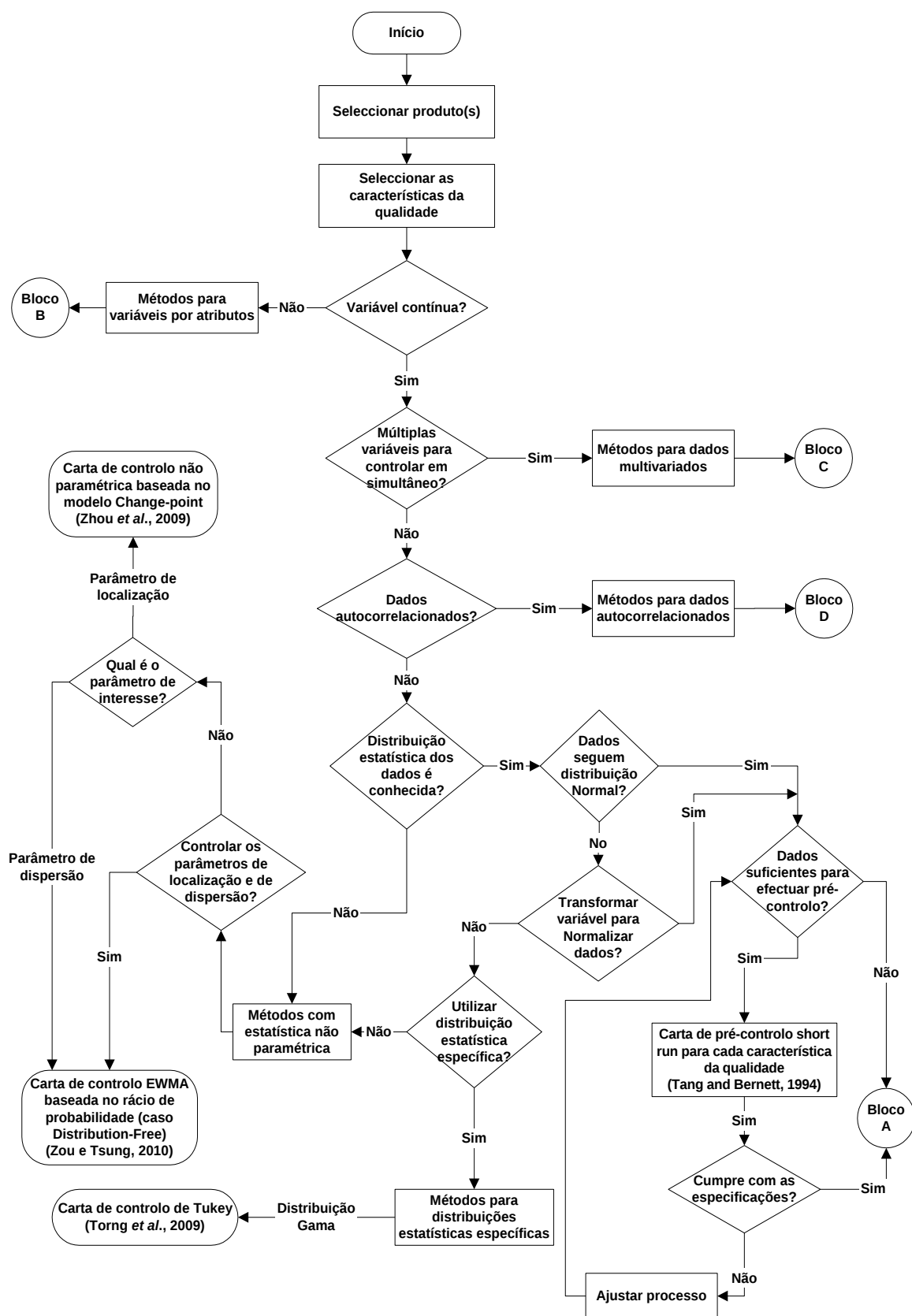
Figura 2 – Fase inicial do modelo de decisão de onde derivam os diferentes blocos

Figura 3 – Bloco B do modelo de decisão, referente aos métodos para dados por atributos

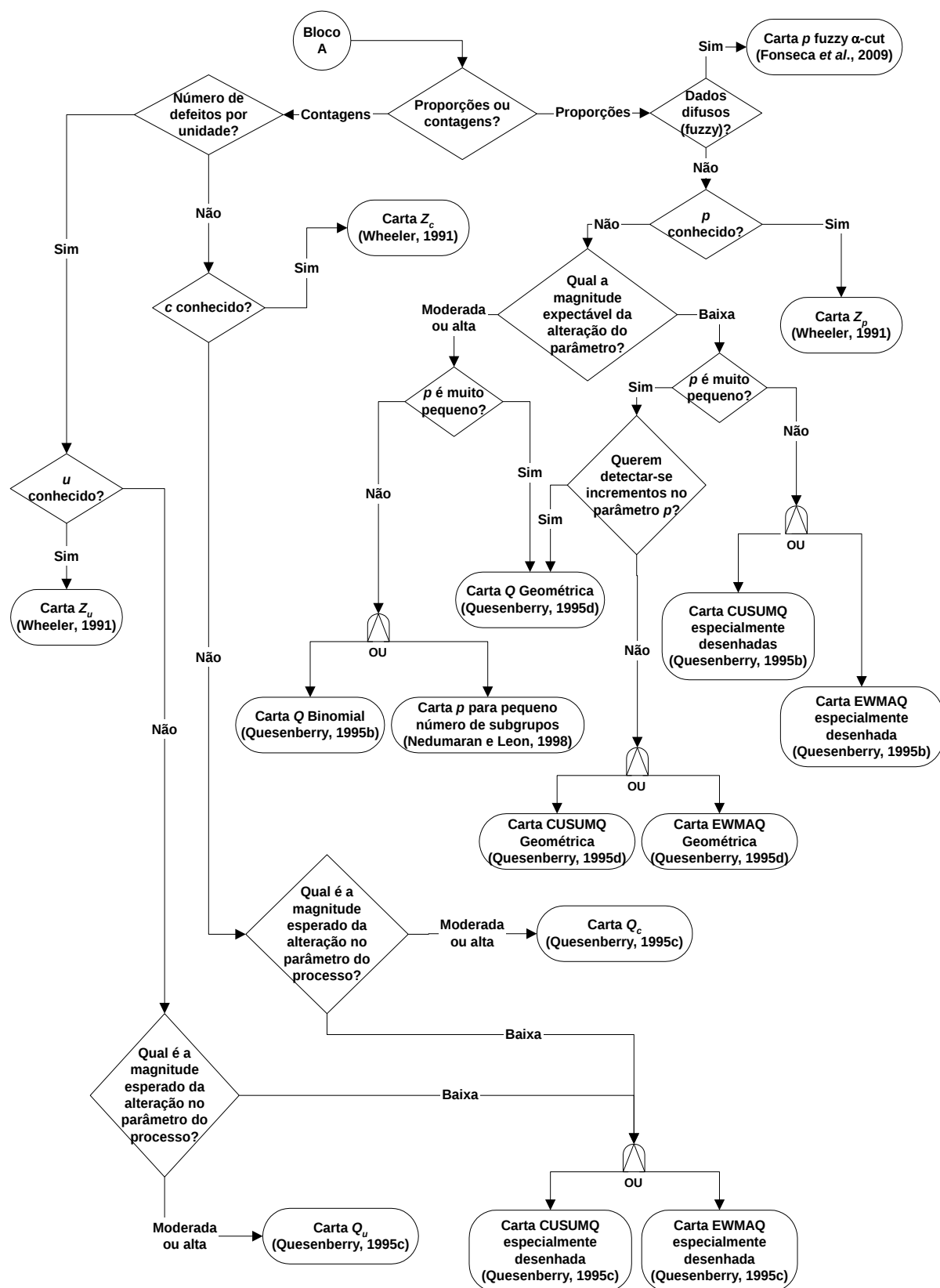


Figura 4 – Bloco C do modelo de decisão, referente aos métodos para dados multivariados

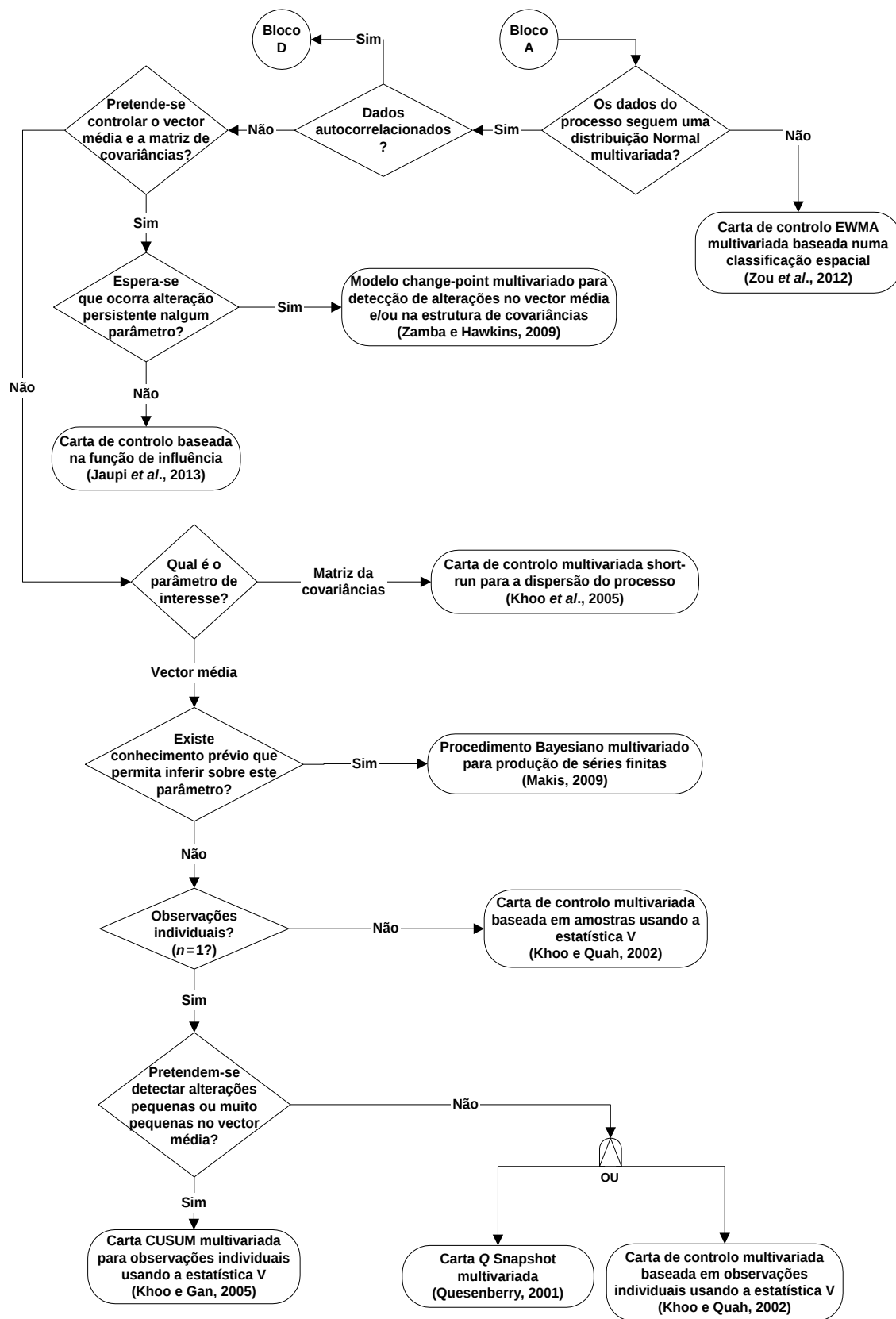


Figura 5 – Bloco D do modelo de decisão, referente aos métodos para dados autocorrelacionados

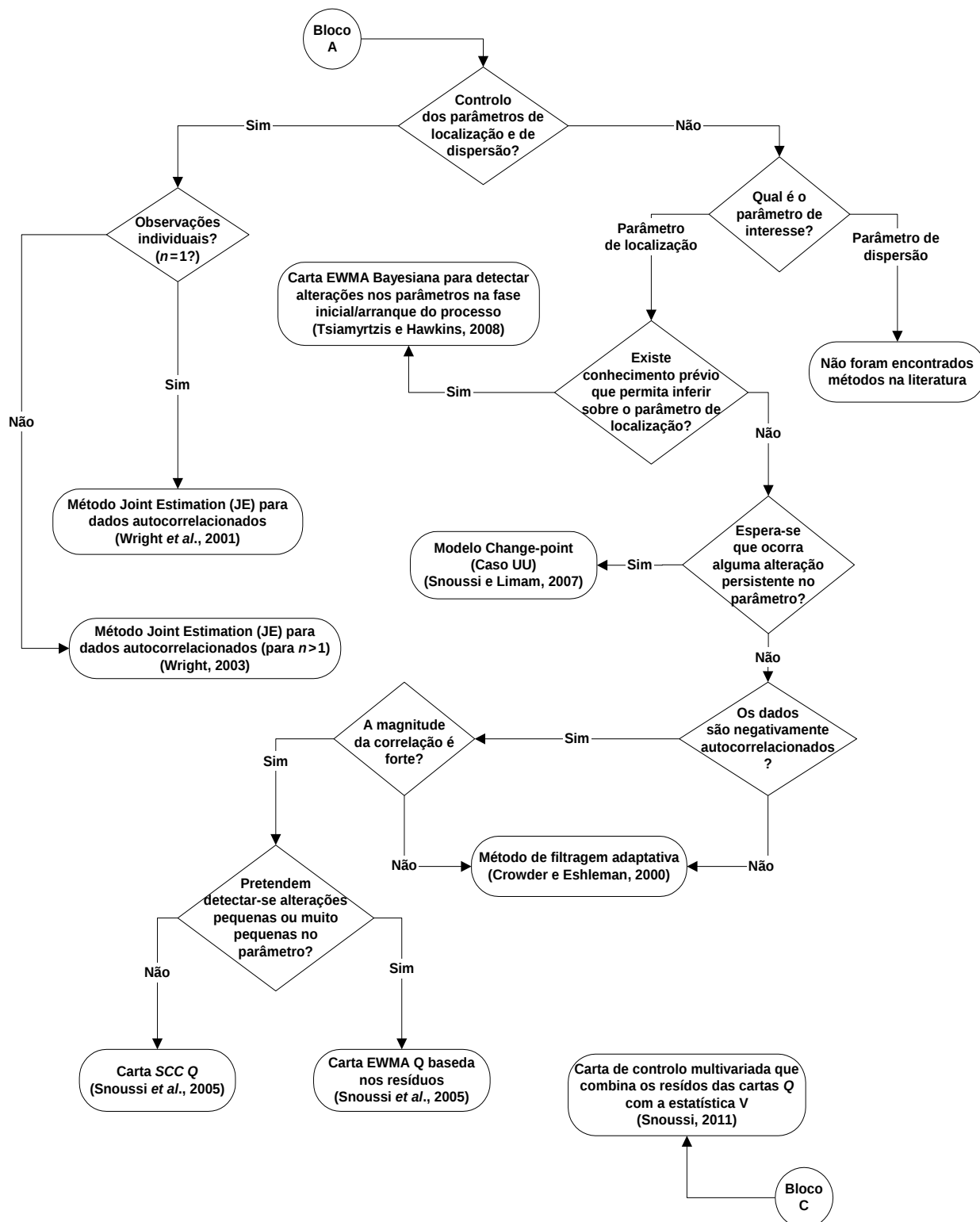


Figura 6 – Bloco A do modelo de decisão (parte 1)

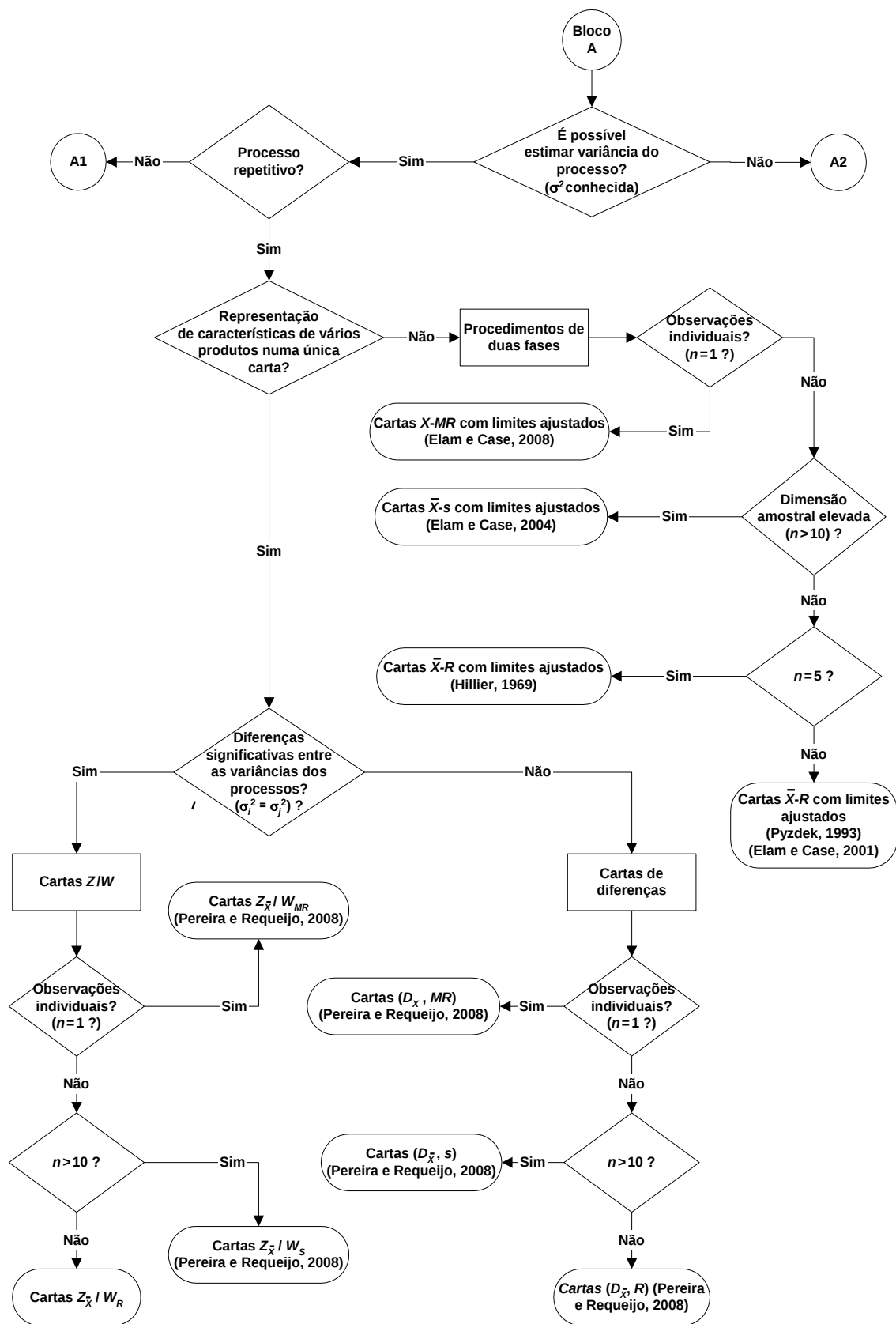


Figura 7 – Bloco A do modelo de decisão (parte 2)

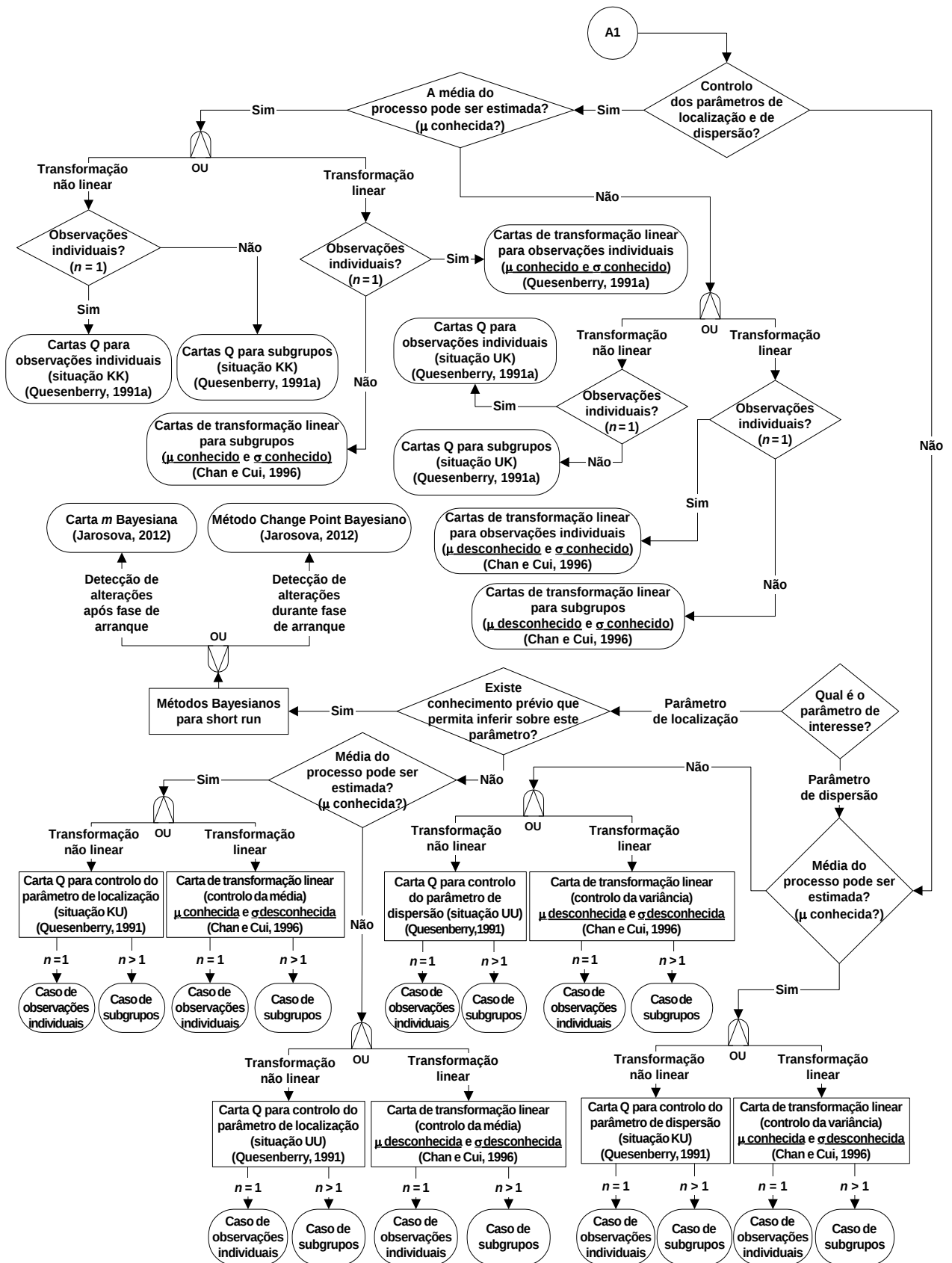


Figura 8 – Bloco A do modelo de decisão (parte 3)

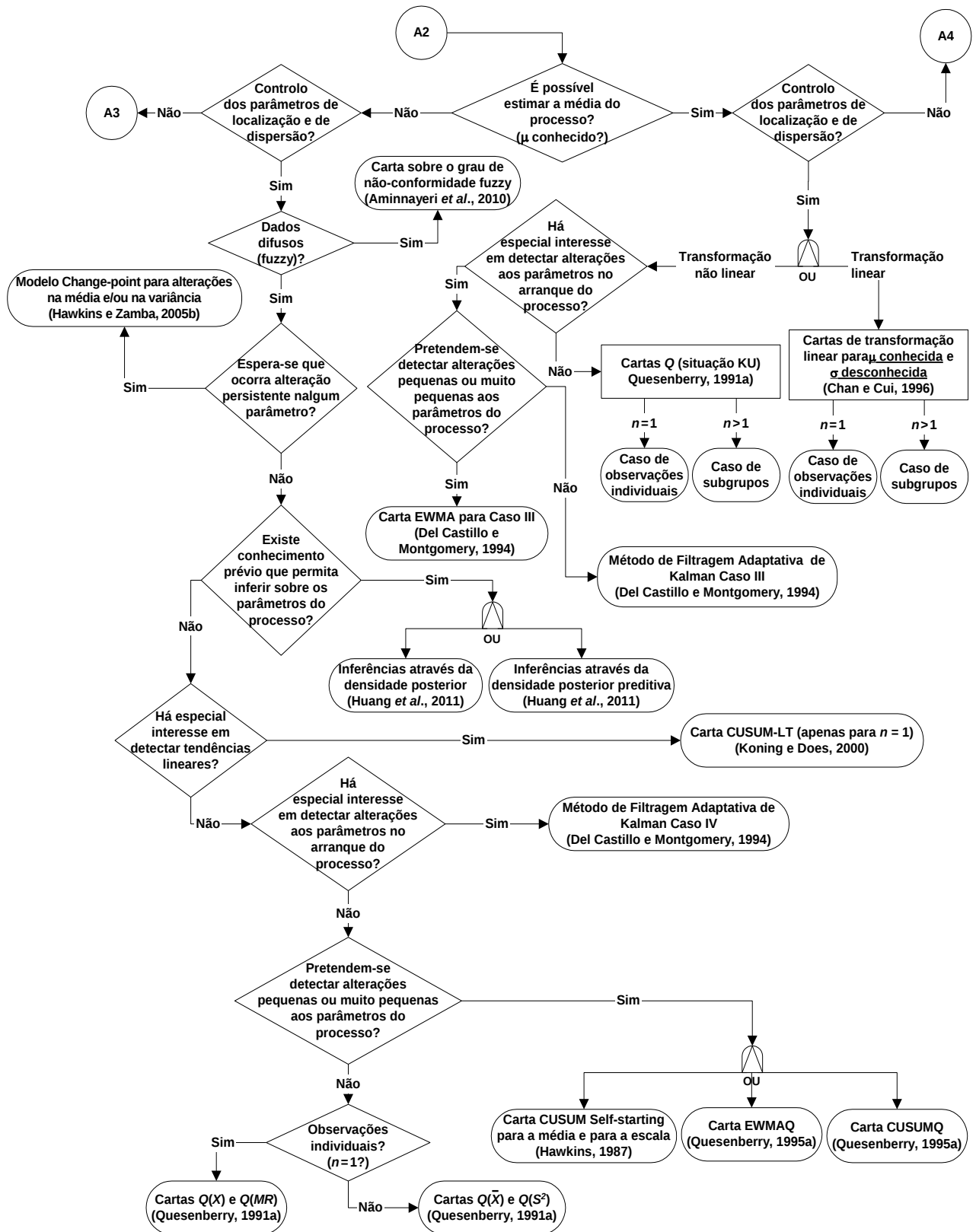


Figura 9 – Bloco A do modelo de decisão (parte 4)

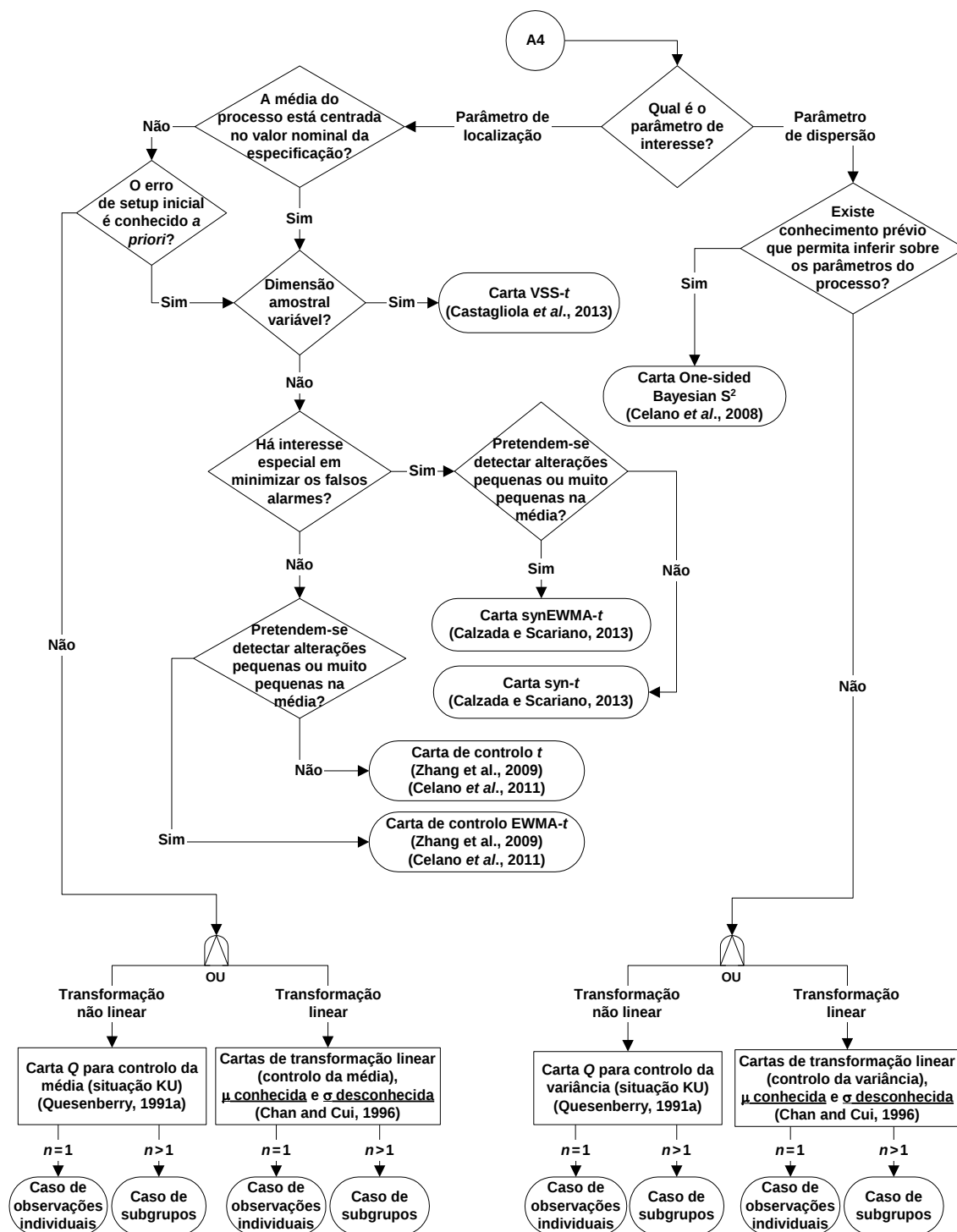
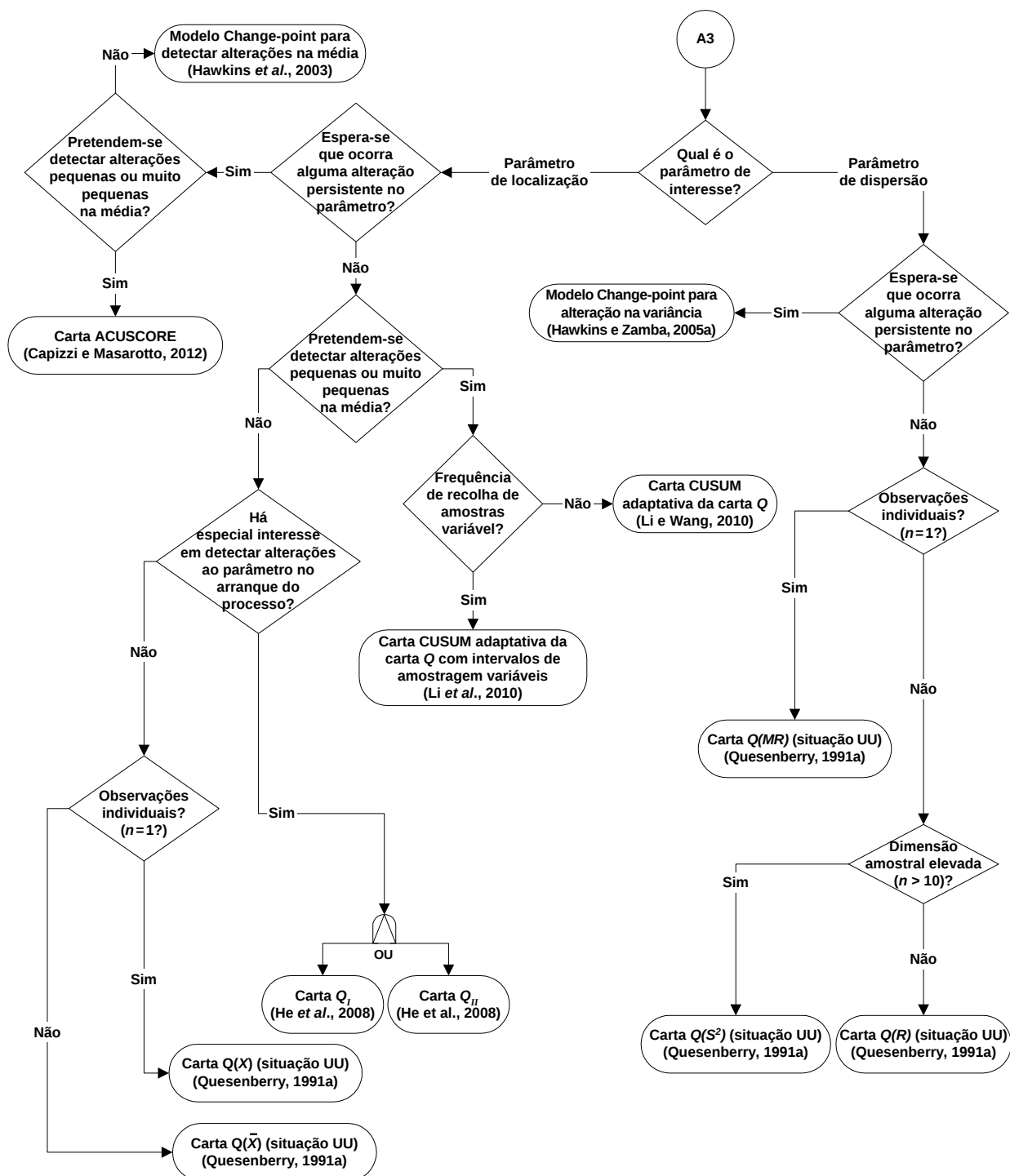


Figura 10 – Bloco A do modelo de decisão (parte 5)

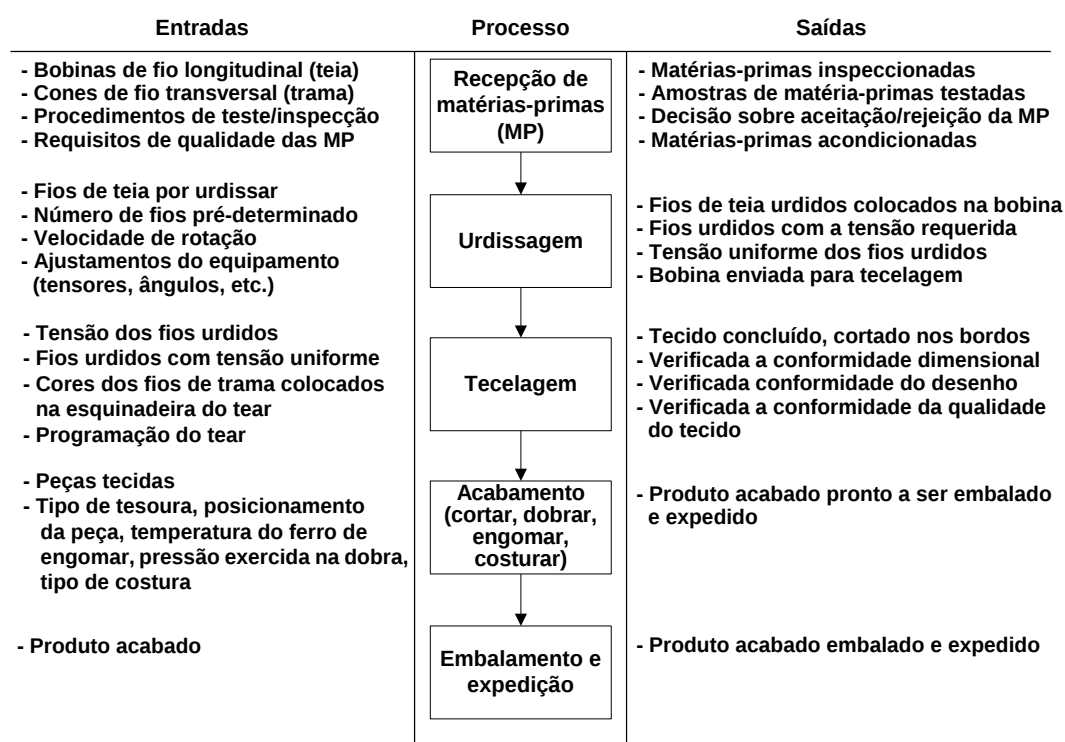


4.Caso de estudo

O modelo de decisão foi testado no contexto de um processo produtivo da empresa IDEPA, uma organização relevante do sector têxtil português. Fundada em 1965, a IDEPA tem como principal atividade a produção de passamanarias, principalmente de fitas e etiquetas.

O fluxo do processo produtivo encontra-se esquematizado na figura 11.

Figura 11 – Diagrama de fluxo do processo produtivo utilizado na IDEPA



O processo é flexível e caracteriza-se pela produção de uma grande variedade de artigos, geralmente feitos por encomenda e à medida do cliente; assim, está-se perante um contexto de produção “short run”, ou de pequenas séries.

Foram recolhidos dados oriundos do processo, tendo-se concluído, através de uma análise de Pareto, que a maioria dos defeitos, mais de 70%, dizem respeito a imperfeições que têm origem na operação de tecelagem. As seguintes categorias de defeitos são os mais comuns:

Falha de fio de trama.

Falha na passagem de agulha/platina/electroíman.

Desvio de cortantes no tear

Quebra de fio.

Figura 12 – Tear usado na operação de tecelagem do processo produtivo da IDEPA



A avaliação da conformidade em qualquer dos casos é feita por inspecção visual, pelo que portanto o controlo da qualidade é feito por atributos. Deste modo, o método de controlo estatístico “short run” aplicável ao processo produtivo da IDEPA estará contido no bloco B do modelo de decisão (figura 3).

A IDEPA tem interesse em monitorizar a proporção de artigos defeituosos (% de artigos produzidos que contendo pelo menos 1 tipo de defeito). Assim sendo, o método a seleccionar encontrar-se-á algures no ramo da direita do fluxograma descrito no bloco B (métodos relativos a “proporções” em vez de “contagens”).

No ponto de decisão seguinte tem de averiguar-se se os dados têm uma natureza difusa, como por exemplo casos em que existem diferentes graus de conformidade. No caso da IDEPA isso não acontece, pelo que a resposta à questão “Dados difusos (fuzzy)?”, a resposta é negativa.

Tratando de produção por séries curtas, geralmente não existirá um número suficiente de dados para estimar o parâmetro p (proporção de defeituosos). Pela experiência acumulada, todavia, é expectável que as alterações a este parâmetro tenham uma dimensão moderada, não havendo utilidade em procurar detectar padrões não aleatórios correspondentes a alterações muito pequenas no valor deste parâmetro.

Após ter-se definido o caminho correspondente à detecção de alterações “moderadas ou altas” no parâmetro p , a questão seguinte consiste em saber se o valor do mesmo é ou não muito baixa. Uma proporção de unidades defeituosas muito baixa corresponde àquilo que Quesenberry (1995d) chama processos de alta qualidade, ou seja, com elevada capacidade de cumprir os

requisitos especificados aplicáveis. Os dados históricos existentes evidenciam que as taxas de artigos defeituosos não é infimamente baixa, situando habitualmente acima dos 10%.

Atendendo ao descrito, o modelo de decisão fornece os seguintes dois métodos de SPC "short run" que podem ser adoptados para a natureza do processo produtivo da IDEPA:

1. Carta de controlo Q binomial, proposta por Quesenberry (1995b).
2. Carta de controlo p para um pequeno número de subgrupos, sugerida por Nedumaran. e Leon (1998)

Qualquer um destes dois métodos é adequado e aplicável.

O modelo de decisão foi incorporado numa solução de software desenvolvido pela empresa SisTrade.

5. Conclusões

Neste artigo apresentou-se um novo modelo que orienta os gestores e decisores a determinar qual o método de controlo estatístico de processo para pequenas séries (SPC "short run") mais adequado ao contexto e realidade do seu processo produtivo. De acordo com a informação que os autores dispõem, é o primeiro trabalho que identifica, compila e relaciona, de forma tão completa, os inúmeros procedimentos de SPC "short run" que têm sido propostos pela literatura.

A ampla revisão literatura permitiu identificar a múltiplas abordagens existentes, tendo estas sido agrupadas em torno de 10 classes de métodos. Isto permitiu compreender as vantagens, limitações e aplicabilidades dos diferentes procedimentos de SPC "short run", constituindo o ponto de partida para construir o modelo de decisão. O modelo está dividido em 4 blocos e toda a orientação fornecida encontra-se assente em fluxograma. Todos os principais métodos que têm sido sugeridos estão contemplados neste modelo, bem como as mais recentes propostas nesta temática.

A aplicação do modelo de decisão foi efectuada no âmbito do processo produtivo de uma organização industrial do sector têxtil. Apesar da utilidade desta aplicação, para poder verificar e confirmar a eficácia do modelo proposto a outras situações, será necessário testá-lo noutros contextos, pelo que será um trabalho futuro a realizar.

6.Agradecimentos

O trabalho apresentado neste artigo foi desenvolvido no âmbito do projecto PRODUTECH PSI – Novos Produtos e Serviços para a Indústria Transformadora. É parcialmente financiado pelo Sistema de Incentivos à Investigação e Desenvolvimento Tecnológico nas Empresas (SI I&DT), no âmbito do COMPETE – Programa Operacional Factores de Competitividade, inserido no Quadro de Referência Estratégico Nacional, e pelo Fundo Europeu de Desenvolvimento Regional da União Europeia. Os autores também gostariam de agradecer às entidades parceiras envolvidas nas actividades 3.4 e 3.6 do PPS3 referente ao projecto Produtech PSI. Finalmente, os autores gostariam de transmitir o apreço pelo trabalho e envolvimento de Sérgio Fernandes da SisTrade.

Referências Bibliográficas

- Aminnayeri, M., Torkamani, E.A., Davodi, M. e Ramtin, M. (2010). "Short-run process control based on non-conformity degree". Proceedings of the World Congress in Engineering, London, UK, 30 June 30 – 2 July of 2010, vol. III, pp. 2273-2276.
- Bothe, D.R. (1988). SPC for Short Production Runs, International Quality Institute, Northville, MI.
- Calzada, M.E. e Scariano, S.M. (2013). The synthetic t and synthetic EWMA t charts. *Quality Technology & Quantitative Management*, 10: 37-56.
- Capizzi, G. e Masarotto, G. (2012). An enhanced control chart for start-up processes and short runs. *Quality Technology & Quantitative Management*, 9: 189-202.
- Castagliola, P., Celano, G., Fichera, S. e Nenes, G. (2013). The variable sample size t control chart for monitoring short production runs. *International Journal on Advanced Manufacturing Technology*, 66: 1353-1366.
- Celano, G., Costa, A. e Fichera, S. (2008). "One-Sided Bayesian S2 Control Charts for the Control of Process Dispersion in Finite Production Runs". *International Journal of Reliability, Quality and Safety Engineering*. 15: 305-327.
- Celano, G., Castagliola, P., Trovato, E. e Fichera, S. (2011). Shewhart and EWMA t control charts for short production runs. *Quality & Reliability Engineering International*, 27: 313-326.
- Celano, G., Castagliola, P., Fichera, S. e Nenes, G. (2013). "Performance of t control charts in short runs with unknown shift sizes". *Computers & Industrial Engineering*, 64: 56-68.
- Chan, L.K. e Cui, H.J. (1996). "Linear Transformation Control Charts for Short Run or Long Run Processes". Technical Report, Department of Management Sciences, City University of Hong Kong.
- Crowder, S.V. e Eshleman, L. (2000). "Small sample properties of an adaptive filter applied to low volume SPC. *Journal of Quality Technology*, 33: 29-46.
- Del Castillo, E. e Montgomery, D.C. (1994). Short run statistical process control: Q-chart enhancements and alternative methods. *Quality and Reliability Engineering International*, 10: 87-97.
- Elam, M.E. (2001). Investigation, Extension, and Generalization of a Methodology for Two Stage Short Run Variables Control Charting. Ph.D. Thesis, Department of Industrial Engineering and Management, Oklahoma State University, Stillwater, 276 pp.
- Elam, M.E. (2008). Control charts for short production runs. *Encyclopedia of Statistics in Quality and Reliability*.
- Elam, M.E. e Case, K.E. (2001). A computer program to calculate two-stage short-run control chart factors for ($\bar{X}$, R) charts. *Quality Engineering*. 14: 77-102.
- Elam, M.E. e Case, K.E. (2003a). A computer program to calculate two-stage short-run control charts for ($\bar{X}$, σ) and ($\bar{X}$, $\sqrt{\sigma}$) charts. *Quality Engineering*. 15: 609-638.
- Elam, M.E. e Case, K.E. (2003b). Two-stage short-run ($\bar{X}$, σ) and ($\bar{X}$, $\sqrt{\sigma}$) control charts. *Quality Engineering*. 15: 441-448.
- Elam, M.E. e Case, K.E. (2004). Two-stage short-run ($\bar{X}$, s) control charts. *Quality Engineering*. 17: 95-107.
- Elam, M.E. e Case, K.E. (2005). A computer program to calculate two-stage short-run control chart factors for ($\bar{X}$, s) charts. *Quality Engineering*. 17: 259-277.
- Elam, M.E. e Case, K.E. (2008). Two-stage short-run ($\bar{X}$, MR) control charts. *Journal of Modern Applied Statistical Methods*. 7: 95-107.
- Fonseca, D.J., Elam, M.E. e Tibbs, L. (2007). "Fuzzy Short-Run Control Charts". *Mathware & Soft Computing*. 14: 81-101.
- Garjani, M., Noorossana, R. e Saghaci, A. (2010). "A neural network-based control scheme for monitoring start-up processes and short runs". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 51: 1023-1032.
- Gu, K, Jia, X., You, H. e Zhang, S. (2013). A t-chart for monitoring multi-variety and small batch production run. *Quality and Reliability Engineering International*. 30: 287-299.
- Guo, R. e Dunne, T. (2006). "Grey predictive process control charts". *Communications in Statistics – Theory and Methods*. 35: 1857-1868.

- Hawkins, D.M. (1987). Self-starting CUSUM charts for location and scale. *Journal of the Royal Statistical Society. Series D (The Statistician)*. **36**: 299-316.
- Hawkins, D.M., Qiu, P. e Kang, C.W. (2003). The change point model for statistical process control. *Journal of Quality Technology*. **35**: 355-366.
- Hawkins, D.M. e Zamba, K.D (2005a). A change point model for a shift in variance. *Journal of Quality Technology*. **37**: 21-31.
- Hawkins, D.M. e Zamba, K.D. (2005b). Statistical process control for shifts in mean or variance using a change point formulation. *Technometrics*, **47**: 164-172.
- Hawkins, D.M., Qiu, P. e Zamba, K.D. (2008). "Change-point Methods". *Encyclopedia of Quality and Reliability*. Wiley.
- He, F., Jiang, W. e Shu, L. (2008). Improved self-starting control charts for short runs. *Quality Technology & Quantitative Management*. **3**: 289-308.
- Hillier, F.S. (1969). X-bar and R-chart control limits based on a small number of subgroups. *Journal of Quality Technology*. **1**:17-26.
- Huang, Q., Fang, W. e Liu, J. (2011). "Comparison of Two Quality Control Models for Short Run Process Based on Bayesian Analysis". *Proceedings of the International Conference on Quality, Reliability, Risk, Maintenance, and Safety Engineering*. Xian, China, June 17-19, pp. .
- Jarošová, E. (2012). "Comparison of Two Bayesian Approaches to SPC". *Journal of Applied Mathematics*. **5**: 259-268.
- Jaupi, L., Herwindiati, D.E., Durant, P. e Ghorbanzadeh, D. (2013). "Short-run multivariate control charts for process mean and variability". *Proceedings of the World Congress on Engineering*. London, UK, 3-5 July 2013, pp. 1-5.
- Kawamura, H., Nishina, K., Higashide, M. e Suzuki, T. (2013). Application of Q charts for short run autocorrelated data. *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*. **9**: 3667-3676.
- Khoo, M. e Quah, S. (2002). "Proposed short runs multivariate control charts for the process mean. *Quality Engineering*, **14**: 603-621.
- Khoo, M.B. e Gan, H.L. (2005). "An improved multivariate short-run control chart based on the CUSUM statistic" *Proceedings of the 1st IMT-GT Regional Conference on Mathematics Statistics and Their Applications*. Lake Toba, Indonesia, 13-15 June 2005, pp. 287-292.
- Khoo, M.B., Quah, S.H, Low, H.C. e Ch'ng, C.K. (2005). "Short Runs Multivariate Control Chart for Process Dispersion". *International Journal of Reliability, Quality and Safety Engineering*, **12**: 127-147.
- Koning, A.J. e Does, R.J (2000). CUSUM Charts for Preliminary Analysis of Individual Observations. *Journal of Quality Technology*. **32**: 122-132.
- Li, Z., Luo, Y. e Wang, Z. (2010a). CUSUM of Q chart with variable sampling intervals for monitoring the process mean. *International Journal of Production Research*. **48**: 5861-4876.
- Li, Z. e Wang, Z. (2010b). Adaptive CUSUM of Q chart. *International Journal of Production Research*, **48**: 1287-1301.
- Nedumaran, G. e Leon, J.V. (1998). "p-chart Control Limits Based on a Small Number of Subgroups. *Quality Engineering*. **11**: 1-9.
- Makis, V. (2009). "Multivariate bayesian process control for a finite production run". *European Journal of Operational Research*, **194**: 795-806.
- Marques, P.A., Cardeira, C.B., Paranhos, P., Ribeiro, S. e Goouveia, H. (2010). Selection of the most suitable statistical process control approach for short production runs: a decision-model. *International Journal of Information and Education Technology*. **5**: 303-310.
- Montgomery, D.C. (2009). *Introduction to Statistical Quality Control*. Sixth Edition, John Wiley & Sons. Hoboken, NJ.
- Quesenberry, C.P. (1991a). SPC Q Charts for start-up processes and short or long runs. *Journal of Quality Technology*. **23**: 213-224.
- Quesenberry, C.P. (1991b). SPC Q charts for a Binomial parameter p: short or long runs. *Journal of Quality Technology*, **23**: 213-224.
- Quesenberry, C.P. (1991c). SPC Q charts for a Poisson parameter λ : short or long runs. *Journal of Quality Technology*. **23**: 239-246.
- Quesenberry, C.P. (1995a). On properties of Q-Charts for variables. *Journal of Quality Technology*. **27**: 184-203.

- Quesenberry, C.P. (1995b). On properties of Binomial Q-charts for attributes", *Journal of Quality Technology*, **27**: 204-213.
- Quesenberry, C.P. (1995c). On properties of Poisson Q-charts for attributes", *Journal of Quality Technology*, **27**: 293-303.
- Quesenberry, C.P. (1995d). Geometric Q charts for high quality processes. *Journal of Quality Technology*, **27**: 304-315.
- Quesenberry, C.P. (2001). "The multivariate short-run snapshot Q chart". *Quality Engineering*, **13**: 679-683.
- Pan, R. (2002). *Statistical Process Adjustment Methods for Quality Control in Short-Run Manufacturing*. Ph.D. Thesis. Department Industrial and Manufacturing Engineering, Pennsylvania State University, 218 pp.
- Pereira, Z.L. e Requeijo, J.G. (2008). *Qualidade: Planeamento e Controlo Estatístico de Processos*. Editora Prefácio, Lisboa.
- Pyzdek, T. (1993). Process control for short and small runs. *Quality Progress*, **26**: 51-60.
- Requeijo, J.G. (2003). *Técnicas Avançadas do Controlo Estatístico do Processo*. Tese de Douramento em Engenharia Industrial, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Nova de Lisboa, Caparica, 313 pp.
- Ryan, T.P. (2011). *Statistical Methods for Quality Improvement*. Third Edition, John Wiley & Sons, Hoboken, NJ.
- Snoussi, A. (2011). "SPC for short-run multivariate autocorrelated processes". *Journal of Applied Statistics*, **38**: 2303-2312.
- Snoussi, A., Ghourabi, M.E. e Limam, M. (2005). "On SPC for short run autocorrelated data". *Communications in Statistics – Simulation and Computation*, **34**: 219-234.
- Snoussi, A. e Limam, M. (2007). "The change point model: SPC method for short run autocorrelated data". *Quality Technology & Quantitative Management*, **4**: 313-329.
- Sower, V.E, Motwani, J.G. e Savoie, M.J. (1994). "δ charts for short run statistical process control," *International Journal of Quality & Reliability Management*, **11**: 50-56.
- Tang, P.F. (1996). *Statistical Process Control with Special Reference to Multivariate Processes and Short Runs*. Ph.D. Thesis. Department of Computer & Mathematical Sciences, Victoria University of Technology, Australia, 251 pp.
- Tang, P.F. e Barnett, N. (1994). "A Comparison of Mean and Range Charts with Pre-Control having a Particular Reference to Short Run Production". *Quality and Reliability Engineering International*, **10**: 477-485.
- Torng, C., Liao, H., Lee, P. e Wu, J. (2009). "Performance Evaluation of a Tukey's Control Chart in Monitoring Gamma Distribution and Short Run Processes". *Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists*, Hong Kong, 18-20 March.
- Tsiamirtzis, P. e Hawkins, D.M. (2008). A bayesian EWMA method to detect jumps at the start-up phase of a process". *Quality and Reliability Engineering International*, **24**: 721-735.
- Wheeler, D. (1991). *Short Run SPC*, SPC Press, Knoxville, TN.
- Wright, C.M. (2003). "A note on the joint estimation method for short-run autocorrelated data". *Communications in Statistics - Simulation and Computation*, **32**: 1105-1114.
- Wright, C.M., Booth, D.E. e Hu, M.Y. (2001). "Joint estimation: SPC method for short-run autocorrelated data". *Journal of Quality Technology*, **33**: 365-377.
- Wu, B. e Yu, J. (2010). "A neural network ensemble model for on-line monitoring of process mean and variance shifts in correlated processes". *Expert Systems with Applications*, **37**: pp. 4058-4065.
- Yang, C.H. e Hillier, F.S. (1970). Mean and variance control chart limits based on a small number of subgroups. *Journal of Quality Technology*, **2**: 9-16.
- Zamba, K.D. e Hawkins, D.M. (2006). A multivariate change point model for statistical process control. *Technometrics*, **48**: 539-549.
- Zhang, L., Chen, G. e Castagliola, P. (2009). On t and EWMA t charts for monitoring changes in the process mean. *Quality and Reliability Engineering International*, **25**: 933-945.
- Zhou, C., Zou, C., Zhang, Y. e Wang, Z. (2009). "Nonparametric control chart based on change-point model". *Statistical Papers*, **50**: pp. 13-28.
- Zou, C. e Tsung, F. (2010). "Likelihood ratio-based distribution-free EWMA control charts. *Journal of Quality Technology*, **42**: 174-196.
- Zou, C., Wang, Z. e Tsung, F. (2012). A spatial rank-based multivariate EWMA control chart. *Naval Research Logistics*, **59**: 91-82.

Curriculum Vitae

Pedro Alexandre Marques, licenciado (2001) e doutorado (2013) em Engenharia Industrial pela FCT-NOVA; Six Sigma Black Belt certificado pela American Society for Quality (ASQ); Consultor Sénior no ISQ – Instituto de Soldadura e Qualidade (2006-); Professor Auxiliar na Universidade Lusófona de Humanidades e Tecnologias (2014-); Professor Assistente convidado na Faculdade de Engenharia da Universidade Católica Portuguesa (2008-2012); Membro do Conselho Editorial de publicações nacionais e internacionais, incluindo o International Journal of Business and Industrial Marketing. Orador convidado em diversos eventos; Autor e co-autor de várias publicações, incluindo capítulos de livros; Coordenador do projecto vencedor do Prémio Equipas de Melhoria atribuído pela Associação Portuguesa para a Qualidade (2015); vencedor do Prémio Boléo Tomé para o melhor artigo publicado na revista Qualidade da APQ (2014).

António de Sousa Ribeiro, Mestre em Engenharia Electrotécnica pela Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Diretor da SISTRADE, S.A. desde Julho de 2000. Participou em vários projetos de investigação, como por exemplo o MAPPLE e acompanhou os projetos PSI, PTI, I9Source e FADIS.

Análise de falhas e manutenção preventiva numa central de gases medicinais

Filipe Didelet

EstSetúbal/IPS

João Rodrigues

HOSO

1. Introdução

O presente trabalho enquadra-se na área técnica das instalações e equipamentos do Centro Hospitalar de Setúbal E.P.E. (CHS), abrangendo a área de Gases Medicinais do Hospital Ortopédico Sant'Iago do Outão (HOSO).

Este trabalho tem como objectivos identificar e descrever os sistemas e equipamentos genéricos relativos aos Gases Medicinais (Oxigénio) e respectivas opções de manutenção.

2. Gases Medicinais

Devido às inúmeras propriedades dos gases medicinais, estes são vistos como um bem imprescindível na medicina moderna, motivo pelo qual tiveram uma evolução progressiva e muito significativa ao nível da produção, armazenamento e distribuição, de forma a garantir padrões de segurança e qualidade.

De forma a manter os requisitos específicos de garantia de pureza e qualidade, assim como a segurança das instalações médicas canalizadas é necessário satisfazer quatro itens, que se denominam: **Identidade, Capacidade, Continuidade e Qualidade.**

A **Identidade** caracteriza-se pelo tipo de conexões específicas que são utilizadas ao longo das diferentes canalizações, incluindo unidades terminais e conectores, com o objectivo de não permitir que por negligência seja possível a troca de alimentações.

A **Capacidade** da fonte depende de uma avaliação exacta das necessidades para a qual é projectada, assim como da sua respectiva selecção ao nível dos equipamentos.

A **Continuidade** do fornecimento de gases medicinais é conseguida através da duplicação dos sistemas principais (excepto no oxigénio líquido) e pela existência de sistemas adequados de

emergência (excepto no vácuo), assim como alarmes ligados aos sistemas principais e de emergência.

A **Qualidade** dos gases é conseguida através da utilização de produtos fornecidos por firmas credenciadas na área e em simultâneo pelos testes de validação e verificação periódica a todo o sistema.

3. Oxigénio Medicinal

O **oxigénio** “O₂” utilizado com fins medicinais caracteriza-se por ser um gás altamente oxidante, incolor, inodoro e insípido, cuja canalização se identifica pela cor “**Branca**”.

Actualmente, pela importância que o oxigénio assume enquanto bem essencial à vida humana e devido à sua enorme utilização, é visto como um bem primário para o funcionamento de uma unidade de saúde.

A sua comercialização efectua-se de duas formas distintas. Enquanto gasoso é distribuído em garrafas de aço ou alumínio, e encontra-se disponível em diversas capacidades de forma a possibilitar várias aplicações. No estado líquido a sua distribuição efectua-se em camiões cisternas, sendo posteriormente armazenado em reservatórios criogénicos.

De forma a garantir o fornecimento contínuo de oxigénio medicinal é imprescindível a existência de uma comutação automática “**primário/secundário**” com alarme e de uma outra manual “**secundário/reserva**” também com alarme.

4. Rede de distribuição de Oxigénio do HOSO

4.1 – Equipamentos e modos de falha

Os principais equipamentos existentes na canalização de oxigénio do Hospital Ortopédico Sant'Iago do Outão são o reservatório criogénico, a central de gases medicinais (central e rampas de oxigénio), a canalização de distribuição, as tomadas e os debitómetros.

Tendo em consideração o facto de os equipamentos serem constituídos por um vasto conjunto de sistemas e componentes, no âmbito de uma manutenção preventiva eficaz, surge a necessidade de se analisar os modos de falha de cada sistema / componente de forma a otimizar o tempo de funcionamento dos equipamentos. Neste contexto, optou-se por realizar a Análise Modal de Falhas seus Efeitos e Criticidade (FMECA).

Calculou-se o Número Prioritário de Risco (**NPR**), recorrendo à classificação atribuída à Gravidade (**G**), à Ocorrência (**O**) e à Não Detecção (**D**), tendo como base as avarias ocorridas

e as acções de manutenção efectuadas entre 2004 e 2008, assim como o conhecimento e experiência pessoal de utilização desses equipamentos.

NPR = G „e O „e D

i. Reservatório Criógeno

Desde a instalação do reservatório criogénico de oxigénio no ano de 2007, até à data não existe nenhum registo de anomalia, sendo de referir que o mesmo é reabastecido mensalmente.

Tabela – FMECA do Reservatório Criogénico (Segurança / Informação)

ANÁLISE MODAL DE FALHAS SEUS EFEITOS E CRITICIDADE (FMECA)										
Equipamento: Reservatório Criogénico			Sistema: Segurança / Informação							
Denominação	Função	Modo de Falha	Causas Falha	Efeitos	G	O	D	NPR	Medidas de Prevenção	Recomendações
Disjuntor Diferencial	Protecção eléctrica	Aquecimento Contactos isolados	- Avaria interna do IDD - Curto-circuito - Sobrecarga eléctrica - Contactos defeituoso - Aperto insuficiente	Reservatório não é reabastecido	4	1	1	4	- Reapertar os contactos eléctricos - Testar o diferencial	-----
Evaporador	Passar oxigénio do estado líquido para o estado gasoso	Interrupção do processo por congelamento	- Temperatura ambiente reduzida	Falha parcial do sistema de abastecimento de oxigénio	4	1	1	4	- Perante a criação de gelo no evaporador, lançar água para derreter	- Ter mangueira em condições de utilização
Manómetro	Indicar a pressão interna do reservatório	Leituras incorrectas Ponteiro preso	- Avaria interna	Informação incorrecta aos utilizadores	4	1	2	8	- Verificação diária dos valores - Comparação com outros meios de medida	-----
Display de quantidade	Leitura do nível interno do reservatório	Leituras incorrectas (valor instável com variações significativas de várias décimas)	- Avaria interna	Retardar a solicitação de reabastecimento e acabar O2 do reservatório	4	2	2	16	- Verificação diária dos valores - Comparar com outros meios de medida	-----
RTU	Leitura da pressão e do nível interno do reservatório	Leituras incorrectas	- Avaria interna	Informação por telemetria incorrecta	4	2	2	16		-----
Conjunto de redução à saída do reservatório (8 Bar)	Limitar a pressão da canalização de distribuição do reservatório	Válvula bloqueada	- Sistema de redução de ar comprimido avariado - Impurezas	Falha parcial do sistema de abastecimento de oxigénio	4	1	4	16	- Verificação regular dos valores de saída - Limpeza regular da válvula	-----
Válvula de segurança	Impedir o excesso de pressão no inteiro do reservatório	Válvula bloqueada “aberta”	- Falta de regulação - Mola danificada	Descarga de vapor para a atmosfera	1	1	4	4	- Limpeza regular da válvula e verificação do seu estado de conservação	-----
		Válvula bloqueada “fechada”	- Mola danificada	Explosão do reservatório	4	1	4	16		-----

O maior valor de NPR obtido é de 16, contudo devido aos valores máximos de gravidade e detecção apresentados em algumas situações poder-se-ia obter valores muito superiores, situação que não se verifica pelo facto de se tratarem de equipamentos com um alto padrão de fiabilidade em que a ocorrência de anomalias é mínima.

iii. Central de Gases Medicinais (Central e Rampas de Oxigénio)

Tabela – FMECA do Quadro Inversor “fonte principal / reserva + emergência” (Segurança / Informação)

ANÁLISE MODAL DE FALHAS SEUS EFEITOS E CRITICIDADE (FMECA)										
Equipamento: Quadro Inversor (fonte principal / reserva + emergência)			Sistema: Segurança / Informação							
Denominação	Função	Modo de Falha	Causas Falha	Efeitos	G	O	D	NPR	Medidas de Prevenção	Recomendações
Redutor de pressão	Limitar a pressão da canalização de alimentação dos serviços	Válvula bloquear “fechada”	- Sistema de redução de ar comprimido avariado - Impurezas	Falha total de abastecimento de oxigénio	4	1	4	16	- Verificação regular dos valores de saída - Limpeza regular da válvula	-----
Pressostato	Medir a pressão	Medições incorrectas	- Pressostato avariado - Impurezas	Indicação de valores incorrectos	2	2	1	4	- Teste regular dos pressostatos	-----
Manómetro fonte reserva	Indicar a pressão da fonte de reserva (7 Bar)	Leituras incorrectas	- Avaria interna	Informação incorrecta aos utilizadores	4	1	2	8	- Verificação regular dos valores - Comparação com outros meios de medida	-----
		Ponteiro preso		Informação incorrecta aos utilizadores	4	1	2	8		-----
Manómetro saída serviços	Indicar a pressão de saída para os serviços (8 Bar)	Leituras incorrectas		Informação incorrecta aos utilizadores	4	1	2	8		-----
		Ponteiro preso		Informação incorrecta aos utilizadores	4	1	2	8		-----
Manómetro fonte principal	Indicar a pressão da fonte principal (8 Bar)	Leituras incorrectas		Informação incorrecta aos utilizadores	4	1	2	8	Conferir a indicação visual com os valores dos pressostatos	-----
		Ponteiro preso		Informação incorrecta aos utilizadores	4	1	2	8		-----
Indicação visual	Indicação visual (bola verde) da fonte em consumo	Indicação “fixa” não comutar de posição	- Avaria interna	Utilizador não saber qual das fontes está em consumo	3	2	1	6	Conferir a indicação visual com os valores dos pressostatos	-----
Válvulas seccionadoras	Fechar / abrir determinadas linhas (By-pass manual)	Válvula bloqueada	- Sistema de redução de ar comprimido avariado - Impurezas	Falha total de abastecimento de oxigénio	4	1	4	16		-----
Inversor	Inverter o consumo de uma fonte para outra	Inversor bloqueado numa fonte vazia	- Pressostatos avariados	Falha total de abastecimento	4	1	4	16	Testar regularmente o inversor	-----
		Inversor bloqueado	- Encravamento	Abastecimento	3	1	4	12		-----

		numa fonte cheia	mecânico do êmbolo devido a impurezas	garantido durante esse período						
		Inversor bloqueado entre fontes		Consumo em simultâneo das duas fontes	3	1	4	12		-----

À semelhança do quadro anterior, também aqui se verificam valores de 4 para a gravidade e/ou detecção pelo facto de poderem originar a falta de oxigénio, contudo são situações de ocorrência reduzida o que originam apenas um NPR máximo de 16.

Tabela – FMECA do Quadro Inversor “reserva + emergência” (Segurança / Informação)

ANÁLISE MODAL DE FALHAS SEUS EFEITOS E CRITICIDADE (FMECA)												
Equipamento: Quadro Inversor (reserva + emergência)			Sistema: Segurança / Informação									
Denominação	Função	Modo de Falha	Causas Falha	Efeitos	G	O	D	NPR	Medidas de Prevenção	Recomendações		
Inversor	Inverter a rampa de consumo quando uma chega ao fim	Inversor bloqueado numa rampa vazia	- Pressostatos avariados - Encravamento mecânico do êmbolo devido a impurezas	Falha total de abastecimento	4	1	4	16	Testar regularmente o inversor	-----		
		Inversor bloqueado numa fonte cheia		Abastecimento garantido durante esse período	4	1	4	16		-----		
		Inversor bloqueado entre fontes		Consumo em simultâneo das duas fontes	4	1	4	16		-----		
Selector manual da rampa	Seleccionar / predefinir manualmente a rampa de reserva	Bloquear	- Entravamento mecânico	Impossibilidade de predefinir uma das rampas como reserva	4	1	4	16			-----	
Redutores de pressão das rampas	Limitar a pressão de O2 no quadro inversor	Válvula bloquear “fechada”	- Sistema de redução de ar comprimido avariado - Impurezas	Falha total de abastecimento de oxigénio	4	1	4	16	- Verificação regular dos valores de saída - Limpeza regular da válvula	-----		
Redutor de pressão de saída	Limitar a pressão de O2 à saída do quadro inversor	Válvula bloquear “fechada”	- Sistema de redução de ar comprimido avariado - Impurezas	Falha total de abastecimento de oxigénio	4	1	4	16		-----		
Manómetro saída garrafas	Indicar a pressão (capacidade) da rampa (garrafas)	Leituras incorrectas	- Avaria interna	Informação incorrecta aos utilizadores	4	1	2	8	- Verificação regular dos valores - Comparação com outros meios de medida	-----		
		Ponteiro preso								-----		
Manómetro saída quadro	Indicar a pressão de O2 à saída do quadro (6,5 Bar)	Leituras incorrectas	- Avaria interna	Informação incorrecta aos utilizadores	4	1	2	8			-----	
		Ponteiro preso								-----		

Dado a similaridade de funções entre os quadros inversores identificados nas tabelas 5.2 e 5.3 devido à sua função e constituição, obtêm-se resultados idênticos aos da tabela anterior em que o RPR assume um valor máximo de 16.

iv. Canalização de Distribuição

Tabela – FMECA da Canalização de Distribuição (Segurança / Informação)

ANÁLISE MODAL DE FALHAS SEUS EFEITOS E CRITICIDADE (FMECA)										
Equipamento: Canalização de Distribuição			Sistema: Segurança / Informação							
Denominação	Função	Modo de Falha	Causas Falha	Efeitos	G	O	D	NPR	Medidas de Prevenção	Recomendações
Pressostato	Medir a pressão da canalização	Medições incorrectas	- Pressostato avariado - Impurezas	Não actua os alarmes (baixa pressão)	2	2	1	4	- Teste regular dos pressostatos	-----
Sistema de alarme	Indicação de alarme luminoso e visual de baixa de pressão	Não actuar o alarme luminoso	- Luminoso danificado	Elementos do serviço podem não se aperceber da falta de O2	3	1	4	12	- Testar os alarmes	-----
		Não actuar o alarme sonoro	- Besouro danificado		3	1	4	12		-----
		Não actuar o alarme luminoso nem o sonoro	- Alarmes danificados	Elementos do serviço não se apercebem da falta de O2	4	1	4	16		-----
Canalização	Transportar oxigénio desde a fonte até ao serviço	Fuga de oxigénio	- Rotura na canalização (derivado a trabalhos construção civil)	Falha total / parcial de abastecimento de oxigénio	4	1	4	16	- Análise do estados de conservação da instalação e das condições de segurança que o rodeiam	-----
Coffret's de segurança	Ponto de controlo do fornecimento de O2 a um serviço	Avaria de um dos seus componentes	- Sistema de redução de ar comprimido avariado - Indicação incorrecta da pressão (entrada e saída)	Falha parcial de abastecimento de oxigénio	4	1	4	16	- Verificação regular das pressões	-----

Também nesta situação se verifica que apenas pelo facto da probabilidade de ocorrência ser bastante reduzida é que se obtém um valor máximo de NPR de 16, caso contrário ter-se-ia valores de 32 ou mesmo de 64, uma vez que se tratam de situações relacionadas com a segurança da instalação e do hospital em geral.v. Tomadas e Debitómetros

De seguida encontram-se identificados os equipamentos terminais de uma linha de oxigénio canalizado tais como as tomadas e os debitómetros pelos quais se efectua a regulação do caudal de débito para o paciente

Tabela – FMECA de Tomadas e Debitómetros (Segurança / Informação)

ANÁLISE MODAL DE FALHAS SEUS EFEITOS E CRITICIDADE (FMECA)											
Equipamento: Tomadas e Debitómetros			Sistema:								
Denominação	Função	Modo de Falha	Causas Falha	Efeitos	G	O	D	NPR	Medidas de Prevenção	Recomendações	
Tomada	Ponto de ligação do debitómetro	Desaperto interno do “miolo”	- Utilização diária - Mal apertado	Fuga de oxigénio Em situações extremas tomada fica fora de serviço	4	3	2	24	- Verificar e reapertar regularmente as tomadas	-----	
Debitómetro	Regular o caudal de oxigénio	Regulador de caudal danificado	- Má utilização (queda)	- Debitómetro fora de serviço	4	2	4	32	- Maior atenção por parte dos utilizadores	-----	
		Fuga de oxigénio na conexão à tomada	- Oringe danificado ou em falta	- Fuga de oxigénio	4	2	2	16	- Verificar o estado da conservação do oringue	-----	
Copo humidificador	Humidificar o oxigénio	Fuga de oxigénio ou água	- Má utilização (queda)	- Copo fora de serviço	3	2	4	24	- Maior atenção por parte dos utilizadores	-----	

Perante a conjugação destas condições obtêm-se valores elevados de NPR, no qual o valor mais reduzido é 16. Tendo como comparação os quadros anteriores, é perceptível que a justificação para valores tão elevados surge pelo facto da probabilidade de ocorrência assumir uma maior preponderância. Assim, perante tais circunstâncias o maior valor de NPR (32) obtém-se no debitómetro e deve-se ao facto de este ficar inoperacional, ficando o utente dependente da existência de um outro debitómetro para substituição.

4.2 Esquemas de Manutenção Preventiva

Devido ao conhecimento genérico dos equipamentos em si e pela particularidade que cada um deles assume diariamente no normal funcionamento do hospital ao nível do Bloco Operatório, optou-se por uma manutenção do tipo preventiva sistemática.

De seguida, encontram-se descritos os diferentes planos de manutenção

Periodicidade: M – Mensal; T – Trimestral; S – Semestral; A – Anual;

4.2.1 Plano de Manutenção para os Quadros Inversores de O₂

MANUTENÇÃO		Periodicidade			
Nº.	Descrição	M	T	S	A
1	Limpeza geral			X	
2	Verificar/afinar as pressões dos quadros redutores	X			
3	Simular a inversão de grupos	X			
4	Verificar a actuação de alarmes/sinalização	X			
5	Teste de estanquicidade				X
6	Verifica o estado dos braços colectores de alta pressão		X		
7	Verificar o estado das válvulas anti-retorno	X			
8	Verificar o funcionamento dos manorredutores	X			

4.2.2. Plano de Manutenção para a Rede de Gases Medicinais

MANUTENÇÃO		Periodicidade			
Nº.	Descrição	M	T	S	A
1	Verificar / substituir os vedantes das tomadas dos serviços			X	
2	Teste de estanquicidade das tomadas dos serviços				X
3	Verificar os postos redutores de pressão e os cofret's de segurança dos serviços	X			
4	Verificar a actuação dos alarmes dos serviços	X			
5	Medir as pressões nos postos redutores de pressão dos serviços				X

4.2.3. Plano de Manutenção para Manorredutores e Debitómetros

MANUTENÇÃO		Periodicidade			
Nº.	Descrição	M	T	S	A
1	Inspecção visual	X			
2	Verificar o regulador e indicador de débito	X			
3	Verificar a junta de vedação do humidificador				X
4	Verificar o funcionamento do difusor de O ₂		X		

5. Conclusões

Do estudo efectuado à área dos Gases Medicinais (oxigénio) do HOSO, verifica-se a existência de um vasto conjunto de equipamentos e instalações recentes e em bom estado de conservação e funcionamento, dos quais se destacam o reservatório de 3000 L, as canalizações do Serviço de Imagiologia e Enfermarias, assim como a central onde é efectuada toda a gestão de consumos através dos quadros inversores.

Neste contexto, o uso de um plano de manutenção assume preponderância inequívoca na fiabilidade dos equipamentos a longo prazo, de forma a possibilitar uma resposta eficaz à análise de falhas efectuada.

Pelo facto dos registos das manutenções serem unicamente as folhas de obra (que dão origem a um relatório mensal geral com a identificação de todas as acções) e dessas não serem utilizadas para a criação de uma base de dados, é importante criar e manter actualizado o histórico individual dos equipamentos, de forma a clarificar o real impacto das avarias ao normal funcionamento dos serviços, e assim permitir uma correcta avaliação dos custos associados às manutenções preventivas e correctivas, tal como à fiabilidade e à gestão da manutenção em geral.

Bibliografia

“Health Technical Memorandum 2022 - Medical gas pipeline systems”, NHS Estates, Junho 2001.

INFARMED, Circular Informativa, “Gases Medicinais – abrangidos pelo regime transitório “, N.º 088/CD, 15/06/2007.

INFARMED, Circular Informativa, “Registo Electrónico de Gases Medicinais”, N.º119/CA, 27/10/2006.

INFARMED, Deliberação N.º 056/CD/2008, 21 de Fevereiro de 2008.

Ministério da Saúde, “Especificações Técnicas para Gases medicinais e aspiração em edifícios hospitalares”, Direcção-Geral das Instalações e Equipamentos da Saúde, ET 03/2006.

Curriculum Vitae

Filipe José Didelet Pereira possui o grau de Doutor em Engenharia Mecânica, é Especialista em Manutenção Industrial pela Ordem dos Engenheiros e é Professor Coordenador da Escola Superior de Tecnologia de Setúbal (ESTSetúbal) do Instituto Politécnico de Setúbal (IPS). Tem orientado e co-orientado várias dissertações de Doutoramento e de Mestrado (FEUP, Universidade Aberta, IST, FCT/UNL, IPS, UEvora) e publicado trabalhos em diversas revistas nacionais e estrangeiras nas áreas de fiabilidade, gestão da manutenção e de segurança. Como Co-autor tem três livros publicados.

Filipe Didelet is an Associate Professor at Technology College, Setubal Polytechnics. He works normally in the reliability prediction of thermal equipment by means of mathematical and functional models and in maintenance and safety management methodologies having supervised several master and doctor works in those areas and being a co-author of three books.

João Rodrigues exerce funções no Hospital Ortopédico Sant'Iago do Outão desde Julho de 2004, integra a Comissão de Gestão do Risco, a Comissão da Qualidade e Segurança do Doente do Centro Hospitalar de Setúbal e é Responsável do Serviço de Instalações e Equipamentos do Hospital Ortopédico Sant'Iago do Outão, desde Fevereiro de 2006.

João Rodrigues é Mestrado em Engenharia Electrotécnica e de Computadores – Electromecânica pela Escola Superior de Tecnologia de Setúbal do Instituto Politécnico de Setúbal.

João Rodrigues works in Orthopedic Hospital Santiago Outão, since July 2004, and integrates the Risk Management Committee, Quality and Patient Safety Committee of the Setúbal Healthcare Centre, and is the manager of facilities and equipments services at Orthopedic Hospital Santiago of Outão, since February 2006.

João Rodrigues holds a master in Electrical and Computer Engineering, specialization in Electromechanics, by Setúbal of Technology School of the Polytechnic Institute of Setubal.