



PROPOSTA DE UMA FERRAMENTA PARA A RESOLUÇÃO DE PROBLEMAS DE TRADE- OFF NA GESTÃO DE PROJETOS

RICARDO JORGE MAIA ALBUQUERQUE

novembro de 2019

PROPOSTA DE UMA FERRAMENTA PARA A RESOLUÇÃO DE PROBLEMAS DE TRADE-OFF NA GESTÃO DE PROJETOS

Ricardo Jorge Maia Albuquerque

2019

Instituto Superior de Engenharia do Porto
Departamento de Engenharia Mecânica



POLITÉCNICO
DO PORTO

isep

PROPOSTA DE UMA FERRAMENTA PARA A RESOLUÇÃO DE PROBLEMAS DE TRADE-OFF NA GESTÃO DE PROJETOS

Ricardo Jorge Maia Albuquerque
1020903

Dissertação apresentada ao Instituto Superior de Engenharia do Porto para cumprimento dos requisitos necessários à obtenção do grau de Mestre em Engenharia e Gestão Industrial, realizada sob a orientação da Professora Doutora Alzira Mota e coorientação do Professor Doutor Paulo Ávila.

2019

Instituto Superior de Engenharia do Porto
Departamento de Engenharia Mecânica



POLITÉCNICO
DO PORTO

isep

JÚRI

Presidente

Professor Doutor Manuel Joaquim Pereira Lopes
Professor Adjunto, Instituto Superior de Engenharia do Porto

Orientador

Professora Doutora Alzira Maria Teixeira da Mota
Professora Adjunta, Instituto Superior de Engenharia do Porto

Co-orientador

Professor Doutor Paulo António da Silva Ávila
Professor Coordenador, Instituto Superior de Engenharia do Porto

Arguente

Professor Doutor Lino António Antunes Fernandes Costa
Professor Associado, Escola de Engenharia da Universidade do Minho

AGRADECIMENTOS

“O que fazemos pode ser uma gota no oceano. Mas sem ela, o oceano seria menor.”

Madre Teresa de Calcutá

A realização desta dissertação de mestrado alicerçou-se em contributos importantes de vários intervenientes aos quais quero deixar os meus sinceros agradecimentos.

Aos meus orientadores, a Professora Doutora Alzira Mota e o Professor Doutor Paulo Ávila pela sua orientação, disponibilidade e a sua compreensão perante a dificuldade acrescida de conciliar os estudos com o trabalho a tempo inteiro. Agradeço ainda pelos desafios lançados e pelas palavras de encorajamento.

À minha família, em especial à minha esposa, Débora Geraldês, e à minha filha, Alice Albuquerque, pela paciência que tiveram, pelo suporte que prestaram e pelo sacrifício que as ausências e as horas de trabalho implicaram.

À Engenheira Ana Leal pelos contributos dados para a realização deste trabalho.

Por fim, um agradecimento aos docentes do Instituto Superior de Engenharia do Porto que, de uma forma ou de outra, ajudaram a edificar o conhecimento e me permitiram crescer enquanto pessoa e aluno.

PALAVRAS CHAVE

Gestão de Projetos, Otimização Multiobjetivo, Métodos de Decisão Multicritério, Entropia de Shannon, Arrefecimento Simulado Multiobjetivo, AHP, TOPSIS, VIKOR

RESUMO

Atualmente a gestão de projetos implica a tomada de decisões face a problemas cada vez mais complexos, com mais variáveis e com mais objetivos a otimizar e/ou a cumprir que, por sua vez, são sistematicamente conflituosos entre si.

Neste âmbito, surge a proposta de um *framework* composto por um método de otimização multiobjetivo e métodos multicritério de apoio à decisão que, numa primeira instância, permitem atribuir pesos aos critérios e, seguidamente, permitem ordenar as soluções, de forma a suportar a tomada de decisão por parte do gestor do projeto.

O Arrefecimento Simulado Multiobjetivo foi o método de otimização multiobjetivo utilizado, pela sua simplicidade e versatilidade, tendo-se estudado o impacto da incorporação de duas estratégias de pesquisa (regresso ao arquivo e grelha exploratória), sendo que ambas contribuíram para a melhoria do desempenho do algoritmo e, conseqüentemente, para determinar as soluções de compromisso.

A Entropia de Shannon e o AHP foram os métodos utilizados para a atribuição de pesos aos critérios, sendo que a primeira metodologia deverá ser aplicada por decisores mais inexperientes (uma vez que é objetiva e se baseia na informação existente) e a segunda permite uma ponderação mais subjetiva e flexível dos pesos dos critérios, com base na experiência do gestor de projeto.

A atribuição dos pesos permite a utilização de métodos de ordenamento de soluções, como o TOPSIS e o VIKOR, que tendo o mesmo objetivo originam *rankings* diferentes. Com o objetivo de tornar o *ranking* das soluções mais robusto, sugere-se um método híbrido que conjuga os *scores* das duas metodologias, destacando as soluções que são melhores em ambos os métodos.

A metodologia proposta permite resolver problemas de otimização multiobjetivo em problemas de *trade-off*, suportando as decisões do gestor de projeto. Contudo, as ferramentas utilizadas encontram aplicações em diversas áreas.

KEYWORDS

Project Management, Multiobjective Optimization, Multicriteria Decision Methods, Shannon's entropy, Multiobjective Simulated Annealing, AHP, TOPSIS, VIKOR

ABSTRACT

Nowadays, project management implies the decision-making regarding problems with increased complexity, with more variables and objectives to optimize and/or to fulfil, which are conflicting with each other.

In this context, it is proposed a framework composed by a multiobjective optimization method and multicriteria decision-making methods, which at first, allow for the weight attribution and, secondly, to rank the solutions allowing the project manager to support its decision.

Multiobjective Simulated Annealing is the multiobjective optimization method chosen, due to its simplicity and versatility, allowing the study of the incorporation of two search strategies (return to archive and exploratory grid), which improved algorithm performance, increasing the number of non-dominated solutions found.

Shannon's entropy and AHP were the chosen methods for weighting criteria. Junior project managers should choose the first method (since it is objective and based in the existing information) and the latter is more subjective and flexible, relying on the decision's experience.

Weighing allows the ranking of the compromise solutions, like TOPSIS and VIKOR, which, although they the same objective, produce different rankings. In this context, an hybrid method combining both method were proposed to deliver a more robust ranking method, highlighting the best solutions from both methods.

The methodology proposed allows the resolution of multiobjective optimization regarding trade-off problems, supporting the project manager's decisions. However, the methods used might be used in many different fields.

LISTA DE SÍMBOLOS E ABREVIATURAS

Lista de Abreviaturas

AHP	<i>Analytic Hierarchy Process</i>
AS	Arrefecimento Simulado
ASMO	Arrefecimento Simulado Multiobjetivo
DTCQTP	<i>Discrete time-cost-quality trade-off problems</i>
MMCAD	Métodos Multicritério de Apoio à Decisão
TOPSIS	<i>Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solutions</i>
VBA	<i>Visual Basic for Applications</i>
VIKOR	<i>VlseKriterijumska Optimizacija I Kompromisno Resenje</i>

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 1 - EVOLUÇÃO DOS TIPOS DE MODELOS NECESSÁRIOS COM BASE NA EVOLUÇÃO DOS OBJETIVOS CONTRATUAIS EM PROJETOS, ADAPTADO (EL-RAYES & KANDIL, 2005)	29
FIGURA 2 - REPRESENTAÇÃO DAS SOLUÇÕES DOMINADAS (LARANJA) E NÃO-DOMINADAS (AZUL) DE UM PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO	31
FIGURA 3 - REPRESENTAÇÃO DAS SOLUÇÕES DOMINADAS (LARANJA, NÃO-DOMINADAS (AZUL) E DOMINANTE (VERDE) DE UM PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO	32
FIGURA 4 - ALGORITMO DO ARREFECIMENTO SIMULADO UNIOBJETIVO	35
FIGURA 5 - ALGORITMO DO ARREFECIMENTO SIMULADO MULTIOBJETIVO	37
FIGURA 6 - ESQUEMA SIMPLIFICADO DA FERRAMENTA PROPOSTA	48
FIGURA 7 - FLUXOGRAMA DO ASMO PROPOSTO, INCLUINDO O REGRESSO À BASE E A GRELHA EXPLORATÓRIA	50
FIGURA 8 - EXEMPLO DA EVOLUÇÃO DA PROBABILIDADE DE ACEITAÇÃO DA SOLUÇÃO COM O NÚMERO DE CICLOS DE TEMPERATURA	53
FIGURA 9 – EXEMPLO BIDIMENSIONAL DA GRELHA EXPLORATÓRIA	55
FIGURA 10 - ALGORITMO DO MÉTODO HÍBRIDO DE ORDENAMENTO DE SOLUÇÕES	56
FIGURA 11 – REDE DAS ATIVIDADES DO PROJETO (EYDI, FARUGHI, & ABDI, 2016)	58
FIGURA 12 - ESQUEMA DE DEMONSTRAÇÃO DA MULTIPLICIDADE DE MODOS DE EXECUÇÃO DE CADA ATIVIDADE DO PROJETO (ZHENG, 2014)	59
FIGURA 13 - EXEMPLO DA FOLHA DE CÁLCULO PARA A DETERMINAÇÃO DOS PESOS DOS CRITÉRIOS PELO AHP	60
FIGURA 14 - EXEMPLO DA FOLHA DE CÁLCULO COM A CODIFICAÇÃO DO PROBLEMA	61
FIGURA 15 - EXCERTO DA TABELA COM OS MODOS DE EXECUÇÃO DE CADA ATIVIDADE E OS RESPECTIVOS VALORES DE TEMPO, CUSTO E QUALIDADE	61
FIGURA 16 - GRELHA EXPLORATÓRIA	63
FIGURA 17 - TOTAL DE SOLUÇÕES (AZUL) E SOLUÇÕES NÃO-DOMINADAS (VERMELHO) ENCONTRADAS PELO ASMO COM $A=0.1$	64
FIGURA 18 - TOTAL DE SOLUÇÕES (AZUL) E SOLUÇÕES NÃO-DOMINADAS (VERMELHO) ENCONTRADAS PELO ASMO COM $A=0.5$	65
FIGURA 19 - TOTAL DE SOLUÇÕES (AZUL) E SOLUÇÕES NÃO-DOMINADAS (VERMELHO) ENCONTRADAS PELO ASMO COM $A=0.9$	65
FIGURA 20 - FRENTE DE PARETO OBTIDA PELO ASMO (ESQUERDA PARA A DIREITA E DE CIMA PARA BAIXO): SEM ARTIFÍCIOS, COM A GRELHA EXPLORATÓRIA (SEIS VEZES), COM A GRELHA EXPLORATÓRIA ILIMITADA, COM O REGRESSO À BASE E COM O REGRESSO À BASE E A GRELHA (SEIS VEZES)	67
FIGURA 21 - TOP10 DAS DEZ EXPERIÊNCIAS COMPUTACIONAIS REALIZADAS (PONTOS COLORIDOS) EM COMPARAÇÃO COM AS SOLUÇÕES NÃO-DOMINADAS OBTIDAS (PONTOS ROXOS)	70

ÍNDICE DE TABELAS

TABELA 1 – TABELA DE DECISÃO	38
TABELA 2 - ESCALA DE AVALIAÇÃO ENTREPARES DOS ELEMENTOS DA MATRIZ DE COMPARAÇÃO (BELLVER & MELLADO, 2005)	39
TABELA 3 - PROCEDIMENTO DO MÉTODO DO AHP	40
TABELA 4 – PROCEDIMENTO DO MÉTODO DA ENTROPIA DE SHANNON	41
TABELA 5 – PROCEDIMENTO DO MÉTODO TOPSIS	42
TABELA 6 – PROCEDIMENTO DO MÉTODO VIKOR	43
TABELA 7 – DADOS DE TEMPO, CUSTO E QUALIDADE DOS MODOS DE CADA ATIVIDADE E DO PESO DE CADA UMA PARA A QUALIDADE FINAL DO PROJETO (EYDI, FARUGHI, & ABDI, 2016)	59
TABELA 8 - GRELHA EXPLORATÓRIA	63
TABELA 9 - TESTES COMPUTACIONAIS PARA ESCOLHA DA TAXA DE ARREFECIMENTO (A)	64
TABELA 10 - TESTES COMPUTACIONAIS PARA ESTUDO DO EFEITO DA GRELHA EXPLORATÓRIA NA PESQUISA	66
TABELA 11 - PARAMETRIZAÇÃO DO ASMO	68
TABELA 12 - PESOS DOS CRITÉRIOS OBTIDOS PELO MÉTODO DA ENTROPIA DE SHANNON NAS DEZ EXPERIÊNCIAS COMPUTACIONAIS REALIZADAS	68
TABELA 13 – EXEMPLO DO <i>RANKING</i> DAS SOLUÇÕES OBTIDO PELO TOPSIS, PELO VIKOR E PELO MÉTODO HÍBRIDO PROPOSTO	69
TABELA 14 - TOP10 DAS SOLUÇÕES OBTIDAS PELO MÉTODO HÍBRIDO, INCLUINDO OS MODOS DE EXECUÇÃO A UTILIZAR PARA CADA ATIVIDADE E O TEMPO, CUSTO E QUALIDADE FINAIS DO PROJETO	70
TABELA 15 - TABELA DE APOIO À CONSTRUÇÃO DA GRELHA EXPLORATÓRIA	87

ÍNDICE

1	INTRODUÇÃO	23
1.1	Enquadramento geral	23
1.2	Motivação	24
1.3	Objetivos	24
1.4	Estrutura da dissertação	25
2	ENQUADRAMENTO TEÓRICO	29
2.1	Introdução	29
2.2	Metodologia	30
2.2.1	Métodos de Otimização Multiobjetivo	31
2.2.2	Arrefecimento Simulado	33
2.2.3	Arrefecimento Simulado Multiobjetivo	36
2.3	Métodos Multicritério de Apoio à Decisão	38
2.3.1	Método AHP	39
2.3.2	Entropia de Shannon	40
2.3.3	Método TOPSIS	41
2.3.4	Método VIKOR	42
3	PROPOSTA DE FERRAMENTA PARA PROBLEMAS <i>TRADE-OFF</i>	47
3.1	Formulação matemática de um problema de trade-off entre tempo, custo e qualidade	47
3.2	Descrição da ferramenta proposta	48
3.3	Arrefecimento Simulado Multiobjetivo	49
		50
3.3.1	Criação de novas alternativas	51
3.3.2	Planeamento do arrefecimento	51
3.3.3	Critérios de dominância e arquivamento	52
3.3.4	Critério de aceitação	52
3.3.5	Estratégia de regresso ao arquivo	53
3.3.6	Grelha exploratória	54
3.4	Determinação dos pesos dos critérios	55
3.5	Método híbrido para ordenamento de soluções	55

4	EXPERIÊNCIAS COMPUTACIONAIS	58
4.1	Descrição do problema	58
4.2	Implementação	60
4.2.1	Detalhes da implementação no <i>Excel</i>	61
4.2.2	Detalhes da construção da grelha exploratória	62
4.3	Análise de resultados	63
4.3.1	Otimização da Taxa de Arrefecimento	63
4.3.2	Efeito da grelha exploratória	66
4.3.3	Parametrização do ASMO	67
4.3.4	Resultados da Entropia de Shannon	68
4.3.5	Resultados do método híbrido de ordenamento de soluções	68
4.3.6	Comparação das soluções obtidas nos diferentes testes	69
5	CONCLUSÕES E PROPOSTAS DE TRABALHO FUTURO	73
5.1	Conclusão	73
5.2	Propostas de trabalho futuro	74
6	BIBLIOGRAFIA	79
7	ANEXOS	83
7.1	ASMO em VBA	83
7.2	Tabela de apoio à construção da grelha exploratória	87

INTRODUÇÃO

1.1 ENQUADRAMENTO GERAL

1.2 MOTIVAÇÃO

1.3 OBJETIVOS

1.4 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo, pretende-se abordar a importância da gestão de projetos na atividade das empresas num contexto económico global competitivo. Face a este cenário, as organizações vêem-se obrigadas a gerir os seus recursos eficazmente e, por isso, torna-se imperioso tomar decisões fundamentadas na informação existente e com base em ferramentas de otimização e apoio à decisão.

1.1 Enquadramento geral

Um projeto é um conjunto de atividades alinhadas e interdependentes entre si para atingir um fim específico. Os projetos podem ser dos mais variados tipos, como por exemplo, a construção de um prédio, a organização de uma viagem, o desenvolvimento de um *software*, a melhoria nas linhas de produtos e serviços, entre outros.

Atualmente, nas organizações que utilizam projetos para fazer um produto, realizar uma tarefa ou prestar um serviço, a gestão de projetos torna-se indispensável. A gestão de projetos aplica conhecimentos e utiliza técnicas e ferramentas envolvendo o planeamento, acompanhamento e controlo das atividades inerentes aos projetos, de forma a garantir o cumprimento dos seus requisitos.

O controle do orçamento, o tempo despendido para executar um projeto, assim como a qualidade do serviço ou produto são requisitos importantes a considerar no projeto e abordados pela gestão de projetos.

O gestor de projeto (decisor) é sistematicamente confrontado com a necessidade de executar a obra o mais rapidamente possível (reduzindo o tempo de execução), ao menor custo e com o máximo de qualidade. Não obstante a sua experiência, em projetos com um grande número de atividades interligadas, com diferentes modos de execução, a escolha da melhor alternativa não é trivial, sendo inclusive improvável que encontre uma solução que optimize simultaneamente todos os objetivos (requisitos). Uma vez que estes se influenciam constantemente e de forma conflituosa, dependendo dos meios e metodologias alocados a cada uma das atividades do projeto, implica que o gestor de projetos possua ferramentas capazes de o auxiliar na tomada da melhor decisão em tempo útil, de forma a garantir o cumprimento dos requisitos do projeto.

Neste sentido, nos últimos anos, tem-se assistido ao desenvolvimento de metodologias de otimização de apoio à decisão na gestão de projetos, quer sejam métodos de otimização multiobjetivo ou métodos de decisão multicritério.

No âmbito desta dissertação, pretende-se resolver um problema de otimização de tempo-custo-qualidade e suas implicações na gestão de projetos, bem como testar e sugerir diferentes métodos de otimização de apoio à decisão, incluindo metodologias híbridas, que permitam encontrar a melhor solução possível para os problemas que envolvam os fatores ou considerados.

1.2 Motivação

A questão da minimização do tempo e custo e a maximização da qualidade de um projeto pode ser traduzido num problema de otimização multiobjetivo. Este tipo de problema é denominado por problema de *trade-off* (ou compromisso) porque as soluções que geralmente se encontram são soluções de compromisso que garantem que, pelo menos um dos objetivos é otimizado e que, só será possível melhorá-lo, prejudicando um ou mais objetivos.

Os métodos de otimização multiobjetivo, com base em estratégias meta-heurísticas, são usados nos mais diversos ramos da ciência e da engenharia. São exemplos a otimização da produção de três *grades* de gasolina numa indústria petroquímica (Suman B. , 2005), a otimização de sistemas de fabrico reconfiguráveis (Benderbal, Dahane, & Benyoucef, 2018), entre outros.

Da mesma forma, os métodos multicritério encontram aplicações em áreas em que é necessário escolher entre diferentes alternativas consoante os critérios definidos pelo decisor. Encontram-se aplicações em áreas como as energias renováveis (Kumar, et al., 2017), a agricultura (Bellver & Mellado, 2005), a gestão de recursos empresariais (Motaki & Kamach, 2017) ou a seleção de materiais (Hafezalkotob & Hafezalkotob, 2016), por exemplo.

As soluções dos métodos multiobjetivos para problemas de *trade-off* são também designadas por soluções não-dominadas ou soluções de Pareto e, em conjunto, formam a frente de Pareto. A sua determinação é importante para o gestor, uma vez que permite avaliar o compromisso entre os diferentes critérios, através da redução do número de soluções que terá que avaliar.

No entanto, esse número poderá ser elevado e, por isso, torna-se necessário utilizar ferramentas, nomeadamente, os métodos multicritério, que permitam auxiliar o gestor na tomada de decisão, através da atribuição de pesos para os critérios (objetivos) e que permitam o ordenamento das soluções de *trade-off*. Com as soluções ordenadas em função da preponderância dos critérios, o decisor poderá então escolher a solução que melhor atender aos requisitos do projeto.

Resumindo, os métodos multiobjetivo e multicritério são abrangentes nas suas áreas de aplicação e, por isso, são ferramentas versáteis e poderosas ao serviço dos profissionais nas mais diversas áreas do conhecimento, justificando assim a aposta na sua exploração.

Este trabalho visa aplicar uma abordagem multiobjetivo num problema de *trade-off* tempo-custo-qualidade aplicado à gestão de projetos, e usar métodos multicritério na atribuição de pesos para os critérios e na ordenação das soluções de compromisso.

1.3 Objetivos

O principal objetivo deste trabalho consiste na proposta de um *framework* para a resolução de problemas de otimização *trade-off* entre tempo-custo-qualidade aplicados à gestão de projetos. Para o efeito, após a definição do problema, pretende-se usar uma

abordagem multiobjetivo para determinar a frente de Pareto e, posteriormente, ordenar essas soluções com base nos valores dos critérios (tempo, custo e qualidade) e nos seus pesos, recorrendo a métodos multicritério.

1.4 Estrutura da dissertação

No primeiro capítulo da dissertação, pretende-se explicar o que são problemas de *trade-off* e qual a sua importância, bem como a motivação e os objetivos deste trabalho.

No segundo capítulo, pretende-se fazer um enquadramento teórico das ferramentas a utilizar, nomeadamente o método de otimização multiobjetivo (Arrefecimento Simulado Multiobjetivo), que permite encontrar as soluções não-dominadas do problema, e as ferramentas de atribuição de pesos aos critérios (*Analytic Hierarchy Process* e a Entropia de Shannon) e de ordenamento (ou *ranking*) das alternativas com base nos pesos e valores dos critérios (TOPSIS e VIKOR).

No terceiro capítulo, apresenta-se o *framework* sugerido para a resolução dos problemas de *trade-off*, incluindo os parâmetros a considerar no Arrefecimento Simulado Multiobjetivo (ASMO), o seu desempenho com a utilização do conceito da grelha exploratória e, por fim, a descrição de uma estratégia de *ranking* das soluções.

No quarto capítulo, apresenta-se um problema específico que se pretende resolver, descreve-se a implementação das ferramentas mencionadas e analisam-se os resultados obtidos através de experiências computacionais.

Por último, no quinto capítulo, apresentam-se as conclusões da dissertação e as sugestões de trabalho futuro.

ENQUADRAMENTO TEÓRICO

2.1 INTRODUÇÃO

2.2 METODOLOGIA

2.3 MÉTODOS MULTICRITÉRIO DE APOIO À DECISÃO (MMCAD)

2 ENQUADRAMENTO TEÓRICO

A competitividade entre as organizações num contexto global obrigou as empresas a focarem-se na gestão de projetos, de forma a rentabilizar os recursos existentes enquanto cumprem os requisitos impostos pelos clientes.

Nesse contexto, apresentam-se neste capítulo os fundamentos teóricos dos métodos multiobjetivo e multicritério utilizados na ferramenta proposta de apoio à tomada de decisão.

2.1 Introdução

A gestão de projetos implica o planeamento de um conjunto de atividades, a sua monitorização e controlo, de forma a atingir um objetivo pré-definido, garantindo que se cumprem um conjunto de especificações previamente estabelecidas (Babu & Suresh, 1996).

Historicamente, a otimização de projetos tinha como objetivo a minimização do custo e, a partir dos anos 90, o tempo de execução também passou a ser considerado (Figura 1). Mais tarde, no final dessa década, a maximização da qualidade passou a ser um fator a considerar na gestão de projeto, devido à garantia exigida nos contratos (El-Rayes & Kandil, 2005).

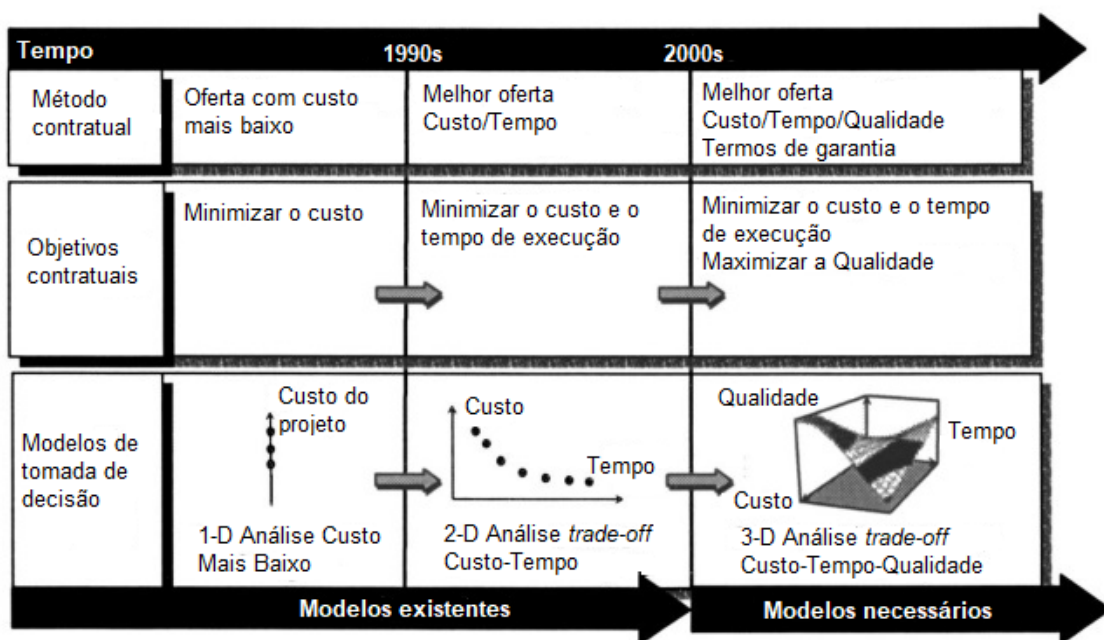


Figura 1 - Evolução dos tipos de modelos necessários com base na evolução dos objetivos contratuais em projetos, adaptado (El-Rayes & Kandil, 2005)

Estes três fatores são especificações do projeto e alvos de otimização, sendo dependentes dos modos de execução de cada atividade e, como se influenciam constantemente entre si, exigem um compromisso (ou *trade-off*) para que a otimização do projeto ocorra, dando origem a problemas discretos do compromisso entre tempo,

custo e qualidade, ou *Discrete time-cost-quality trade-off problems* (DTCQTP) (Eydi, Farughi, & Abdi, 2016) (Monghasemi, Nikoo, Fasaee, & Adamowski, 2015).

Atualmente, começam a surgir outros requisitos a considerar na gestão de projetos que, por exemplo, visam a minimização do impacto ambiental causado pelo projeto (Zheng, 2014) ou que refletem a crescente preocupação com as questões de segurança (Koo, Hong, & Kim, 2015). Contudo, estes fatores não serão considerados neste trabalho.

Uma metodologia para a resolução de DTCQTP inclui a aplicação de algoritmos na resolução de problemas de otimização multiobjetivo, para determinar todas as soluções de Pareto ótimas e, posteriormente, aplicar métodos de decisão multicritério, de forma a atribuir pesos aos objetivos (critérios) para classificar e ordenar as soluções. Esta metodologia tem aplicações em diversas áreas, tais como a gestão de projetos de construção ou de bioenergia.

No artigo de H. Zheng (Zheng, 2014), escolhe-se a melhor opção do *trade-off* de custo-tempo-qualidade-ambiente na gestão de construção de projetos hidroelétricos utilizando um algoritmo híbrido assente em lógica difusa e algoritmos genéticos. No artigo de Afshar et al. (Afshar, Kaveh, & Shoghli, 2007), utiliza-se o algoritmo das colónias de formigas para a otimização multiobjetivo de problemas de *trade-off* tempo-custo-qualidade em projetos de construção. No artigo de El-Rayes (El-Rayes & Kandil, 2005), utiliza-se um algoritmo genético para encontrar as soluções de Pareto num problema de *trade-off* tempo-custo-qualidade na construção de uma autoestrada.

No artigo de Abhishek Kumar (Kumar, et al., 2017), analisam-se os diferentes MMCAD na avaliação de projetos de energias renováveis, de forma semelhante ao trabalho realizado por James A. Scott (Scott, Ho, & Dey, 2012) na avaliação de sistemas de bioenergia.

O artigo de Shahryar Monghasemi (Monghasemi, Nikoo, Fasaee, & Adamowski, 2015), por seu lado, aborda os problemas de *trade-off* de tempo-custo-qualidade em projetos de construção com base num *framework* semelhante ao utilizado no presente trabalho, diferindo apenas nas técnicas utilizadas. A otimização multiobjetivo é efetuada por um algoritmo genético, a atribuição de pesos aos critérios é efetuada por Entropia de Shannon e o ordenamento das soluções é realizado por *Evidential Reasoning*.

2.2 Metodologia

A metodologia seguida no âmbito deste trabalho inclui a caracterização do problema e a aplicação sucessiva de métodos multiobjetivo e multicritério de forma a obter, por ordem, as melhores soluções para o problema. Por fim, pretende-se comparar o desempenho das diferentes técnicas na resolução do problema.

Resumindo, no âmbito deste trabalho, pretende-se resolver um problema de otimização multiobjetivo no planeamento de projetos através de uma meta-heurística, Arrefecimento Simulado, de forma a obter-se um conjunto de alternativas denominadas de frente de Pareto, que formam um conjunto de soluções de compromisso.

Seguidamente, pretende-se atribuir pesos aos critérios através de duas técnicas distintas: o *Analytic Hierarchy Process* (que requer o *input* de um decisor experiente) e o método da Entropia de Shannon (que permite a atribuição de pesos aos critérios, baseando-se na qualidade da informação). Por fim, através de técnicas de *ranking*, como o TOPSIS e o VIKOR, pretende-se ordenar as melhores soluções para o problema.

2.2.1 Métodos de Otimização Multiobjetivo

A otimização multiobjetivo considera problemas que envolvem mais do que uma função objetivo que têm de ser otimizadas simultaneamente. Normalmente, não existe uma única solução que otimiza simultaneamente todos os objetivos. Em vez disso, existe um conjunto de soluções ótimas de Pareto. Uma solução diz-se ótima de Pareto (ou não dominada) se nenhuma das funções objetivo puder ser melhorada, sem piorar uma ou mais das restantes funções. Sem informações adicionais, todas as soluções ótimas de Pareto (também designadas por conjunto ou frente de Pareto) são consideradas igualmente boas.

A título exemplificativo, considere-se um problema multiobjetivo de minimização de dois objetivos (f_1 e f_2) cujas soluções podem ser representadas conforme a Figura 2.

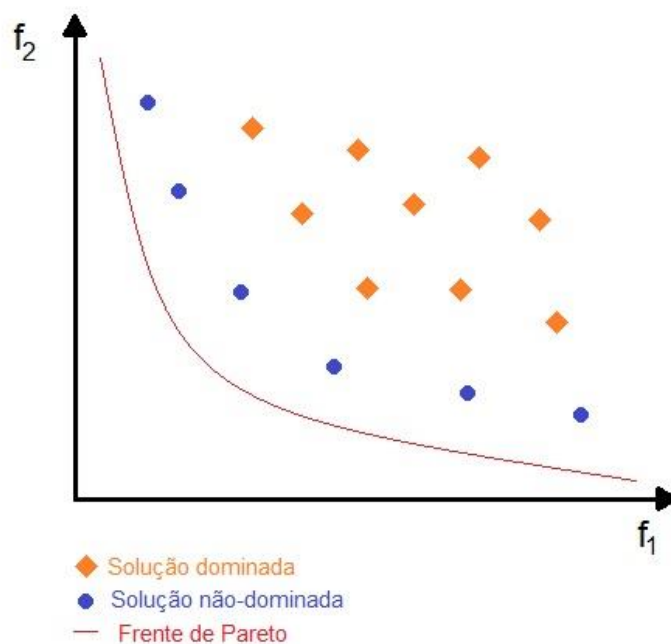


Figura 2 - Representação das soluções dominadas (laranja) e não-dominadas (azul) de um problema de otimização multiobjetivo

Note-se que a linha a vermelha representa a Frente de Pareto teórica do problema de minimização dos dois objetivos e que os pontos representados são de uma iteração i , tal que as soluções não-dominadas ainda se estão a aproximar da frente. As soluções representadas a laranja são as soluções dominadas pelas soluções azuis.

De referir ainda que, caso surgisse uma solução como a representada a verde na Figura 3, essa seria uma solução dominante em relação a todas as outras.

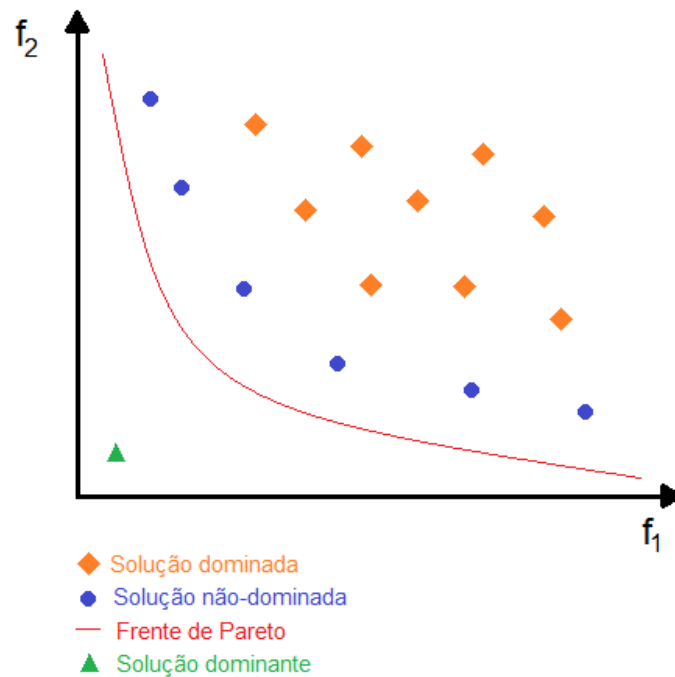


Figura 3 - Representação das soluções dominadas (laranja, não-dominadas (azul) e dominante (verde) de um problema de otimização multiobjetivo

Os métodos de otimização multiobjetivo compreendem um conjunto de técnicas que permitem encontrar as melhores soluções de compromisso para problemas que visam otimizar um conjunto de características (tempo, custo, qualidade, segurança, sustentabilidade, impacto ambiental, etc.), de acordo com o objetivo traçado para cada uma.

Assim, os problemas de *trade-off* são, na verdade, problemas de otimização multiobjetivo, que podem ser descritos genericamente da seguinte forma (Marler & Arora, 2004):

$$\text{Minimizar } F(x) = [F_1(x), F_2(x), \dots, F_k(x)]^T$$

s. a.

$$g_i(x) \leq 0, i = 1, 2, \dots, m$$

$$h_j(x) = 0, j = 1, 2, \dots, n$$

Em que F é o vetor das funções objetivo, k é o número de funções objetivo, g_i ($i = 1, \dots, m$) representa as restrições de desigualdade, e h_j ($j = 1, \dots, n$) representa as restrições de igualdade.

As metodologias de otimização multiobjetivo estão agrupadas em três grupos distintos: métodos exatos (ou de programação matemática), métodos heurísticos e métodos meta-heurísticos.

Os métodos exatos, utilizados na programação linear inteira e combinatória, permitem determinar a existência de relações lineares entre pares de características, mas exigem um esforço computacional para modelar um grande número de atividades bem como as relações complexas existentes. Desta forma, não são usualmente utilizadas para otimizar mais do que um objetivo (Koo, Hong, & Kim, 2015).

Os métodos heurísticos baseiam-se em princípios assentes na experiência prática (*rules of thumb*), sem terem necessariamente uma base científica que os valide. Estes métodos podem obter bons resultados (particularmente se utilizados por pessoas experientes) mas raramente apresentam mais do que uma solução e não garantem que seja a solução ótima (Koo, Hong, & Kim, 2015).

Por fim, existem os métodos meta-heurísticos que compreendem um conjunto de técnicas de pesquisa do espaço de soluções baseadas em diferentes padrões da natureza, seja a combinação genética (Algoritmo Genético), os comportamentos animais (*Particle Swarm Algorithm* – ou Algoritmo da Colónia de Partículas -, *Ant Colony Algorithm* – ou Algoritmo da Colónia de Formigas -, etc.) ou até o comportamento termodinâmico dos materiais (*Simulated Annealing* – ou Arrefecimento Simulado). Estes métodos de otimização combinatória analisam partes do espaço de soluções procurando um conjunto de ótimos locais e, possivelmente, o ótimo global.

Em comparação com os métodos exatos e heurísticos, os métodos meta-heurísticos são mais flexíveis, podendo ser aplicados sem alterações relevantes aos mais diversos problemas combinatórios, tornando-os mais práticos que os demais (Czyak & Jaskiewicz, 1998).

No âmbito deste trabalho, a flexibilidade dos métodos meta-heurísticos aliada à sua capacidade de explorar o espaço de soluções são as principais motivações para a sua utilização.

2.2.2 Arrefecimento Simulado

O Arrefecimento Simulado (AS) é uma meta-heurística para otimização baseada nos princípios da termodinâmica que visa pesquisar os estados de energia mais baixos da matéria. Se um metal líquido for arrefecido lentamente, os seus átomos tenderão a organizar-se de forma a assegurar o menor nível de energia, o que corresponde a um cristal puro (Suman & Kumar, 2006).

As soluções geradas pelo AS assemelham-se aos estados de energia da matéria, sendo que a altas temperaturas as partículas têm liberdade para se moverem mais, a baixas temperaturas, tendem a ficar cada vez mais confinadas, adotando estados de baixa energia, como o estado cristalino nos metais (Smith, Everson, & Fieldsend, 2004).

O AS é um algoritmo popular para resolver problemas de otimização uni-objetivo, convergindo para o ótimo global, se o arrefecimento for suficientemente lento (Geman & Geman, 1984). Apesar de a taxa de arrefecimento requerida para esse propósito tornar o algoritmo demasiado lento, o mesmo é capaz de reproduzir bons resultados com um planeamento de arrefecimento mais célere (Smith, Everson, & Fieldsend, 2004). As principais vantagens do AS são a simplicidade da sua elaboração, a capacidade de resolver problemas discretos e contínuos com facilidade, utilizando poucos recursos de

memória. Para além disso, é um algoritmo eficiente e necessita de menos tempo de CPU que os algoritmos genéticos, uma vez que procura o ótimo através de iterações ponto-a-ponto ao invés de pesquisar numa população de indivíduos (Suman & Kumar, 2006). O conceito base do algoritmo do AS assenta em dois ciclos (Figura 4): o ciclo de arrefecimento, em que se faz o arrefecimento segundo um plano definido, e dentro desse, um segundo ciclo que visa estudar os diferentes estados de energia que a matéria pode adotar, verificando se, após cada perturbação, a energia do sistema baixa.

Genericamente, o AS inclui diversas características próprias (Czyak & Jaszkiwicz, 1998):

- Conceito de vizinhança;
- Aceitação de novas soluções através de cálculo probabilístico;
- Dependência da probabilidade de aceitação em função de um parâmetro designado por temperatura;
- O planeamento do arrefecimento.

A geração da vizinhança de uma solução consiste em causar-lhe uma perturbação, obtendo-se, portanto, uma nova solução que estará na vizinhança do espaço de soluções da original. Em problemas de otimização uni-objetivo, podem ocorrer duas situações:

- A função objetivo da nova solução é melhor ou igual à solução original, sendo que, neste caso, o AS tem um comportamento *greedy*, aceitando a nova solução para a iteração seguinte de geração de uma nova vizinhança.
- A função objetivo da nova solução é pior que a solução original, sendo que, neste caso, o AS aplica um critério de aceitação probabilístico dependente da temperatura. Um dos exemplos mais comuns é o critério de *Boltzman*.

$$p = e^{-\frac{E_{x'} - E_x}{T}}$$

Em que p é a probabilidade de *Boltzman*, E_x e $E_{x'}$ são, respetivamente, os estados de energia da solução x e da sua perturbação, x' , e T é a temperatura do sistema. A probabilidade p é comparada com a uma variável teste, r , gerada aleatoriamente entre 0 e 1. Note-se que, quanto maior for a temperatura, maior será a probabilidade de aceitar a nova solução (cuja função objetivo é pior que a da solução original) e, assim, aumentar a diversidade das soluções, permitindo ao algoritmo “escapar” a ótimos locais.

Contudo, o planeamento do arrefecimento consiste na redução sucessiva da temperatura, à medida que se vai explorando o espaço de soluções e, conseqüentemente, reduzir a probabilidade de aceitar soluções cujos valores das funções objetivo são piores. Assim, genericamente, numa fase inicial, o AS aceita um grande número de soluções piores que as originais, número esse que vai diminuindo progressivamente com a diminuição da temperatura.

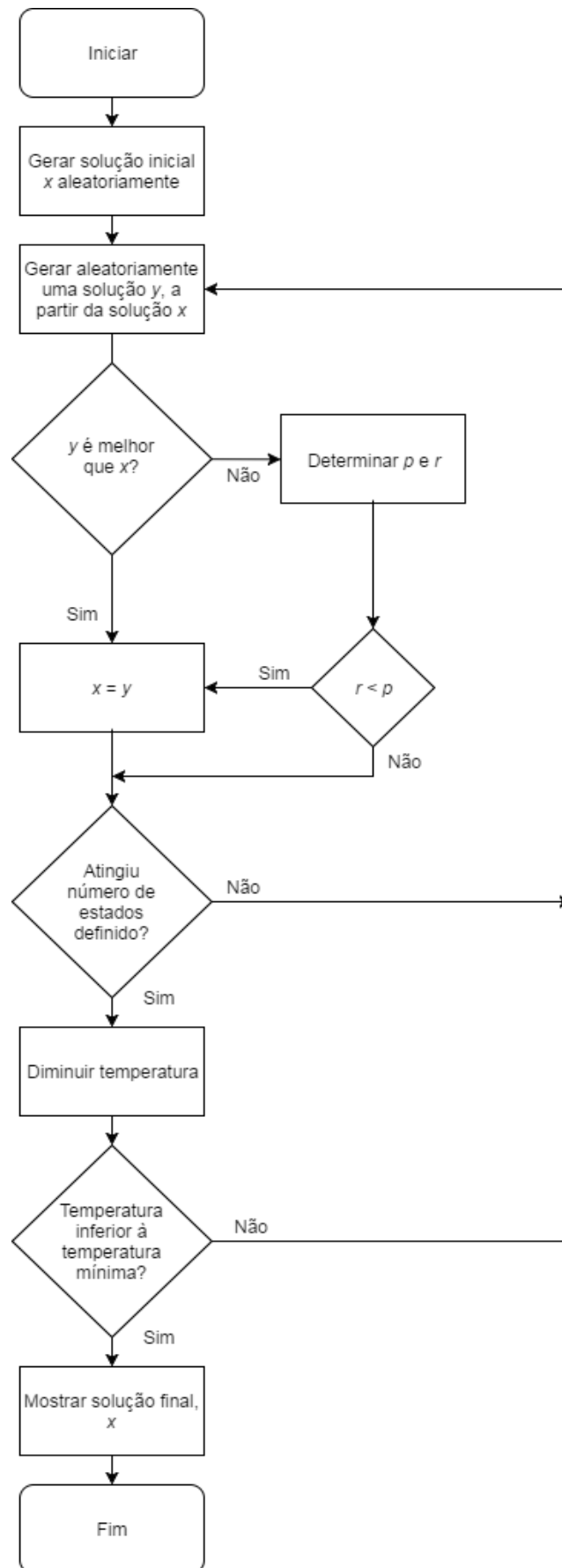


Figura 4 - Algoritmo do Arrefecimento Simulado Uniobjetivo

O planeamento do arrefecimento é uma das características distintivas do AS e, por isso, deve-se ter em consideração que se a temperatura for reduzida demasiado depressa, a probabilidade de aceitar soluções é reduzida rapidamente e, assim, grandes partes do espaço de soluções ficarão por explorar. Por outro lado, se o arrefecimento for muito lento, pode-se gerar demasiadas soluções redundantes, exigindo demasiado esforço computacional (Suppapitnarm, Seffen, Parks, & Clarkson, 2007).

2.2.3 Arrefecimento Simulado Multiobjetivo

O AS é um algoritmo de pesquisa local probabilística e, por isso, é normalmente utilizado para otimizar um único objetivo. Desta forma, existem diversas estratégias para utilizar este algoritmo para resolver problemas multiobjetivo, desde a combinação dos objetivos num único através da média ponderada (Suppapitnarm, Seffen, Parks, & Clarkson, 2007) ou o estudo e avaliação de diferentes critérios para o cálculo da diferença de energia entre estados (Nam & Park, 2000). Este tipo de estratégias requer a atribuição inicial de pesos aos objetivos, apesar da principal vantagem da otimização multiobjetivo residir na possibilidade de decidir sobre os pesos a atribuir a cada objetivo após se obter a frente de Pareto (Smith, Everson, & Fieldsend, 2004).

Uma estratégia alternativa dos algoritmos de Arrefecimento Simulado para a otimização multiobjetivo inclui os conceitos de arquivo de soluções e de relação de dominância ou dominância de Pareto, conforme se pode verificar na Figura 5 (Bandyopadhyay, Saha, Maulik, & Deb, 2008).

O arquivo consiste no conjunto de soluções analisadas que, numa dada iteração, representam um conjunto de soluções da frente de Pareto. Após a última iteração, o arquivo corresponde ao conjunto de soluções que representam o *trade-off* entre os objetivos. As soluções analisadas são avaliadas de acordo com os critérios de dominância:

- Uma solução é designada por solução dominada se todos os seus objetivos forem piores que os de outra solução;
- Uma solução é designada por solução dominante se todos os seus objetivos forem melhores que os de outra solução;
- Uma solução é designada por não-dominada se pelo menos um dos objetivos for claramente melhor que o de outra solução, não sendo possível melhorar os restantes objetivos sem prejudicar o primeiro.

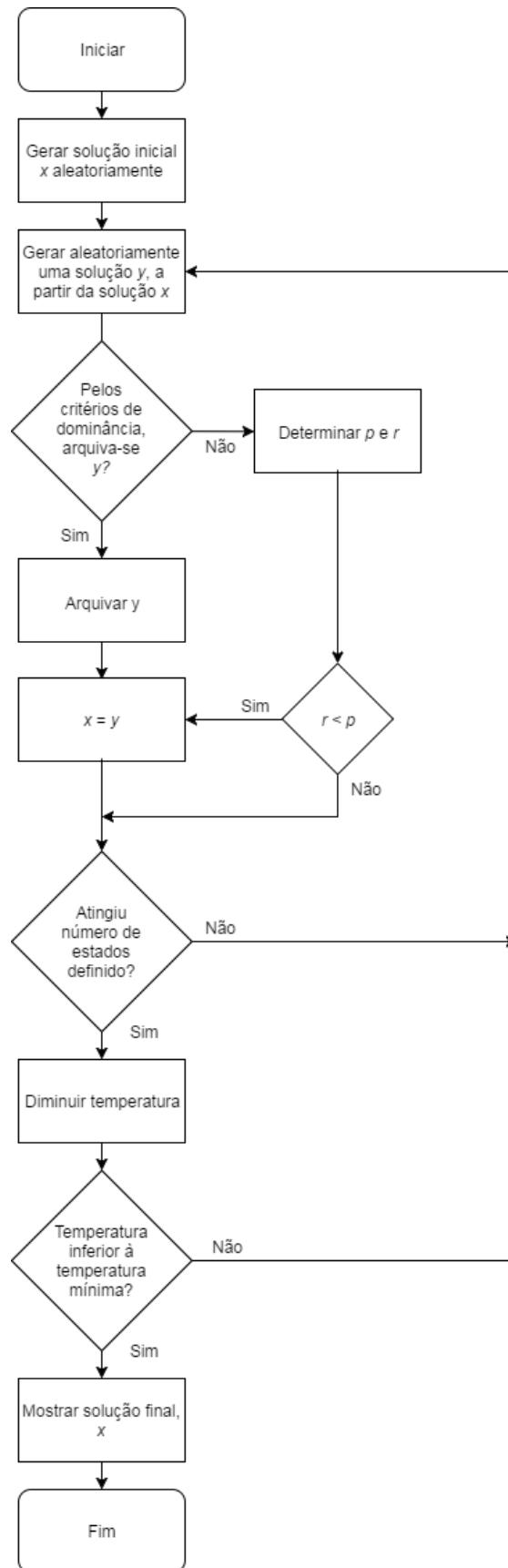


Figura 5 - Algoritmo do Arrefecimento Simulado Multiobjetivo

2.3 Métodos Multicritério de Apoio à Decisão

As soluções ótimas de Pareto obtidas pelos métodos multiobjetivo são soluções de compromisso e, por isso, nenhuma das soluções é indiscutivelmente melhor que as restantes. Por isso, é necessário avaliar cada uma das soluções, de acordo com um determinado número de critérios e da sua relevância. Este contexto conduz à utilização dos Métodos Multicritério de Apoio à Decisão (MMCAD) com o objetivo de ordenar as soluções ótimas de Pareto com base na preponderância dos seus critérios.

Contudo, os critérios devem obedecer a um conjunto de especificações (Sabaei, Erkoyuncu, & Roy, 2015):

- Distinguíveis entre si;
- Devem abranger todos os objetivos;
- Não devem ser redundantes;
- Devem ser no menor número possível;
- Devem ter um significado e uma função.

A organização das especificações dos critérios deve originar uma tabela (Tabela 1) ou uma matriz de decisão com n alternativas (A_1, A_2, \dots, A_n) e m critérios (C_1, C_2, \dots, C_m), sendo que a_{ij} é a ponderação (*score*) do critério i da alternativa j (Sabaei, Erkoyuncu, & Roy, 2015).

Tabela 1 – Tabela de decisão

	A_1	A_2	...	A_n
C_1	a_{11}	a_{12}	...	a_{1n}
C_2	a_{21}	a_{22}	...	a_{2n}
...
C_m	a_{m1}	a_{m2}	...	a_{mn}

Portanto, a matriz de decisão inicial pode ser representada por:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n} \\ \dots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & \dots & a_{mn} \end{bmatrix} = [a_{ij}]_{m \times n}$$

Os MMCAD abrangem essencialmente dois conjuntos de técnicas: as de atribuição de pesos aos critérios e as de ordenação (ou *ranking*) das melhores soluções com base nos pesos.

Relativamente às técnicas de atribuição de pesos, apesar de existirem diversas, optou-se por descrever dois métodos que permitem flexibilizar a ferramenta: o AHP, que se baseia nos *inputs* do decisor e a Entropia de Shannon, que se baseia na qualidade da informação.

Em relação às técnicas de ordenação, existe uma multiplicidade disponível sendo que, no âmbito deste trabalho, optou-se pela utilização da TOPSIS e da VIKOR.

2.3.1 Método AHP

A *Analytic Hierarchy Process* (AHP) é um MMCA popular e que foi proposto por Saaty em 1977 (Saaty, 1977). A sua principal característica reside nas comparações entre pares (*pairwise*) de alternativas, considerando vários critérios, de forma a estimar os seus pesos (Velasquez & Hester, 2013). Para o efeito, o decisor utiliza a escala de avaliação entre pares dos critérios descrita na Tabela 2.

Tabela 2 - Escala de avaliação entre pares dos elementos da matriz de comparação (Bellver & Mellado, 2005)

Intensidade da Importância	Interpretação
1	i e j são igualmente importantes
3	i é ligeiramente mais importante que j
5	i é mais importante que j
7	i é muito mais importante que j
9	i é extremamente mais importante que j
2, 4, 6, 8	Valores de avaliação intermédios

As suas principais vantagens são a sua adaptabilidade, a sua simplicidade (as operações matemáticas envolvidas não são complexas) e permite o foco nos critérios (uma vez que se baseia numa estrutura hierárquica). Por outro lado, a interdependência entre os objetivos e as alternativas pode originar resultados errados, o envolvimento de mais do que um decisor dificulta a atribuição de pesos e exige dados baseados na experiência (Kumar, et al., 2017).

Portanto, se se tratar de um problema não estruturado, o AHP é o método recomendado caso o decisor prefira fazer comparações entre pares dos componentes do problema (Sabaei, Erkoyuncu, & Roy, 2015).

Considerando que os critérios a avaliar já se encontram definidos, bem como as alternativas possíveis, o método AHP segue o procedimento descrito na Tabela 3 (Bellver & Mellado, 2005).

Tabela 3 - Procedimento do método do AHP

Método AHP

Passo 1: Preencher uma matriz de comparação entre pares B de ordem n em que n corresponde ao número de critérios, atribuindo a importância relativa de um elemento i em relação a um elemento j , utilizando para o efeito a escala apresentada da Tabela 2 e garantindo as propriedades abaixo mencionadas

$$B = [b_{ij}]$$

$$1 \leq i, j \leq n$$

Propriedades de B :

Reciprocidade – Se $b_{ij} = x$, então $b_{ji} = 1/x$, com $1/9 \leq x \leq 9$

Homogeneidade – Se os elementos i e j são considerados iguais, então $a_{ij} = a_{ji} = 1$ e $a_{ii} = 1$ para todos os i

Consistência - $a_{ik} \times a_{kj} = a_{ij}$, $1 \leq i, j, k \leq n$

Passo 2: Criar a matriz normalizada de comparação B_{norm} a partir da matriz B tornando igual a 1 todas as entradas de cada coluna, tal que cada elemento \bar{b}_{ij} seja calculado como:

$$\bar{b}_{ij} = \frac{b_{ij}}{\sum_{k=1}^m b_{kj}}$$

Passo 3: Calcular os pesos w_i

$$w_i = \frac{\sum_{j=1}^m \bar{b}_{ij}}{m}$$

2.3.2 Entropia de Shannon

O conceito de entropia tem origem na termodinâmica e serve para medir o grau de desordem de um sistema, ou seja, é uma medida do caos (Lee & Chang, 2018). Contudo, a aplicação desse conceito à teoria da comunicação foi desenvolvida por Shannon em 1948 (Shannon, 1948) com o objetivo de avaliar a informação esperada numa determinada mensagem. Dessa forma, a entropia da comunicação é um critério do grau de incerteza representado por uma distribuição probabilística discreta (Hafezalkotob & Hafezalkotob, 2016).

O conceito de entropia pode ser aplicado com sucesso no processo de tomada de decisão porque lida com a incerteza existente nos conjuntos de dados e clarifica a informação intrínseca transferida pelo decisor (Hafezalkotob & Hafezalkotob, 2016).

O método da Entropia de Shannon lida com pesos objetivos, uma vez que os seus valores resultam diretamente dos dados reais, enquanto que outros métodos como o AHP lidam com pesos subjetivos por se basearem nas opiniões dos decisores (Lee & Chang, 2018).

O peso dos critérios atribuídos pelo método da Entropia de Shannon são tanto maiores, quanto menores forem os valores de entropia, porque quanto menor for a entropia, melhor é a qualidade da informação (Lee & Chang, 2018).

O método da Entropia de Shannon segue o procedimento descrito na Tabela 4 (Lee & Chang, 2018).

Tabela 4 – Procedimento do método da Entropia de Shannon

Método de Entropia de Shannon

Passo 1: Normalizar a matriz de decisão A , criando a matriz R

$$r_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sum_{j=1}^n a_{ij}}, i = 1, 2, \dots, m \text{ e } j = 1, 2, \dots, n$$

Passo 2: Calcular a entropia, e_i

$$e_i = -\frac{1}{\ln(n)} \sum_{j=1}^n r_{ij} \ln(r_{ij}), i = 1, 2, \dots, m$$

Passo 3: Calcular o peso de cada critério, w_i

$$w_i = \frac{1 - e_i}{\sum_{i=1}^m (1 - e_i)}, i = 1, 2, \dots, m$$

2.3.3 Método TOPSIS

O método *Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solutions* (TOPSIS) foi desenvolvido por Hwang e Yoon em 1981, cujo objetivo permite escolher as alternativas que estão simultaneamente mais próximas da solução ótima e mais distantes da pior solução (Behzadian, Otaghsara, Yazdani, & Ignatius, 2012).

A aplicação desta técnica exige que os atributos/critérios tenham valores numéricos e unidades mensuráveis e permite o ordenamento das alternativas. Por outro lado, não exige que as preferências dos atributos sejam independentes (Behzadian, Otaghsara, Yazdani, & Ignatius, 2012). Contudo, não permite atribuir pesos aos critérios de avaliação, uma vez que prioriza a comparação das alternativas com cenários hipotéticos (a melhor e a pior soluções ideais), o que pode causar problemas de reversão de ordem em problemas mais dinâmicos (Kreuzberg, Rodrigues, Jeske, & Junior, 2017).

Considerando a matriz de decisão A com a pontuação das alternativas em relação a cada critério (Tabela 1), as etapas do método TOPSIS estão descritas na Tabela 5 (Lee & Chang, 2018).

Tabela 5 – Procedimento do método TOPSIS

Método TOPSIS**Passo 1:** Construir a matriz de decisão normalizada R

$$r_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sqrt{\sum_{j=1}^n a_{ij}^2}}, i = 1, 2, \dots, m \text{ e } j = 1, 2, \dots, n$$

Passo 2: Construir a matriz de decisão normalizada ponderada, V

$$v_{ij} = w_i r_{ij}$$

Sendo w_i o peso do critério e sabendo que:

$$\sum_{i=1}^m w_i = 1$$

Passo 3: Determinar a solução ideal positiva (SIP) e a solução ideal negativa (SIN), denotadas como A^* e A^- , respetivamente.

$$\begin{aligned} A^* &= \{(\max v_{ij} | i \in I) \text{ ou } (\min v_{ij} | i \in I')\}, i = 1, 2, \dots, m \\ &= \{v_1^*, v_2^*, \dots, v_n^*\} \\ A^- &= \{(\min v_{ij} | i \in I) \text{ ou } (\max v_{ij} | i \in I')\}, i = 1, 2, \dots, m \\ &= \{v_1^-, v_2^-, \dots, v_n^-\} \end{aligned}$$

Em que I e I' são os conjuntos de critérios que representam benefícios e custos, respetivamente.**Passo 4:** Calcular as distâncias de cada alternativa ao SIP e ao SIN

$$\begin{aligned} S_i^* &= \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - v_j^*)^2}, i = 1, 2, \dots, m \\ S_i^- &= \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - v_j^-)^2}, i = 1, 2, \dots, m \end{aligned}$$

Passo 5: Calcular o coeficiente de proximidade (C_i^*) e ordenar as alternativas

$$C_i^* = \frac{S_i^-}{S_i^* + S_i^-}, i = 1, 2, \dots, m$$

Sendo que $C_i^* \in [0; 1]$.

Desta forma, será possível ordenar as alternativas, consoante o seu coeficiente de proximidade e o tipo de critério que representam (benefício ou custo).

2.3.4 Método VIKOR

O método *ViseKriterijumska Optimizacija I Kompromisno Resenje* (VIKOR) baseia-se na programação de compromisso de Yu (1973) e Zeleny (1982) e foi apresentada em 1998

por Opricovic e permite ponderar a importância das distâncias em relação aos cenários ideais, o que resulta num *ranking* das alternativas mais estável do que no método TOPSIS (Kreuzberg, Rodrigues, Jeske, & Junior, 2017).

O método segue quatro passos: determinação da medida de utilidade, determinação da medida de arrependimento (*regret*), determinação dos valores máximos e mínimos e a priorização das alternativas (Yazdani & Graeml, 2014), conforme a Tabela 6 (Lee & Chang, 2018).

Tabela 6 – Procedimento do método VIKOR

Método VIKOR

Passo 1: Determinar a solução positiva inicial f_j^* (SPI) e a solução negativa inicial f_j^- (SNI)

$$f_j^* = \{\max_j a_{ij} | i \in I_1\}, f_j^* = \{\min_j a_{ij} | i \in I_2\}, i = 1, 2, \dots, m$$

$$f_j^- = \{\min_j a_{ij} | i \in I_1\}, f_j^- = \{\max_j a_{ij} | i \in I_2\}, i = 1, 2, \dots, m$$

Em que I_1 e I_2 são os conjuntos de critérios de benefícios e de custos, respetivamente.

Passo 2: Calcular os valores de S_j e R_j

$$S_j = \sum_{i=1}^m \frac{w_i (f_i^* - a_{ij})}{(f_i^* - f_i^-)}, j = 1, 2, \dots, n$$

$$R_j = \max_i \left[\frac{w_i (f_i^* - a_{ij})}{(f_i^* - f_i^-)} \right], j = 1, 2, \dots, n$$

Sendo w_i o peso dos critérios.

Passo 3: Calcular Q_j

$$Q_j = v \left(\frac{S_j - S^*}{S^- - S^*} \right) + (1 - v) \left(\frac{R_j - R^*}{R^- - R^*} \right)$$

$$S^* = \min S_j$$

$$S^- = \max S_j$$

$$R^* = \min R_j$$

$$R^- = \max R_j$$

Sendo v considerado como o peso para a estratégia de utilidade máxima do grupo e $(1 - v)$ o peso do arrependimento individual. O valor de v pode ser um entre 0 e 1, sendo usualmente definido como 0.5.

Passo 4: Ordenar as alternativas por ordem decrescente dos valores de Q_j

PROPOSTA DE FERRAMENTA PARA PROBLEMAS *TRADE-OFF*

- 3.1 FORMULAÇÃO MATEMÁTICA DE UM PROBLEMA DE TRADE-OFF ENTRE TEMPO, CUSTO E QUALIDADE
- 3.2 DESCRIÇÃO DA FERRAMENTA PROPOSTA
- 3.3 ARREFECIMENTO SIMULADO MULTIOBJETIVO
- 3.4 DETERMINAÇÃO DOS PESOS DOS CRITÉRIOS
- 3.5 MÉTODO HÍBRIDO PARA ORDENAMENTO DE SOLUÇÕES

3 PROPOSTA DE FERRAMENTA PARA PROBLEMAS *TRADE-OFF*

Neste capítulo, descreve-se a formulação matemática de problemas de *trade-off* tempo-custo-qualidade e pretende-se explorar as metodologias utilizadas na ferramenta proposta, especialmente o Arrefecimento Simulado Multiobjetivo (ASMO) e o método híbrido sugerido para a ordenação das soluções de compromisso com base nos *scores* de duas técnicas distintas: TOPSIS e VIKOR.

3.1 Formulação matemática de um problema de *trade-off* entre tempo, custo e qualidade

A formulação matemática de problemas de *trade-off* de tempo-custo-qualidade é um problema de otimização linear inteiro misto. O problema pode ser descrito considerando que o projeto é constituído por um conjunto de atividades i ($i = 1, \dots, n$), em que cada uma pode ser executada por um conjunto de modos, M_i , em que cada modo de execução k ($k = 1, \dots, M_i$) tem associado os valores do tempo (t), custo (c) e qualidade (q), tal que:

- t_{ik} é o tempo de execução da atividade i no modo k ;
- c_{ik} é o custo de execução da atividade i no modo k ;
- q_{ik} é a qualidade de execução da atividade i no modo k .

Considerando que f_t , f_c e f_q são as funções objetivo do tempo, custo e qualidade, respetivamente, pode-se definir que:

$$\min f_t = S_n + \sum_{k=1}^{M_n} t_{nk} x_{nk}$$

$$\min f_c = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^{M_i} c_{ik} x_{ik}$$

$$\max f_q = \sum_{i=1}^n w_i \sum_{k=1}^{M_i} q_{ik} x_{ik}$$

Em que x_{ik} assume o valor de 1 se a atividade i for executada no modo k (caso contrário é 0), S_i é o tempo de início da atividade i e o peso w_i é o contributo de cada atividade para a qualidade final do projeto. Desta forma, devem-se considerar as seguintes restrições:

$$\sum_{k=1}^{M_i} x_{ik} = 1$$

$$x_{ik} \in \{0, 1\}, i = 1, \dots, n, k = 1, \dots, M_i$$

$$S_i \geq 0$$

Uma vez que se trata de uma rede, deve-se ainda considerar as implicações das precedências na determinação do tempo das atividades, tal que uma atividade j só possa ser executada quando a atividade i que a precede tenha terminado, tal que:

$$S_i + \sum_{k=1}^{M_i} t_{ik}x_{ik} \leq S_j, i = 1, \dots, n-1, j = 2, \dots, n$$

Com base na formulação do problema, é possível partir para a sua implementação considerando que se trata de um problema multiobjetivo em que se pretende minimizar o custo e o tempo e maximizar a qualidade.

3.2 Descrição da ferramenta proposta

A ferramenta proposta pode ser descrita como uma sequência de duas abordagens distintas: a otimização multiobjectivo e o ordenamento das melhores soluções.

Em problemas como o apresentado, com o aumento do número de atividades e de modos de execução é facilmente perceptível que a quantidade de alternativas à disposição do decisor torna inviável a sua análise em tempo útil. A ferramenta proposta (esquematizada na Figura 6) permite adereçar este problema, de forma que seja apresentado ao gestor de projeto apenas as dez melhores soluções do problema.

Por conseguinte, torna-se necessário, numa primeira fase, reduzir o número de alternativas possíveis, através de um método de otimização multiobjectivo, que permita encontrar as soluções de compromisso do problema.



Figura 6 - Esquema simplificado da ferramenta proposta

As soluções de compromisso do problema serão em menor número que as iniciais, mas ainda assim, em quantidade suficiente para que a sua análise constituísse numa tarefa laboriosa para o gestor de projeto.

Por isso, numa segunda fase da ferramenta proposta aplicam-se os MMCAD que permitirão ordenar as soluções, com base na atribuição de pesos aos diferentes critérios. Nesse sentido, numa primeira etapa, propõe-se que a atribuição de pesos seja efetuada por uma de duas técnicas: AHP (para decisores mais experientes) e Entropia de Shannon nos restantes casos. A atribuição de pesos permitirá então ordenar as soluções até se encontrar as dez melhores (TOP10). As metodologias de *ranking* utilizadas são o TOPSIS e o VIKOR sendo que, no âmbito do trabalho, se propõe um método híbrido de ordenação que se baseia nos *scores* das técnicas descritas.

O TOP10 permitirá ao gestor do projeto saber, por ordem decrescente, quais são as melhores alternativas e, face a este número mais reduzido de soluções, tomar as últimas considerações e consequentemente a sua decisão final.

3.3 Arrefecimento Simulado Multiobjetivo

Conforme descrito anteriormente, a primeira etapa de resolução do problema consiste na determinação das soluções de compromisso, ou seja, o conjunto de soluções não-dominadas (ou da frente de Pareto) em que, para uma dada solução, não é possível melhorar um objetivo sem prejudicar um dos restantes.

Neste sentido, optou-se pelo ASMO por se tratar de uma ferramenta simples, compacta e flexível. Com efeito, o algoritmo utilizado partiu da versão genérica com as devidas alterações e adaptações ao problema a resolver, incluindo duas estratégias de pesquisa: o regresso à base (ou regresso ao arquivo) e a grelha exploratória, conforme se observa na Figura 7.

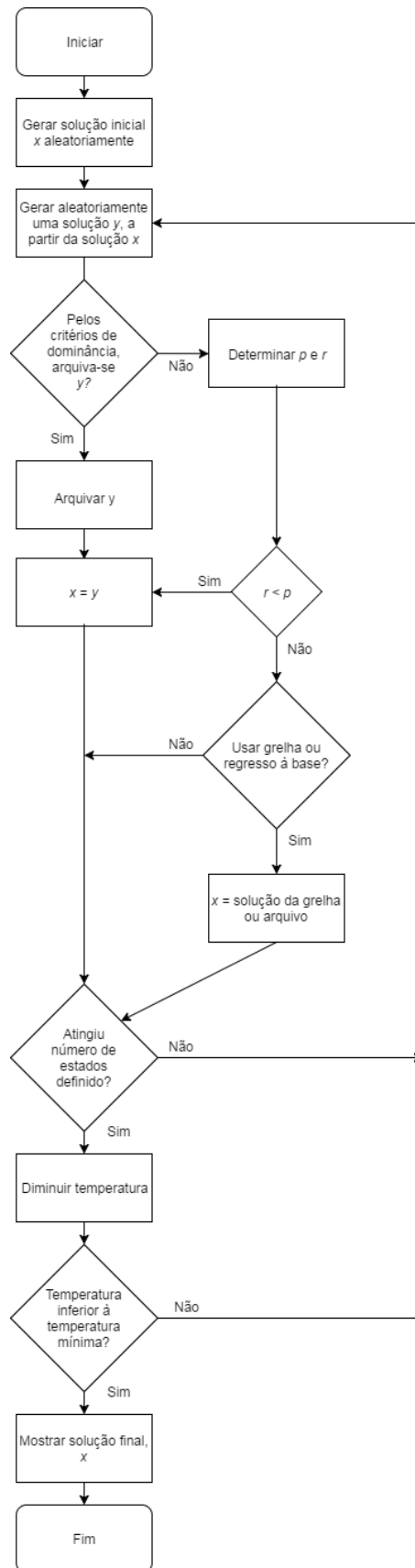


Figura 7 - Fluxograma do ASMO proposto, incluindo o regresso à base e a grelha exploratória

3.3.1 Criação de novas alternativas

Em AS, gera-se uma alternativa a cada iteração causando-se uma perturbação aleatória da alternativa anterior. Dada a natureza combinatória do problema em estudo, a perturbação é causada através de alteração do modo de execução de uma atividade escolhida aleatoriamente. A perturbação é causada pela alteração aleatória do modo de execução, de entre um dos possíveis, de uma das atividades. Após a perturbação, calculam-se os valores de tempo, custo e qualidade da nova alternativa gerada.

3.3.2 Planeamento do arrefecimento

O planeamento do arrefecimento é uma das etapas características deste algoritmo e consiste na redução gradual da temperatura, permitindo reduzir a probabilidade de aceitar soluções piores que as anteriores e, simultaneamente, serve como critério de paragem.

Na resolução do problema, optou-se pela utilização de um valor fixo para a Taxa de Arrefecimento (α), tal que o arrefecimento é determinado pela expressão:

$$T'_i = \alpha T_i$$

Em que T'_i é o novo valor da temperatura e $0 < \alpha < 1$.

Se a Taxa de Arrefecimento for muito elevada, a temperatura decrescerá mais lentamente e, por isso, o algoritmo será capaz de encontrar um número maior de soluções, à custa de um aumento das necessidades computacionais. Se o arrefecimento for muito rápido, fruto duma Taxa de Arrefecimento muito baixa, o espaço de soluções a explorar será diminuto, uma vez que o algoritmo assumirá uma escolha *greedy* das soluções.

A Taxa de Arrefecimento poderia ser ajustada ao longo do algoritmo conforme descrito pela equação de Huang (Huang, Romeo, & Sangiovanni-Vincentelli, 1986):

$$\alpha_i = \max\left(0.5, \exp\left[-\frac{0.7T_i}{\sigma_i}\right]\right)$$

Em que σ_i é o desvio padrão dos valores de f_i das soluções aceites à temperatura T_i . Pode-se concluir que, numa fase inicial do algoritmo em que a temperatura é elevada, o arrefecimento será maioritariamente definido pelo termo fixo (0.5) e, numa fase posterior, para temperaturas baixas, o arrefecimento será mais lento, ajustando-se a intensidade da redução com a variabilidade das soluções obtidas. Com efeito, no âmbito deste trabalho utilizou-se $\alpha = 0.6$.

3.3.3 Critérios de dominância e arquivamento

Uma das características do algoritmo elaborado no âmbito deste trabalho reside na forma como avalia a dominância das soluções, comparando diretamente o tempo, o custo e a qualidade de cada alternativa gerada aleatoriamente.

A primeira etapa consiste em verificar se a nova solução é dominada em relação a cada uma das soluções do arquivo (a primeira solução gerada é invariavelmente a primeira solução do arquivo), ou seja, se o tempo e o custo da nova solução forem maiores ou iguais aos da solução anterior e a qualidade inferior ou igual. Nesse caso, em que todos os objetivos da nova alternativa são iguais ou piores que os das alternativas do arquivo, a solução é dominada e, por isso, não é arquivada.

Posteriormente, verifica-se se todos os objetivos da nova alternativa melhoram em relação a cada uma das alternativas existentes no arquivo. Se forem, essas soluções são dominantes em relação a essas alternativas que são, por isso, eliminadas do arquivo. A nova alternativa é adicionada ao arquivo.

Caso a nova alternativa não seja dominada nem dominante, adiciona-se a mesma ao arquivo. Note-se ainda que uma solução pode ser dominante em relação a uma alternativa do arquivo e não-dominada em relação a outra alternativa.

Resumindo, todas as alternativas que não sejam dominadas por nenhuma alternativa do arquivo, são adicionadas ao arquivo. No caso das alternativas que são dominantes em relação a outras alternativas do arquivo, eliminam-se as alternativas dominadas e adiciona-se a nova alternativa ao arquivo.

O arquivo será o *output* do algoritmo e representa a frente de Pareto para o problema.

3.3.4 Critério de aceitação

A possibilidade de aceitar alternativas que não apresentam melhorias, especialmente para temperaturas elevadas, é uma característica dos algoritmos de AS, acrescentando diversidade ao algoritmo e permitindo que o mesmo escape de ótimos locais.

Todas as alternativas arquivadas são automaticamente aceites como base para a geração da alternativa seguinte. Se a alternativa não foi arquivada, a mesma poderá ser aceite de acordo com a probabilidade dada por (Suppaitnarm, Seffen, Parks, & Clarkson, 2007):

$$p = \prod_{i=1}^M \exp\left(-\frac{[f_i(X_{n+1}) - f_i(X_n)]}{T_i}\right)$$

Em que f_i é o valor da função objetivo do objetivo i , ou seja, o tempo, o custo e a qualidade de cada alternativa. Todavia a formulação foi proposta para problemas de minimização, pelo que a variação de estado de qualidade deve ser escrita de forma inversa, ou seja, $q_i(X_n) - q_i(X_{n+1})$. Assim, tem-se:

$$p = \exp\left(-\frac{[t_i(X_{n+1})-t_i(X_n)]}{T_i}\right) \times \exp\left(-\frac{[c_i(X_{n+1})-c_i(X_n)]}{T_i}\right) \times \exp\left(-\frac{[q_i(X_n)-q_i(X_{n+1})]}{T_i}\right)$$

Em que t_i , c_i e q_i são, respetivamente, o tempo, o custo e a qualidade da alternativa i .

Na Figura 8, pode-se observar um exemplo de como a probabilidade de aceitação varia com o número de ciclos de temperatura ($T_0=5000$ e $\alpha=0.6$) para duas alternativas exemplificativas.

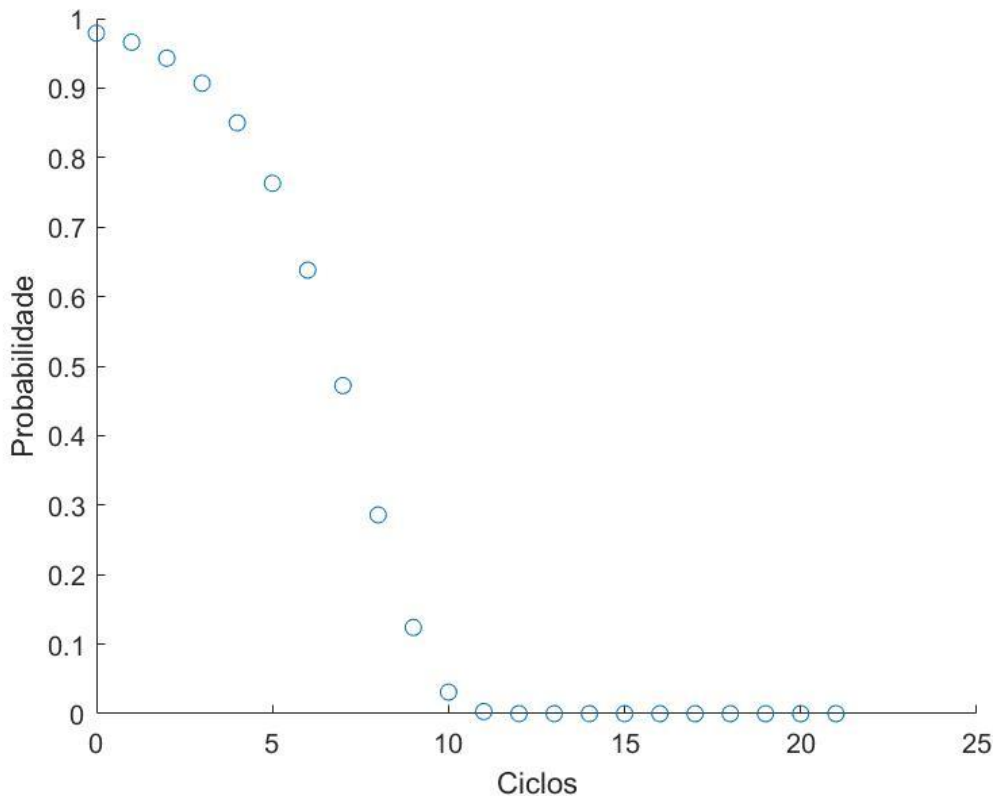


Figura 8 - Exemplo da evolução da probabilidade de aceitação da solução com o número de ciclos de temperatura

A alternativa é aceite se a probabilidade calculada for superior a um número gerado aleatoriamente entre 0 e 1.

3.3.5 Estratégia de regresso ao arquivo

O ASMO é um algoritmo que cria uma nova alternativa a cada iteração pelo que, periodicamente, as alternativas geradas não melhoram em relação às alternativas anteriores. Para evitar que as alternativas geradas se afastem da frente de Pareto, utiliza-se uma estratégia de regresso ao arquivo.

No caso do trabalho em estudo, optou-se por efetuar o regresso às soluções do arquivo para a geração de novas alternativas de cada vez que, após duas iterações consecutivas, as alternativas criadas não tenham sido arquivadas.

Desta forma, é possível conduzir a pesquisa nas proximidades da frente de Pareto, enquanto se variam os pontos da frente que são utilizados para gerar novas soluções.

3.3.6 Grelha exploratória

Face à informação disponível para a resolução do problema, é possível criar uma grelha exploratória que consiste num conjunto pontos admissíveis que serão colocados estrategicamente em regiões do espaço de soluções que permitam aumentar o alcance do algoritmo, por um lado, e aproximar o algoritmo da frente de Pareto mais rapidamente. Por outro lado, permite que o algoritmo não se fixe em ótimos locais e respetivas vizinhanças.

A conceção da grelha exploratória consistiu na criação das alternativas que cujos modos de execução permitem minimizar e maximizar os objetivos tempo, custo e qualidade, de forma independente, e nos casos em que existem mais que dois modos, criar alternativas com modos intermédios.

Desta forma, pretende-se criar pontos de partida no espaço de soluções quando as alternativas criadas são piores que as precedentes. Por outro lado, por se conseguir determinar alternativas em que se minimiza o tempo ou o custo ou se maximiza a qualidade, criam-se as primeiras soluções não-dominadas e, por isso, pontos da frente de Pareto.

Na Figura 9, é possível observar um exemplo bidimensional do intuito da grelha exploratória. Seja a área delimitada a azul como sendo a região admissível de um problema de otimização uni-objetivo (como sendo, o custo) com duas variáveis de decisão x_1 e x_2 (correspondentes às atividades), os pontos definidos para a grelha exploratória pertencem ao espaço de soluções e permitem aumentar a diversidade de pesquisa do algoritmo de otimização.

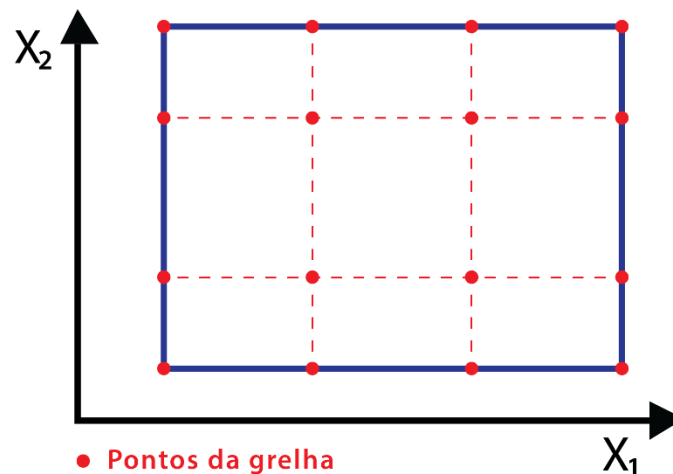


Figura 9 – Exemplo bidimensional da grelha exploratória

3.4 Determinação dos pesos dos critérios

A determinação dos pesos dos critérios pode ser realizada através de dois métodos distintos: AHP e Entropia de Shannon.

No caso do AHP, é necessário o *input* do decisor sobre a importância de cada um dos critérios em relação aos restantes, criando-se uma matriz de decisão, a partir da qual se determinam os pesos dos critérios. Este método requer que o decisor tenha experiência na avaliação da importância dos critérios.

Relativamente à Entropia de Shannon, este método não requer *inputs* por parte do decisor, uma vez que se baseia na qualidade da informação, permitindo que a atribuição dos pesos seja efetuada com base no conjunto de alternativas obtidas na otimização multiobjetivo.

3.5 Método híbrido para ordenamento de soluções

Conforme descrito no enquadramento teórico, os métodos de ordenamento de soluções utilizados são o TOPSIS e o VIKOR. Não obstante serem métodos com o mesmo objetivo, a forma como são executados conduz a *rankings* diferentes que poderiam confundir o decisor, sendo que o mesmo teria que optar por um dos métodos. Contudo, neste trabalho, propõe-se um método híbrido baseado nas classificações de ambos os métodos referidos.

Conforme se observa na Figura 10, o método consiste na determinação dos *scores* de cada solução pelo TOPSIS e o VIKOR (C_j e Q_j , respetivamente). O *score* obtido pelo VIKOR deve ser recalculado como $P_j = 1 - Q_j$.

Deve-se normalizar os *scores* de cada solução, de acordo com as equações seguintes:

$$C_j^n = \frac{C_j - C_{min}}{C_{max} - C_{min}}$$

$$P_j^n = \frac{P_j - P_{min}}{P_{max} - P_{min}}$$

Em que C_{max} e P_{max} são os *scores* máximos obtido pelo TOPSIS e o VIKOR, respetivamente, e sendo C_{min} e P_{min} os *scores* mínimos. Os valores de C_j^n e P_j^n são os *scores* normalizados dos dois métodos de cada solução j .

O *score* de cada solução j obtido pelo método híbrido, S_j , resulta da seguinte equação:

$$S_j = \frac{C_j^n + P_j^n}{2}$$

Por fim, as soluções devem ser ordenadas por ordem decrescente do valor de S_j .

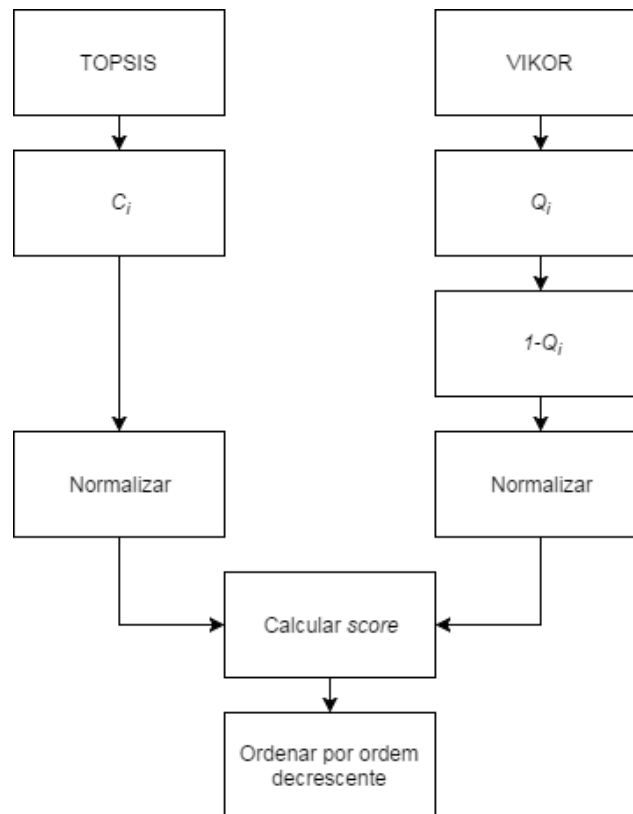


Figura 10 - Algoritmo do método híbrido de ordenamento de soluções

EXPERIÊNCIAS COMPUTACIONAIS

4.1 DESCRIÇÃO DO PROBLEMA

4.2 IMPLEMENTAÇÃO

4.3 ANÁLISE DE RESULTADOS

4 EXPERIÊNCIAS COMPUTACIONAIS

Neste capítulo, pretende-se descrever o problema utilizado para testar a ferramenta e detalhar alguns pormenores da implementação dos métodos.

4.1 Descrição do problema

O problema a estudar foi proposto por Eydi et al. e consiste num projeto composto por quinze atividades, sendo que cada uma delas pode ser realizada por um número diferente de modos que impactam de formas distintas o tempo, o custo e a qualidade final do projeto (Figura 11) (Eydi, Farughi, & Abdi, 2016), para o qual existem 914 457 600 alternativas possíveis.

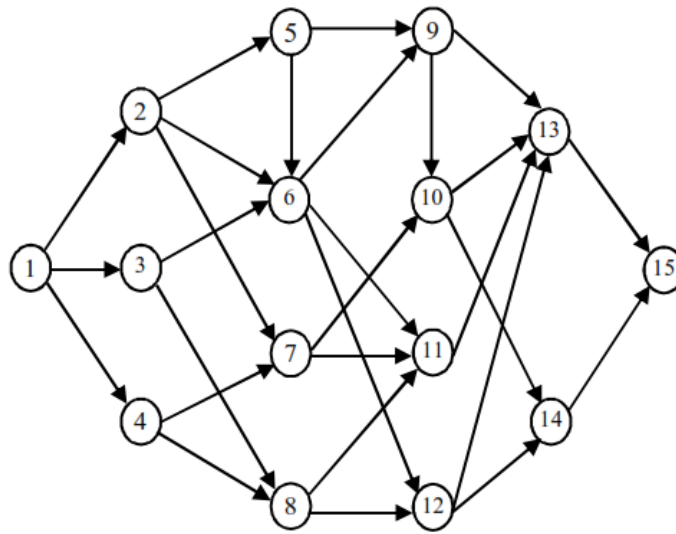


Figura 11 – Rede das atividades do projeto (Eydi, Farughi, & Abdi, 2016)

Note-se que cada nodo do grafo representa uma atividade e os arcos indicam as precedências de cada atividade. Para além disso, cada atividade pode ser executada por um número diferente de modos, conforme se depreende na Figura 12.

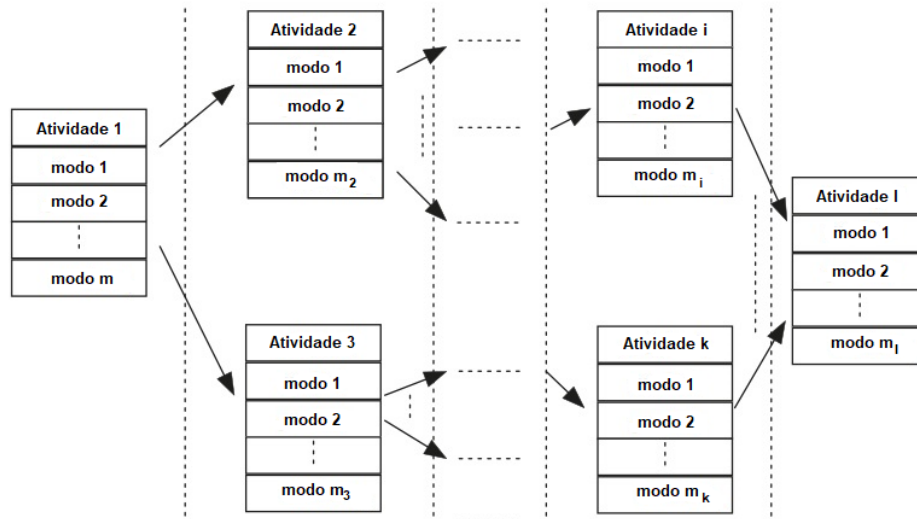


Figura 12 - Esquema de demonstração da multiplicidade de modos de execução de cada atividade do projeto (Zheng, 2014)

Na Tabela 7 (Eydi, Farughi, & Abdi, 2016), constam os valores de tempo (T), custo (C) e qualidade (Q) dos diferentes modos de execução de cada atividade, bem como o peso de cada atividade para a qualidade final do projeto.

Tabela 7 – Dados de tempo, custo e qualidade dos modos de cada atividade e do peso de cada uma para a qualidade final do projeto (Eydi, Farughi, & Abdi, 2016)

Atividade	Peso	Modo 1			Modo 2			Modo 3			Modo 4			Modo 5			Modo 6			Modo 7			
		T	C	Q	T	C	Q	T	C	Q	T	C	Q	T	C	Q	T	C	Q	T	C	Q	
1	1/30	89	136	95	81	145	79	75	160	87													
2	2/30	81	188	97	74	198	80	71	215	86	66	229	75	59	240	67	56	253	70	54	269	65	
3	1/30	59	113	82	53	128	96	47	140	76	43	155	68										
4	3/30	75	133	87	64	149	65																
5	2/30	54	134	92	48	151	81	44	168	74													
6	2/30	50	104	97	42	111	81	38	125	87	34	137	74	31	151	76	28	165	65				
7	1/30	69	148	94	61	157	77	54	161	73													
8	2/30	50	152	97	46	159	89	41	172	78	37	189	66	34	201	71							
9	2/30	89	158	84	79	170	93	72	183	74													
10	1/30	88	145	85	80	156	96	73	169	86	67	180	72										
11	3/30	85	110	86	72	123	96																
12	2/30	64	195	73	56	209	95	50	221	81	46	243	66										
13	4/30	60	104	99	51	113	79	45	125	86	40	139	76	36	158	78	31	169	66	29	187	62	
14	3/30	53	148	96	50	162	81	46	175	86	41	190	72	37	211	63							
15	2/30	76	165	99	68	179	83	61	187	72	55	203	79	51	219	68	47	235	61				

Sendo o objetivo do presente trabalho, a minimização do tempo e do custo de execução do projeto bem como a maximização da qualidade, importa definir a formulação matemática de cada uma das funções objetivo.

4.2 Implementação

A resolução do problema em estudo realizou-se com a utilização do *Microsoft Excel* e do *Visual Basic for Applications (VBA)*, fazendo uso das potencialidades que a conjugação das duas ferramentas permite. Para o efeito, destacam-se algumas vantagens da sua utilização: a praticidade e versatilidade na organização da informação, a sua disponibilidade num conjunto alargado de instituições e a integração das duas ferramentas no mesmo ambiente.

Na primeira etapa da implementação da metodologia proposta, codificou-se o problema na folha de cálculo do *Microsoft Excel*, de forma a incluir toda a informação relevante: a rede do projeto, as precedências, o peso de cada atividade, o número máximo de modos para cada atividade e os cálculos necessários para a determinação dos valores de tempo (T), custo (C) e qualidade (Q).

Definiu-se ainda uma tabela com os modos de execução de cada atividade, bem como os respetivos valores de tempo, custo e qualidade, permitindo a utilização de funções do *Microsoft Excel* para atribuir esses valores às células corretas.

Na folha de cálculo, incluíram-se os dados da grelha exploratória e reservou-se uma secção para o registo da frente de Pareto.

Numa segunda etapa, criou-se o código em VBA de forma a refletir o método descrito no capítulo 3 da dissertação, apresentando-se as soluções da frente de Pareto na secção reservada para o efeito.

Numa terceira etapa, criaram-se folhas de cálculo para cada um dos métodos de atribuição de pesos (AHP - Figura 13 - e Entropia de Shannon) e de ordenamento de soluções (TOPSIS e VIKOR), com recurso exclusivo às funções do *Microsoft Excel*.

AHP			
Matriz decisão			
	Tempo	Custo	Qualidade
Tempo	1,00	2,00	3,00
Custo	0,50	1,00	2,00
Qualidade	0,33	0,50	1,00
Pesos			
Tempo	Custo	Qualidade	Controlo
0,5390	0,2973	0,1638	1,0000
Consistência			Aceite

Graus Avaliação	
1	Mesma Importância
3	Importância Moderada
5	Importância Elevada
7	Importância Muito Elevada
9	Importância Extrema
2, 4, 6, 8	Importâncias Intermédias

Figura 13 - Exemplo da folha de cálculo para a determinação dos pesos dos critérios pelo AHP

4.2.1 Detalhes da implementação no Excel

As potencialidades das folhas de cálculo permitiram a organização da informação do problema de uma forma prática, permitindo uma interpretação mais expedita do problema.

Na codificação do problema, a linha dos modos indica qual é o modo atribuído a uma determinada atividade e a linha do número máximo de modos indica o número de modos possíveis para cada atividade, sendo relevante na geração aleatória de novas alternativas, no decorrer do ASMO. O algoritmo define aleatoriamente um novo modo para uma atividade, garantindo que o número do modo de execução (k) gerado é inteiro e está compreendido entre 1 e o número máximo de modos da atividade (M_i).

Um exemplo, da folha de cálculo utilizada encontra-se na Figura 14, onde é possível observar a linha com a identificação das atividades e a linha com a indicação das atividades que precedem uma dada atividade. Inclui-se ainda os pesos de cada uma das atividades e o número máximo de modos de cada atividade, bem como o modo de execução utilizado na solução gerada.

	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T
1																			
2	Atividade	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15			
3	Precedências	1	1	1	2	2, 3, 5	2, 4	3, 4	5, 6	7, 9	6, 7, 8	6, 8	9, 10, 11, 12	10, 12	13, 14				
4	w_i	0,033	0,067	0,033	0,100	0,067	0,033	0,033	0,067	0,067	0,033	0,100	0,067	0,133	0,100	0,067	T	C	Q
5	Modo	3	5	4	1	1	1	2	5	2	1	2	4	4	2	2	523	2445	81,8
6	Nº Max Modos	3	7	4	2	3	6	3	5	3	4	2	4	7	5	6	MOSA		
7	T	75	59	43	75	54	50	61	34	79	88	72	46	40	50	68			
8	T_{ac}	75	134	118	150	188	238	211	184	317	405	310	284	445	455	523	Limpar		
9	C	160	240	155	133	134	104	157	201	170	145	123	243	139	162	179			
10	Q	87	67	68	87	92	97	77	71	93	85	96	66	76	81	83			

Figura 14 - Exemplo da folha de cálculo com a codificação do problema

Na folha, inclui-se ainda uma linha para o tempo, o custo e a qualidade de cada atividade no modo de execução escolhido, utilizando-se a função “PROCV” (“VLOOKUP”) do *Microsoft Excel* para pesquisar numa tabela semelhante à da Figura 15.

Atividade	Modo	T	C	Q
1	1	89	136	95
	2	81	145	79
	3	75	160	87
2	1	81	188	97
	2	74	198	80
	3	71	215	86
	4	66	229	75
	5	59	240	67
	6	56	253	70
	7	54	269	65

Figura 15 - Excerto da tabela com os modos de execução de cada atividade e os respetivos valores de tempo, custo e qualidade

Desta forma, associa-se a cada atividade os valores de cada objetivo a otimizar e calcula-se automaticamente, para cada nova solução, os valores do tempo, do custo e da qualidade (células $R5$, $S5$ e $T5$, respetivamente), considerando a formulação matemática descrita anteriormente.

Resumindo, o custo total do projeto resulta do somatório dos custos de cada atividade, a qualidade final é obtida pela soma ponderada da qualidade de cada atividade, conforme o peso de cada uma. O tempo final do projeto é dado pelo somatório do tempo das atividades considerando sempre as precedências, ou seja, a atividade i só poderá iniciar assim que a última das atividades precedentes termine.

Para o efeito, utilizou-se a linha designada de tempo acumulado (T_{ac}), em que para todas atividades (exceto a primeira) consistem na soma do tempo da atividade em questão com o tempo máximo acumulado de cada uma das atividades que a precedem. Por exemplo, o T_{ac} da atividade 6 é dado pela soma do tempo dessa atividade no modo de execução definido com o T_{ac} máximo entre as atividades 2, 3 e 5.

4.2.2 Detalhes da construção da grelha exploratória

A construção da grelha exploratória tem como objetivo aumentar a diversidade de pesquisa do algoritmo pelo espaço de soluções, sendo que periodicamente a pesquisa começará num dos pontos definidos na grelha.

Para o efeito, criaram-se alguns pontos no espaço de soluções, tentando atingir em diferentes soluções, os seguintes pressupostos:

- Tempo máximo;
- Tempo mínimo;
- Custo máximo;
- Custo mínimo;
- Qualidade máxima;
- Qualidade mínima;
- Pontos intermédios.

Esta estratégia foi possível e facilmente executada, uma vez que, por exemplo, a soma do custo máximo de todos os modos de execução de todas as atividades resultaria no custo máximo do projeto. Para ordenar os modos de execução a utilizar para cada solução, utilizou-se a Tabela 15 (Anexo 7.2), tendo-se obtido o conjunto de soluções apresentado na Tabela 8.

Tabela 8 - Grelha exploratória

Solução	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	T	C	Q
T_{\min}/C_{\max}	3	7	4	2	3	6	3	5	3	4	2	4	7	5	6	424	2790	70,2
T_{\max}/C_{\min}	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	587	2133	91,3
Q_{\min}	2	7	4	2	3	4	3	4	3	4	1	4	7	5	6	436	2722	68,9
Q_{\max}	1	1	2	1	1	1	1	1	2	2	2	2	1	1	1	569	2198	95,2
T2º	2	5	3	2	2	4	2	4	2	3	2	3	5	4	5	466	2558	77,2
T3º	1	3	2	1	1	3	1	2	1	2	1	2	3	2	2	539	2277	87,7
C2º	2	3	2	1	2	3	2	2	2	2	1	2	3	2	2	515	2324	86,5
C3º	3	5	3	2	3	4	3	4	3	3	2	3	5	4	5	449	2607	75,6
Q2º	3	6	3	2	2	5	2	5	1	1	1	1	4	4	5	479	2518	75,6
Q3º	1	2	1	1	1	2	1	2	2	3	2	3	2	3	2	530	2282	86,6

Note-se que o tempo, custo e qualidade de cada solução foram calculados com base na formulação matemática já referida.

Graficamente, é possível visualizar a disposição dos pontos da grelha exploratória conforme se observa na Figura 16.

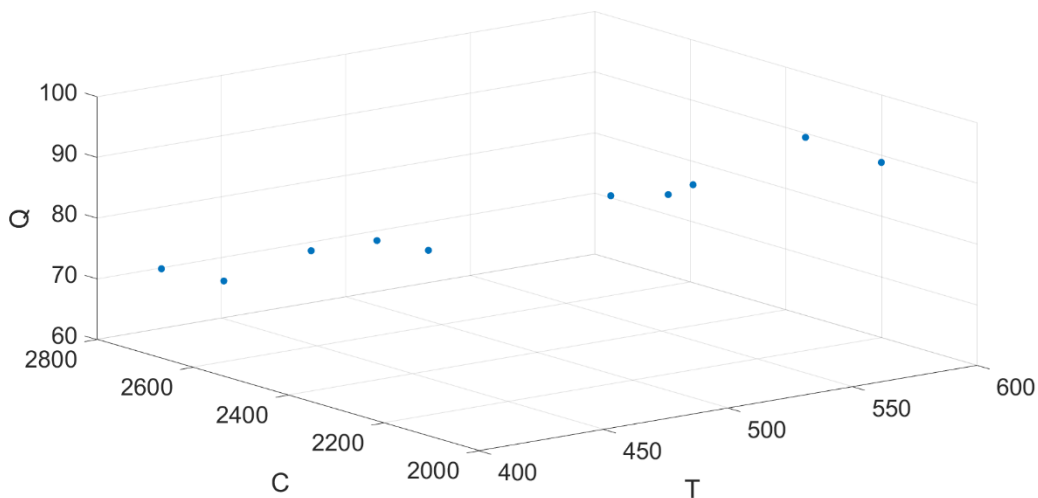


Figura 16 - Grelha exploratória

De referir ainda que, os pontos de tempo e custo mínimos e o de qualidade máxima são, por definição, soluções da frente de Pareto, face aos objetivos do problema.

4.3 Análise de resultados

4.3.1 Otimização da Taxa de Arrefecimento

No âmbito deste trabalho, procedeu-se à análise do número médio de soluções não-dominadas em função da Taxa de Arrefecimento utilizada no ASMO. Para o efeito,

realizaram-se dez repetições do algoritmo com diferentes valores de α , variando entre 0.1 e 0.9, tendo-se compilado a informação na Tabela 9.

Tabela 9 - Testes computacionais para escolha da Taxa de Arrefecimento (α)

α	Nº Soluções Não-Dominadas	Desvio-Padrão	Nº Total de Soluções
0,1	180	18	4001
0,2	216	19	6001
0,3	245	22	8001
0,4	275	25	10001
0,5	287	12	13001
0,6	375	20	17001
0,7	442	28	24001
0,8	561	30	39001
0,9	879	29	81001

Tal como se previa, o número de soluções analisadas e o número de soluções não-dominadas aumentam à medida que a Taxa de Arrefecimento aumenta (o arrefecimento é mais lento), o que se visualiza na Figura 17 ($\alpha=0.1$), na Figura 18 ($\alpha=0.5$) e na Figura 19 ($\alpha=0.9$).

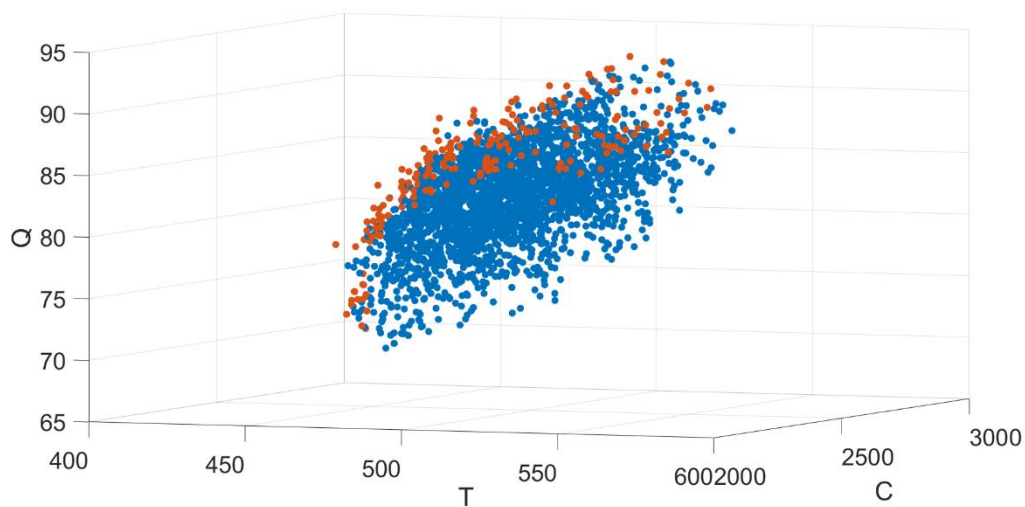


Figura 17 - Total de soluções (azul) e soluções não-dominadas (vermelho) encontradas pelo ASMO com $\alpha=0.1$

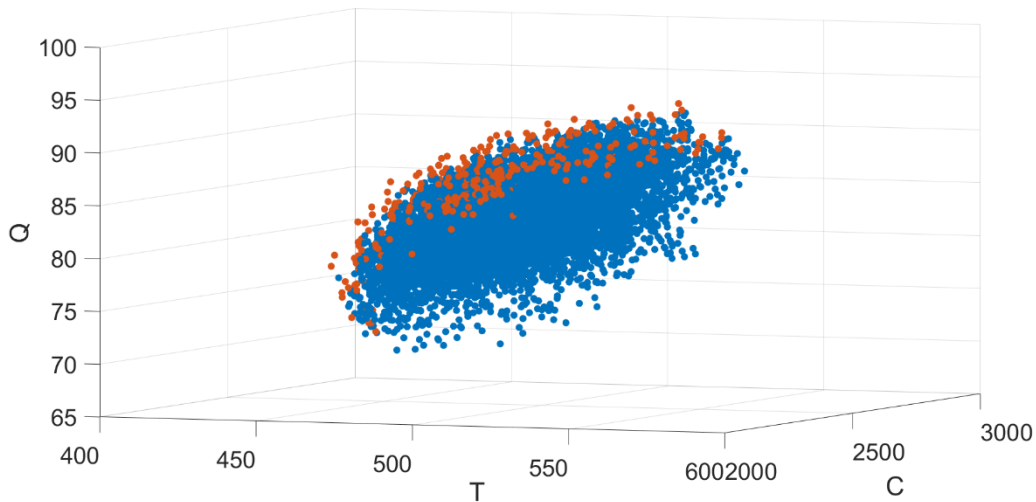


Figura 18 - Total de soluções (azul) e soluções não-dominadas (vermelho) encontradas pelo ASMO com $\alpha=0.5$

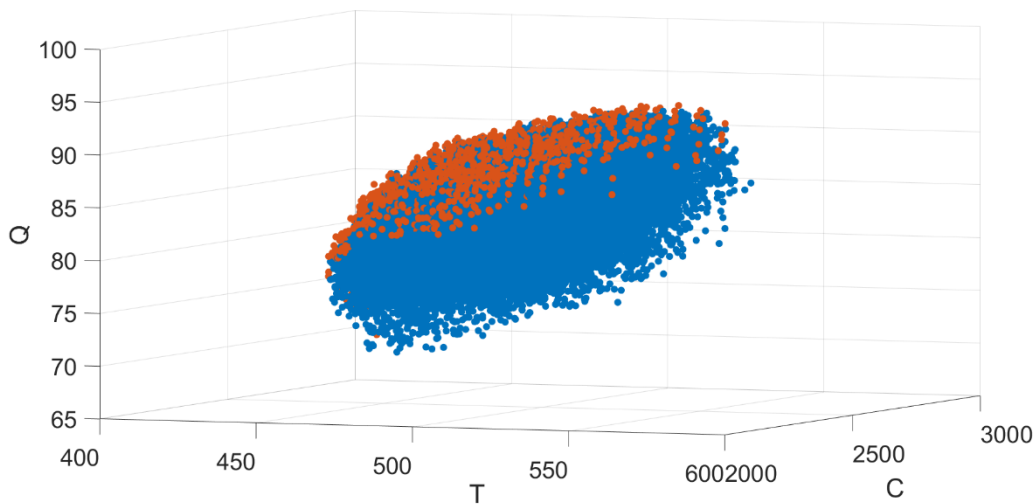


Figura 19 - Total de soluções (azul) e soluções não-dominadas (vermelho) encontradas pelo ASMO com $\alpha=0.9$

Note-se ainda que é possível visualizar a maior densidade da pesquisa à medida que as soluções se aproximam da Frente de Pareto.

Considerando a equação de Huang (Huang, Romeo, & Sangiovanni-Vincentelli, 1986), e face aos resultados obtidos, optou-se por utilizar uma Taxa de Arrefecimento de 0.6, uma vez que é próxima da sugerida (0.5) e permite obter uma frente de Pareto 30% maior e uma taxa de soluções não-dominadas sob o conjunto total de soluções analisadas semelhante.

Note-se ainda que, mesmo com uma Taxa de Arrefecimento de 0.1, o ASMO encontrou 180 soluções após a análise de 4001 soluções, ou seja, cerca de 4.5% do total de soluções analisadas, em comparação com os 2.2% para α de 0.5 e 0.6. Este facto evidencia a facilidade com que o AS encontra soluções ótimas mesmo com um número mais reduzido de iterações.

4.3.2 Efeito da grelha exploratória

Com o objetivo de compreender o impacto da utilização da grelha exploratória, realizaram-se dez experiências computacionais que permitam determinar o número de soluções da frente de Pareto encontradas, de acordo com diversos cenários: o ASMO sem artifícios (ou seja, sem a utilização da grelha exploratória e do regresso ao arquivo), a utilização da grelha exploratória apenas seis vezes (numa tentativa de permitir que a pesquisa se possa deslocar nos dois sentidos dos três eixos do espaço de soluções), a utilização ilimitada da grelha exploratória, a utilização do algoritmo apenas com o regresso ao arquivo e, por fim, a combinação da utilização da grelha exploratória seis vezes e do regresso ao arquivo.

Tabela 10 - Testes computacionais para estudo do efeito da grelha exploratória na pesquisa

	Média	Desvio-padrão
Sem Artifícios	118	12
Grelha – Seis vezes	146	17
Grelha - Ilimitada	227	12
Regresso ao Arquivo	344	27
Grelha (Seis vezes) + Regresso ao Arquivo	375	20

Todas as experiências computacionais foram realizadas com $T_0=5000$, $\alpha=0.6$ e a utilização das estratégias de pesquisa apenas ocorre quando se geram duas alternativas consecutivas com soluções piores.

A Figura 20 permite a interpretação visual do comportamento do ASMO em função da Taxa de Arrefecimento, sendo perceptível o aumento sucessivo do número de soluções não-dominadas encontradas, conforme os dados da Tabela 10.

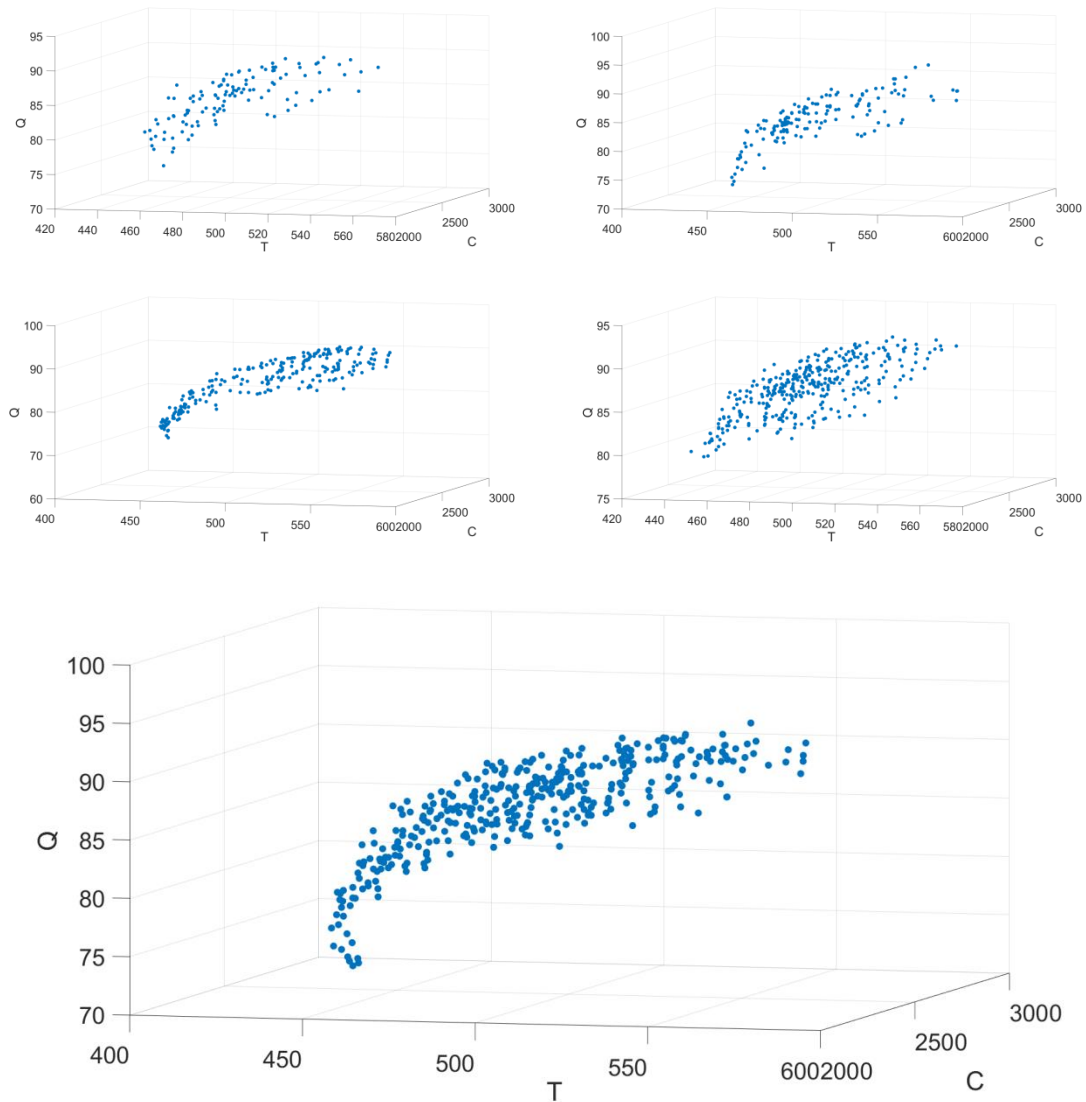


Figura 20 - Frente de Pareto obtida pelo ASMO (esquerda para a direita e de cima para baixo): sem artifícios, com a grelha exploratória (seis vezes), com a grelha exploratória ilimitada, com o regresso à base e com o regresso à base e a grelha (seis vezes)

A análise dos resultados da Tabela 10, permite concluir que a utilização da grelha exploratória permite aumentar o número médio de soluções da frente de Pareto, mantendo a restante parametrização do algoritmo.

4.3.3 Parametrização do ASMO

A determinação das alternativas de compromisso à disposição do decisor pelo ASMO foi obtida com a parametrização descrita na Tabela 11, utilizando-se a grelha exploratória (seis vezes) e o regresso ao arquivo.

Tabela 11 - Parametrização do ASMO

Parâmetro	Valor
Temperatura inicial, T_0	5000
Temperatura final, T_f	0.1
Taxa de Arrefecimento, α	0.6
Número de Estados de Energia	1000

4.3.4 Resultados da Entropia de Shannon

Após as experiências computacionais para determinação das frentes de Pareto, calcularam-se os pesos de cada critério através da Entropia de Shannon.

Os resultados obtidos são apresentados na Tabela 12 e pode-se observar que, para as dez experiências computacionais realizadas, o peso dos critérios é muito semelhante. Este facto indica que a frente de Pareto obtida pelo ASMO em todas as experiências computacionais apresenta informação com qualidade semelhante, o que permite concluir que o ASMO é robusto a encontrar soluções não-dominadas.

Tabela 12 - Pesos dos critérios obtidos pelo método da Entropia de Shannon nas dez experiências computacionais realizadas

Teste	Tempo	Custo	Qualidade
1	0,5480	0,2222	0,2298
2	0,4941	0,2342	0,2717
3	0,5068	0,2475	0,2457
4	0,5449	0,2153	0,2398
5	0,5224	0,2327	0,2449
6	0,4921	0,2375	0,2703
7	0,5177	0,2291	0,2532
8	0,5307	0,2227	0,2467
9	0,5144	0,2210	0,2646
10	0,5081	0,2328	0,2591
Média	0,5179	0,2295	0,2526
Desvio Padrão	0,0181	0,0090	0,0130

4.3.5 Resultados do método híbrido de ordenamento de soluções

Os MMCAD utilizados neste trabalho permitiram, separadamente, ordenar as soluções obtidas pelo ASMO.

A Tabela 13 contém o ordenamento das primeiras dez soluções da frente de Pareto pelo TOPSIS, pelo VIKOR e pelo método híbrido que combina os seus resultados. Note-se que para simplificar a apresentação dos resultados, numeraram-se as soluções não-dominadas, ou seja, 267 é o número da solução obtida pelo ASMO que ficou em primeiro lugar nos três métodos.

Tabela 13 – Exemplo do *ranking* das soluções obtido pelo TOPSIS, pelo VIKOR e pelo método híbrido proposto

TOPSIS	VIKOR	Híbrido
267	267	267
128	128	128
315	127	127
127	276	300
300	129	147
147	300	315
319	147	129
234	321	234
320	287	276
98	275	319

Apesar de apresentarem várias soluções em comum, os *rankings* obtidos pelo TOPSIS e pelo VIKOR são distintos, o que poderia confundir o gestor no processo de tomada de decisão. O método híbrido proposto permitiu obter um ranking com a informação dos outros dois métodos sendo que as primeiras cinco posições pertencem aos outros dois *rankings*. As restantes posições do TOP10 do método híbrido estão presentes no *ranking* dos outros métodos.

Desta forma, é possível obter um conjunto de soluções mais robusto e que permite uma tomada de decisão mais simples.

4.3.6 Comparação das soluções obtidas nos diferentes testes

As soluções obtidas no final do *framework* proposto estão ordenadas e apresentam ao decisor as melhores combinações de modos de execução de cada atividade de forma atingir os seus objetivos, sendo disso exemplo a Tabela 14.

Tabela 14 - TOP10 das soluções obtidas pelo método híbrido, incluindo os modos de execução a utilizar para cada atividade e o tempo, custo e qualidade finais do projeto

Solução	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	T	C	Q
267	3	6	1	1	2	5	1	1	3	4	2	1	2	1	6	449	2438	82,5
128	3	6	1	1	2	5	2	1	3	4	1	1	2	1	6	449	2434	81,0
127	3	6	1	1	2	5	2	1	3	4	2	1	2	1	6	449	2447	82,0
300	3	6	1	1	2	5	2	1	3	4	2	1	3	1	6	449	2459	82,9
147	3	6	2	1	2	5	1	2	3	4	1	1	3	3	4	450	2454	82,6
315	3	6	2	1	3	3	1	1	3	4	2	2	3	3	6	445	2497	84,3
129	3	6	1	1	2	5	2	1	2	4	1	1	2	1	6	456	2421	82,2
234	3	6	2	1	2	5	1	1	3	4	1	3	3	3	4	450	2473	83,7
276	3	5	1	1	2	4	3	1	3	4	1	2	2	1	5	459	2409	82,5
319	3	6	2	1	3	6	1	1	3	4	2	1	4	3	4	443	2505	82,0

Se compararmos as dez melhores posições dos rankings das dez experiências computacionais realizadas, é possível observar que as mesmas se encontram numa área do espaço de soluções bem definida conforme se evidencia na Figura 21. O TOP10 das soluções obtidas nas diferentes experiências computacionais está representado na Figura 21 pelas diferentes cores, sendo os pontos a roxo a representação das soluções da Frente de Pareto.

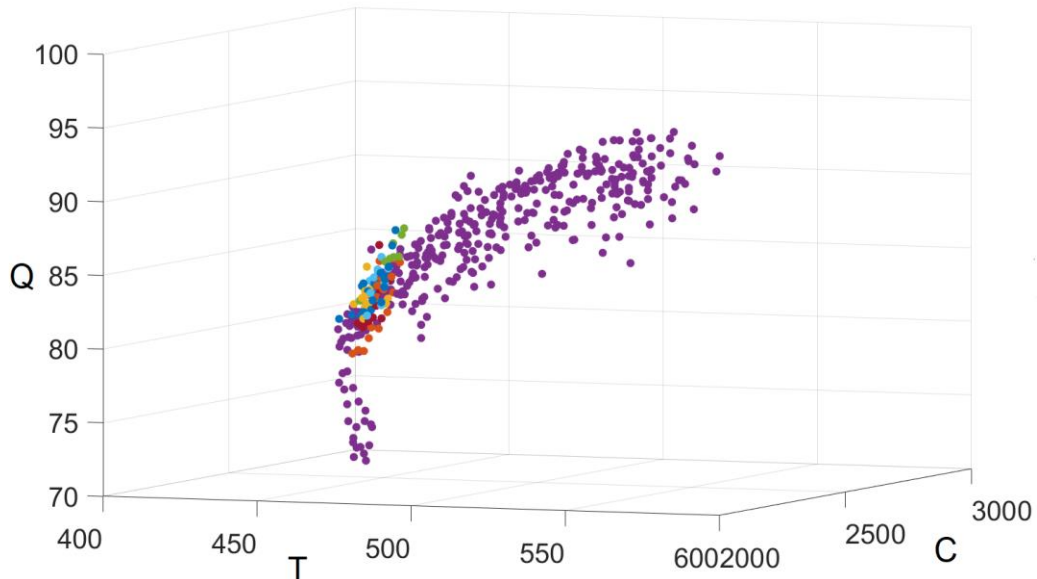


Figura 21 - TOP10 das dez experiências computacionais realizadas (pontos coloridos) em comparação com as soluções não-dominadas obtidas (pontos roxos)

Desta forma, é possível demonstrar a robustez da metodologia proposta, uma vez que as dez melhores soluções não-dominadas nas dez experiências computacionais realizadas se encontram na mesma área. Esta observação valida as soluções não-dominadas encontradas pelo ASMO bem como o método híbrido proposto para o ranking das soluções.

CONCLUSÕES

5.1 CONCLUSÃO

5.2 PROPOSTAS DE TRABALHO FUTURO

5 CONCLUSÕES E PROPOSTAS DE TRABALHO FUTURO

5.1 Conclusão

A gestão de projetos é um exemplo concreto da aplicabilidade das ferramentas multiobjetivo e multicritério. A multiplicidade de alternativas para a execução do projeto conduz a inúmeros cenários com diferentes *outputs* de custo, tempo e qualidade. Esses objetivos são, regra geral, conflituosos entre si, tornando improvável a existência de uma solução permita a otimização simultânea de todos. Nesse sentido, a aplicação de métodos multiobjetivo é uma das vias para encontrar as soluções de compromisso.

No âmbito deste trabalho, concluiu-se que o ASMO é uma ferramenta útil, versátil e robusta na resolução de problemas multiobjetivo discretos e a sua aplicação permitiu determinar as soluções não-dominadas do problema de *trade-off* estudado.

Para além disso, o algoritmo é customizável e permite a incorporação de algumas estratégias que melhoram o seu desempenho, como foi demonstrado com a utilização das seguintes:

- Regresso ao arquivo (ou regresso à base) – permite retomar a pesquisa a partir de soluções de Pareto já encontradas, tornando o algoritmo mais intensivo na pesquisa da vizinhança dessas soluções e que permitiu aumentar em 191% o número de soluções da frente de Pareto (para 344 soluções) face à utilização do ASMO sem estratégias complementares de pesquisa (118 soluções);
- Grelha exploratória – permite direcionar a pesquisa para diferentes zonas do espaço de soluções, de forma a aumentar a diversidade do algoritmo, o que permitiu, para a utilização de seis ciclos, encontrar mais 24% de soluções não-dominadas (146) em comparação com o ASMO sem estratégias complementares de pesquisa. O recurso ilimitado à grelha exploratória permitiu aumentar o número de soluções da frente de Pareto para um total de 227 (+92%).

A utilização simultânea das duas estratégias de pesquisa permitiu aumentar o número total de soluções da frente de Pareto de 118 (sem artifícios) para 375 (regresso à base e grelha limitada a seis pesquisas), o que corresponde a um aumento de 218%.

A determinação da frente de Pareto permitiu, de seguida, a aplicação dos MMCAD, uma vez que o número de soluções possíveis fora reduzido apenas às soluções de compromisso que garantissem a otimização dos três objetivos. Numa primeira fase, deve-se determinar o peso dos critérios e, posteriormente, ordenar as soluções.

Nesse sentido, o *framework* proposto disponibiliza duas hipóteses que devem ser usadas, consoante a experiência do decisor:

- AHP – nos casos em que o decisor é experiente e, intuitivamente, é capaz de fazer a comparação entrepares dos critérios, o que a torna mais subjetiva. Esta solução é versátil, uma vez que o peso dos critérios dependerá da avaliação do

decisor, o que poderá ser útil caso o seja necessário dar primazia a um dos critérios em detrimento dos restantes;

- Entropia de Shannon – para decisores mais inexperientes, uma vez que a atribuição de pesos é efetuada de forma objetiva com base na qualidade da informação. A aplicação deste método permitiu concluir que a frente de Pareto obtida pelo ASMO é robusta, uma vez que a qualidade da informação é semelhante (conduz à obtenção de pesos semelhantes).

Numa segunda etapa da aplicação dos MMCAD, ordenam-se as soluções com base nos pesos dos critérios determinados anteriormente. A utilização dos métodos TOPSIS e VIKOR permitiu obter o *ranking* das soluções, mas conduziram a ordenamentos diferentes, o que poderia confundir o decisor levando-o a optar para um dos métodos, o que conduziu à proposta de um método híbrido. Este método baseia-se nos *scores* dos dois métodos anteriores e permitiu um ordenamento das soluções que privilegia as soluções que são as melhores classificadas no TOPSIS e no VIKOR.

Assim, é possível concluir que a abordagem proposta para a resolução de problemas de gestão de projetos que impliquem o *trade-off* de diferentes objetivos é satisfatória, sendo que as ferramentas utilizadas são úteis noutros cenários de tomada de decisão.

5.2 Propostas de trabalho futuro

O trabalho realizado no âmbito da presente dissertação foi desafiante e recompensador. Contudo, com o decorrer do trabalho e da compilação dos resultados e reflexão acerca das principais conclusões, surgiram novas ideias.

Neste sentido, propõem-se as seguintes sugestões de trabalhos futuros:

- Otimização do ASMO – a parametrização do ASMO bem como o planeamento do arrefecimento poderão ser alvo de otimização. A otimização do ASMO poderá ser realizada com o auxílio de um algoritmo de planeamento experimental (Taguchi, por exemplo) que permita otimizar a Taxa de Arrefecimento. Por outro lado, o planeamento do arrefecimento poderá ser ajustado de forma mais requintada (acompanhando o número de ciclos ou de soluções não-dominadas já encontradas). Neste caso, até a frequência de utilização de estratégias como o regresso ao arquivo ou a grelha exploratória, poderá ser ajustada no decorrer do algoritmo, conforme o seu desempenho.
- Otimizar a gestão do arquivo aplicando estratégias que garantam a distância entre as soluções da frente de Pareto, como por exemplo técnicas de *clustering*.
- Estudar a aplicação de outros MMCAD no *framework* proposto para a atribuição de pesos e ordenamento de soluções. A possibilidade de combinar os *scores* de outros métodos de ordenamento para se obter um ranking mais robusto também poderá ser avaliada.
- A metodologia proposta poderia passar a incluir limites aos objetivos (acrescentados como restrições ao modelo matemático) que poderiam ser aplicados durante a pesquisa por soluções não-dominadas pelo ASMO ou,

posteriormente, antes da utilização dos métodos de atribuição de pesos. A título exemplificativo, se o projeto não pudesse consumir mais que 70 unidades de tempo, todas as soluções não-dominadas com mais que 70 unidades de tempo seriam automaticamente descartadas.

BIBLIOGRAFIA

6 BIBLIOGRAFIA

- Afshar, A., Kaveh, A., & Shoghli, O. R. (2007). Multi-objective Optimization of Time-Cost-Quality Using Multi-Colony Ant Algorithm. *Asian Journal of Civil Engineering (Building and Housing) Vol. 8*, pp. 113-124.
- Babu, A. J., & Suresh, N. (1996). Project Management with time, cost and quality considerations. *Journal of Operational Research, Vol. 8*, pp. 320-327.
- Bandyopadhyay, S., Saha, S., Maulik, U., & Deb, K. (2008). A Simulated Annealing-Based Multiobjective Optimization Algorithm: AMOSA. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol. 12, No. 3*, pp. 269-283.
- Behzadian, M., Otaghsara, S. K., Yazdani, M., & Ignatius, J. (2012). A state-of-the-art survey of TOPSIS applications. *Expert Systems with Applications 39*, pp. 13051-13069.
- Bellver, J. A., & Mellado, V. C. (2005). An application of the analytic hierarchy process method in farmland appraisal. *Spanish Journal of Agricultural Research, 3*, pp. 17-24.
- Benderbal, H. H., Dahane, M., & Benyoucef, L. (2018). Modularity assessment in reconfigurable manufacturing system (RMS) design: an Archived Multi-Objective Simulated Annealing-based approach. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 94*, pp. 729-749.
- Czyak, P., & Jaskiewicz, A. (1998). Pareto Simulated Annealing - A Metaheuristic Technique for Multiple-Objective Combinatorial Optimization. *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis, vol. 7*, pp. 34-47.
- El-Rayes, K., & Kandil, A. (2005). Time-Cost-Quality Trade-off Analysis for Highway Construction. *Journal of Construction Engineering and Management, Vol. 131*, pp. 477-486.
- Eydi, A., Farughi, H., & Abdi, F. (2016). A Hybrid Method Based on Fuzzy AHP and VIKOR for Discrete Time-Cost-Quality Trade-off Problem. *Journal of Optimization in Industrial Engineering, Vol. 19*, pp. 105-116.
- Geman, S., & Geman, D. (1984). Stochastic relaxation, Gibbs distributions and the Bayesian restoration of images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Learning, vol. 6*, pp. 721-741.
- Hafezalkotob, A., & Hafezalkotob, A. (2016). Extend MULTIMOORA method based on Shannon entropy weight for materials selection. *Journal of Industrial Engineering International, 12*, pp. 1-13.
- Huang, M. D., Romeo, F., & Sangiovanni-Vincentelli, A. (1986). An efficient general cooling schedule for simulated annealing. *IEEE International Conference of Computer Aided Design*, pp. 381-384.
- Koo, C., Hong, T., & Kim, S. (2015). An Integrated Multi-Objective Optimization Model for Solving the Construction Time-Cost Trade-Off Problem. *Journal of Civil Engineering and Management, Vol. 21 (3)*, pp. 323-333.

- Kreuzberg, F., Rodrigues, F., Jeske, M., & Junior, M. M. (2017). Métodos TOPSIS e VIKOR na verificação da resource advantage theory em empresas têxteis brasileiras. *Contabilidade y Negocios*, 23 (12), pp. 96-110.
- Kumar, A., Sah, B., Singh, A. R., Deng, Y., He, X., Kumar, P., & Bansal, R. C. (2017). A review of multi criteria decision making (MCDM) towards sustainable renewable energy development. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 69, pp. 596-609.
- Lee, H.-C., & Chang, C.-T. (2018). Comparative analysis of MCDM methods for ranking renewable energy sources in Taiwan. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 92, pp. 883-896.
- Marler, R. T., & Arora, J. S. (2004). Survey of multi-objective optimization methods for engineering. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, vol. 26, pp. 369-395.
- Monghasemi, S., Nikoo, M. R., Fasaee, M. A., & Adamowski, J. (2015). A Novel Multi Criteria Decision Making Model for Optimizing Time-Cost-Quality Trade-off in Construction Projects. *Expert Systems with Applications*, Vol. 42 (6), pp. 3089-3104.
- Motaki, N., & Kamach, O. (2017). ERP Selection: A step-by-step application of AHP Method. *International Journal of Computer Applications*, 176, pp. 15-21.
- Nam, D., & Park, C. H. (2000). Multiobjective Simulated Annealing: A Comparative Study to Evolutionary Algorithms. *International Journey of Fuzzy Systems*, Vol. 2 (2), pp. 87-97.
- Saaty, T. L. (1977). A scaling method for priorities in hierarchical structures. *Journal of Mathematical Psychology*, Vol. 15 (3), pp. 234-281.
- Sabaei, D., Erkoyuncu, J., & Roy, R. (2015). A review of multi-criteria decision making methods for enhanced maintenance delivery. *Procedia CIRP* 37, pp. 30-35.
- Scott, J. A., Ho, W., & Dey, P. K. (2012). A review of multi-criteria decision-making methods for bioenergy systems. *Energy*, 42, pp. 146-156.
- Shannon, C. E. (1948). A mathematical theory of communication. *The Bell System Technical Journal*, 27, pp. 379-423.
- Smith, K. I., Everson, R. M., & Fieldsend, J. E. (2004). Dominance Measures for Multi-Objective Simulated Annealing. *IEEE Proceedings of the 2004 Congress on Evolutionary Computation*, pp. 19-23.
- Suman, B. (2005). Study of self-stopping PDMOSA and performance measure in multiobjective optimization. *Computers and Chemical Engineering*, 29, pp. 1131-1147.
- Suman, B., & Kumar, P. (2006). A survey of simulated annealing as a tool for single and multiobjective optimization. *Journal of the Operational Research Society*, 57, pp. 1143-1160.
- Suppaitnarm, A., Seffen, K. A., Parks, G. T., & Clarkson, P. (2007). A Simulated Annealing Algorithm for Multiobjective Optimization. *Engineering Optimization*, pp. 59-85.

-
- Velasquez, M., & Hester, P. T. (2013). An Analysis of Multi-Criteria Decision Making Methods. *International Journal of Operations Research*, Vol. 10, No. 2, pp. 56-66.
- Yazdani, M., & Graeml, F. R. (2014). VIKOR and its Applications: A State-of-the-Art Survey. *International Journal of Strategic Decisions Sciences*, 5(2), pp. 56-83.
- Zheng, H. (2014). The Fuzzy Time-cost-quality-environment Trade-off Analysis of Resource-constrained Multi-Mode Construction Systems for Large-scale Hydroelectric Projects. *Proceedings of the Seventh International Conference on Management Science and Engineering Management*, Volume 1, pp. 425-438.

ANEXOS

7.1 ASMO EM VBA

7.2 TABELA DE APOIO À CONSTRUÇÃO DA GRELHA
EXPLORATÓRIA

7 ANEXOS

7.1 ASMO em VBA

Arrefecimento Simulado Multiobjetivo

Sub MOSA()

'Dimensionamento dos parâmetros do algoritmo

'Temp -> temperatura em cada estágio

'Tmax -> temperatura inicial

'Tmin -> temperatura final

'Alpha -> taxa de arrefecimento

'EstadosEnergiaFinal -> número de estados de energia observados(o número de vizinhanças calculadas)

'Prob -> variável para cálculo da probabilidade de aceitação de solução

'Teste -> variável de comparação da Prob para definir se se aceita ou não a solução

Dim Temp, Tmax, Tmin, Alpha, Teste As Double

Dim Prob As Double

Dim EstadosEnergiaFinal, EstadosEnergia, RandomNumber As Integer

Dim Arquivada, Dominada, Dominante As Boolean

Dim linha, ultimalinha, i, grid_line, return_counter, grid_counter, archive_line As Long

Dim T_Xn, C_Xn, Q_Xn, T_Xn1, C_Xn1, Q_Xn1 As Double

Dim Xn, Xn1 As Variant

Tmax = 5000

Tmin = 0.1

Alpha = 0.6

EstadosEnergiaFinal = 1000

Temp = Tmax

grid_counter = 1

grid_line = 4

return_counter = 0

Xn = ActiveSheet.Range("C5:Q5").Value

T_Xn = ActiveSheet.Range("R5").Value

C_Xn = ActiveSheet.Range("S5").Value

Q_Xn = ActiveSheet.Range("T5").Value 'Q_Xn -> qualidade da solução Xn

ActiveSheet.Range("C14:Q14").Value = Xn

```

ActiveSheet.Range("R14").Value = T_Xn
ActiveSheet.Range("S14").Value = C_Xn
ActiveSheet.Range("T14").Value = Q_Xn

```

```

Do While Temp > Tmin

```

```

    EstadosEnergia = 0

```

```

    Do Until EstadosEnergia = EstadosEnergiaFinal

```

```

        RandomNumber = Int((15 - 1 + 1) * Rnd + 1)

```

```

        Worksheets("MO_SA").Cells(5, 2 + RandomNumber) =
Int(((Worksheets("MO_SA").Cells(6, 2 + RandomNumber).Value) - 1 + 1) * Rnd
+ 1)

```

```

        Application.ScreenUpdating = True

```

```

        Xn1 = ActiveSheet.Range("C5:Q5").Value

```

```

        T_Xn1 = ActiveSheet.Range("R5").Value

```

```

        C_Xn1 = ActiveSheet.Range("S5").Value

```

```

        Q_Xn1 = ActiveSheet.Range("T5").Value

```

```

Arquivada = False

```

```

Dominada = False

```

```

Dominante = False

```

```

linha = 14

```

```

ultimalinha = ActiveSheet.Cells(Rows.Count, 3).End(xlUp).Row

```

```

Do Until linha > ultimalinha Or Dominada = True

```

```

    If T_Xn1 >= Cells(linha, 18).Value And C_Xn1 >= Cells(linha, 19).Value And
Q_Xn1 <= Cells(linha, 20).Value Then

```

```

        Dominada = True

```

```

    End If

```

```

    linha = linha + 1

```

```

Loop

```

```

If Dominada = False Then

```

```

    linha = 14

```

```

    Do Until linha > ultimalinha

```

```

        If T_Xn1 < Cells(linha, 18) And C_Xn1 < Cells(linha, 19) And Q_Xn1 >
Cells(linha, 20) Then

```

```

            ActiveSheet.Range(Cells(linha, 3), Cells(linha, 20)).Delete Shift:=xlUp

```

```

            Dominante = True

```

```

        End If

```

```

        linha = linha + 1

```

```

Loop
ultimalinha = ActiveSheet.Cells(Rows.Count, 3).End(xlUp).Row
'Colar Xn1, T_Xn1, C_Xn1 e Q_Xn1
Range("C5:T5").Select
Selection.Copy
Cells(ultimalinha + 1, 3).Select
Selection.PasteSpecial Paste:=xlPasteValues, Operation:=xlNone, SkipBlanks_
:=False, Transpose:=False
Arquivada = True
Application.ScreenUpdating = True
End If

If Arquivada = True Then
Xn = Xn1
T_Xn = T_Xn1
C_Xn = C_Xn1
Q_Xn = Q_Xn1
Else
If Temp < 1 Then
Prob = 0
Else
Prob = (Exp(-(T_Xn1 - T_Xn) / Temp)) * (Exp(-(C_Xn1 - C_Xn) / Temp)) *
(Exp(-(Q_Xn - Q_Xn1) / Temp))
End If
Teste = Int((1 - 0 + 1) * Rnd + 0) / 1
If Prob > Teste Then
Xn = Xn1
T_Xn = T_Xn1
C_Xn = C_Xn1
Q_Xn = Q_Xn1
return_counter = 0
Else
return_counter = return_counter + 1
End If
End If

If return_counter = 2 Then
If grid_counter <= 100000 Then
ActiveSheet.Range(Cells(grid_line, 49), Cells(grid_line, 63)).Select
Selection.Copy
Range("C5:Q5").Select

```

```
Selection.PasteSpecial Paste:=xlPasteValues, Operation:=xlNone, SkipBlanks
-
:=False, Transpose:=False
grid_line = grid_line + 1
If grid_line > 13 Then
    grid_counter = grid_counter + 1
    grid_line = 4
End If
Else
    archive_line = Int((ultimalinha - 14 + 1) * Rnd + 14) 'Int ((upperbound -
lowerbound + 1) * Rnd + lowerbound)
ActiveSheet.Range(Cells(archive_line, 3), Cells(archive_line, 17)).Select
Selection.Copy
Range("C5:Q5").Select
Selection.PasteSpecial Paste:=xlPasteValues, Operation:=xlNone, SkipBlanks
-
:=False, Transpose:=False
End If
Application.ScreenUpdating = True
End If

EstadosEnergia = EstadosEnergia + 1
Loop

Temp = Temp * Alpha

Loop

End Sub
```

7.2 Tabela de apoio à construção da grelha exploratória

A Tabela 15 serve de apoio à construção à grelha exploratório, permitindo ordenar os modos de execução de cada atividade por ordem crescente, de forma a se identificarem os pontos mínimo, máximo e dois intermédios.

Tabela 15 - Tabela de apoio à construção da grelha exploratória

Atividade		Tempo				Custo				Qualidade			
		Min	2º	3º	Max	Min	2º	3º	Max	Min	2º	3º	Max
1	Valor	75	81		89	136	145		160	79	87		95
	Modo	3	2		1	1	2		3	2	3		1
2	Valor	54	59	71	81	188	215	240	269	65	70	80	97
	Modo	7	5	3	1	1	3	5	7	7	6	2	1
3	Valor	43	47	53	59	113	128	140	155	68	76	82	96
	Modo	4	3	2	1	1	2	3	4	4	3	1	2
4	Valor	64			75	75			149	65			87
	Modo	2			1	1			2	2			1
5	Valor	44	48		54	134	151		168	74	81		92
	Modo	3	2		1	1	2		3	3	2		1
6	Valor	28	34	38	50	104	125	137	165	74	76	81	97
	Modo	6	4	3	1	1	3	4	6	4	5	2	1
7	Valor	54	61		69	148	157		161	73	77		94
	Modo	3	2		1	1	2		3	3	2		1
8	Valor	34	37	46	50	152	159	189	201	66	71	89	97
	Modo	5	4	2	1	1	2	4	5	4	5	2	1
9	Valor	72	79		89	158	170		183	74	84		93
	Modo	3	2		1	1	2		3	3	1		2
10	Valor	67	73	80	88	145	156	169	180	72	85	86	96
	Modo	4	3	2	1	1	2	3	4	4	1	3	2
11	Valor	71			85	110			123	86			96
	Modo	1			2	2			1	1			2
12	Valor	46	50	56	64	195	209	221	243	66	73	81	95
	Modo	4	3	2	1	1	2	3	4	4	1	3	2
13	Valor	29	36	45	60	104	125	158	187	62	76	79	99
	Modo	7	5	3	1	1	3	5	7	7	4	2	1
14	Valor	37	41	50	53	148	162	190	211	63	72	86	96
	Modo	5	4	2	1	1	2	4	5	5	4	3	1
15	Valor	47	51	68	99	165	179	219	235	61	68	83	99
	Modo	6	5	2	1	1	2	5	6	6	5	2	1