

Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto



**Otimização de despacho, usando previsão
probabilística e análise de risco, para sistemas
elétricos insulares com armazenamento**

Márcio André Ferreira de Melo

Dissertação realizada no âmbito do
Mestrado Integrado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores
Major Energia

Orientador: Professor Doutor Cláudio Domingos Martins Monteiro
Coorientador: Professor Doutor Fernando Arménio da Costa Castro e Fontes

Junho de 2015

© Márcio Melo, 2015

A Dissertação intitulada

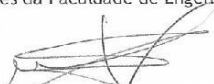
“Otimização de Despacho, Usando Previsão Probabilística e Análise de Risco, para Sistemas Elétricos Insulares com Armazenamento”

foi aprovada em provas realizadas em 17-07-2015

o júri



Presidente **Professor Doutor Vladimiro Henrique Barrosa Pinto de Miranda**
Professor Catedrático do Departamento de Engenharia Eletrotécnica e de Computadores da Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto



Professor Doutor João Paulo da Silva Catalão
Professor Auxiliar C/Agregação do Departamento de Engenharia Eletromecânica da Faculdade de Ciências de Engenharia da Universidade da Beira Interior



Professor Doutor Cláudio Domingos Martins Monteiro
Professor Auxiliar do Departamento de Engenharia Eletrotécnica e de Computadores da Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto

O autor declara que a presente dissertação (ou relatório de projeto) é da sua exclusiva autoria e foi escrita sem qualquer apoio externo não explicitamente autorizado. Os resultados, ideias, parágrafos, ou outros extratos tomados de ou inspirados em trabalhos de outros autores, e demais referências bibliográficas usadas, são corretamente citados.



Autor - Márcio Andre Ferreira de Melo

Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto

Resumo

A temática do problema de despacho económico é frequentemente abordada, sendo constantemente desenvolvidos novos métodos de resolução. O sistema eléctrico está em constante mudança, exigindo aos métodos de otimização que acompanhem esse ritmo. Os métodos de despacho económico necessitam de se adaptar às mudanças, e representar corretamente a realidade de forma a apresentarem soluções otimizadas e fiáveis. No desenvolvimento deste trabalho é apresentada a formulação típica do problema de despacho económico, mostrando as especificações da função objetivo e as restrições normalmente consideradas. São também apresentadas as abordagens determinística e estocástica para a resolução do problema, sendo referenciados exemplos de métodos utilizados em cada uma delas.

Em sistemas insulares, a otimização do despacho económico é essencial. A dimensão reduzida destes sistemas não permite o estabelecimento de um mercado de concorrência, levando a uma operação em regime centralizado. Neste tipo de sistema, a produção renovável tem um peso significativo, sendo exigido ao sistema elevada flexibilidade para lidar com a incerteza desse tipo de produção. Um modo de fornecer flexibilidade ao sistema consiste na possibilidade de armazenamento de energia. Os sistemas dotados de armazenamento podem gerir a produção de energia de uma forma mais eficiente. A sua principal vantagem é a possibilidade de armazenar energia nas horas em que existe um excesso de produção, para posteriormente a injetar na rede nas horas de maior demanda, reduzindo os custos de operação. Adicionalmente, os sistemas de armazenamento contribuem ainda para o aumento da capacidade de resposta face a situações imprevistas de variação de carga, uma melhor gestão da energia renovável, e aumento da eficiência e fiabilidade do sistema.

Neste trabalho foi desenvolvido um método heurístico de otimização da distribuição de carga, considerando um sistema de armazenamento com determinadas características. O objetivo é possibilitar a integração do sistema de armazenamento em qualquer metodologia de despacho, sem mudar a sua formulação matemática. A metodologia foi testada para o sistema eléctrico da ilha de São Miguel nos Açores. São analisadas as mudanças de

escalonamento, as diferenças de custo de operação do sistema, e ainda o impacto nos riscos associados ao corte de eólica, deslastre de carga e operação dentro dos limites.

Abstract

The economic dispatch problem is addressed many times and new methods of resolution are constantly developed. The electrical system is constantly changing, requiring the adaptation of optimization methods. The economic dispatch methods need to adapt to changes, and properly represent reality in order to provide optimized and reliable solutions. During the development of the work presented here, the typical formulation of the economic dispatch problem is described, showing the specifications of the objective function and constraints usually considered. This work also reports the deterministic and stochastic approaches to solving the problem with referenced examples of the methods used in each of them.

In island systems, the optimization of the economic dispatch is essential. The reduced size of these systems does not allow the establishment of a competitive market, leading to a centralized operation system. In these systems, renewable production has a significant weight and requires high flexibility by the system in order to deal with the uncertainty of this type of production. One way of providing flexibility to the system is using the possibility of energy storage. The systems provided with storage can manage the production of energy more efficiently. Their main advantage is the ability to store energy when there is an excess of production, and inject into the network during peak demands, reducing operating costs. Storage systems also contribute to an increase in the ability of respond to unforeseen circumstances of load variation, better management of renewable energy, efficiency increasing and system reliability.

In this work a heuristic method of load distribution optimization was developed, considering a storage system with certain characteristics. The goal of this work is to evaluate the possibility of integrating a storage system with any dispatch method without the need to change its mathematical formulation. This methodology was tested on the system on the island of São Miguel in Azores. Additionally, an analysis to the scheduling changes, the

differences in system operation cost, and also the impact on the risks associated with wind power cuts, load shedding and operation within limits.

Agradecimentos

Com o culminar deste trabalho, gostaria de deixar uma palavra de agradecimento a todas as pessoas que de alguma forma contribuíram para a sua realização.

Agradeço aos professores Cláudio Monteiro e Fernando Fontes pela orientação, disponibilidade, pelas críticas e sugestões prestadas no desenvolvimento deste trabalho.

Aos meus pais pelos seus esforços e sacrifícios para me proporcionar esta oportunidade. Aos restantes familiares por todo o apoio e incentivo prestado ao longo do meu percurso académico.

Por fim, agradeço a todos os meus amigos que me acompanharam ao longo desta caminhada.

Índice

Resumo	v
Abstract.....	vii
Agradecimentos	ix
Índice.....	xi
Lista de figuras	xiii
Lista de tabelas	xvii
Abreviaturas e Símbolos	xix
Capítulo 1	1
Introdução.....	1
1.1 - Enquadramento	1
1.2 - Objetivos	2
1.3 - Estrutura da dissertação.....	3
Capítulo 2	5
Gestão de geração	5
2.1 - Escalonamento e Despacho Económico	6
2.2 - Otimização determinística	10
2.3 - Otimização estocástica	17
Capítulo 3	25
Metodologia de otimização de despacho	25
3.1 - Descrição da metodologia	26
3.2 - Curvas de consumo de combustível das unidades térmicas	27
3.3 - Combinações de unidades térmicas (GENSET)	29
3.4 - Curvas de consumo de combustível de GENSET	30
3.5 - Criação da base de dados	33
3.6 - Previsões probabilísticas	34
3.7 - Agregação das incertezas	35
3.8 - Avaliação de cada GENSET para cada período de UC.....	36
3.9 - Análise de contingência <i>N</i> -1	41
3.10 - Escalonamento multi-período	41
Capítulo 4	43

Integração do sistema de armazenamento	43
4.1 - Despacho económico incluindo armazenamento	44
4.2 - Análise de resultados do despacho	45
4.3 - Método heurístico.....	59
4.4 - Análise de resultados da heurística	66
4.5 - Integração da heurística no despacho	70
Capítulo 5	73
Aplicação da metodologia desenvolvida no sistema eléctrico da ilha de São Miguel	73
5.1 - Características do caso de estudo	73
5.2 - Aplicação do método heurístico.....	74
5.3 - Despacho económico	78
Capítulo 6	87
Conclusões	87
6.1 - Conclusões gerais	87
6.2 - Trabalhos futuros	88
Referências	89
Anexo A - Código do programa	93

Lista de figuras

Figura 2.1 - Curva de custo considerando 5 válvulas de injeção, adaptado de [6].	7
Figura 2.2 - Funções de custo quadráticas e incrementais de um gerador, adaptado de [6].	8
Figura 2.3 - Curva de custo com zonas de operação proibitivas, adaptado de [6].	10
Figura 2.4 - Modelo de decisão de duas fases, adaptado de [53].	19
Figura 2.5 - Árvore de cenários com 4 fases, 8 cenários e 15 nós, adaptado de [2].	20
Figura 3.1 - Fluxograma da metodologia de otimização de despacho proposta.	26
Figura 3.2 - Curvas de consumo específico de cada grupo de geradores.	28
Figura 3.3 - Curvas de consumo de combustível horário de cada grupo de unidades térmicas.	29
Figura 3.4 - Curvas de consumo de combustível ótimo e de produção do GENSET em função da carga.	32
Figura 3.5 - Curvas de consumo específico de cada GENSET, adaptado de [68].	33
Figura 3.6 - Consumo específico de combustível real do sistema.	34
Figura 3.7 - Representação da incerteza associada a uma determinada hora e o risco associado a um GENSET específico, adaptado de [67].	36
Figura 3.8 - Probabilidade do GENSET operar abaixo do mínimo técnico antes e depois do corte de eólica, adaptado de [67].	38
Figura 3.9 - Processo de definição da quantidade de energia eólica que é necessária e possível cortar, adaptado de [67].	39
Figura 3.10 - Esquerda: Representação de todos os caminhos possíveis do problema de UC multi-período para h horas e n possíveis GENSETs. Esquerda: Processo de <i>Backtracking</i> . GSUC que não verificarem a condição (3.36) não serão testados. Adaptado de [67].	42
Figura 4.1 - Distribuição de carga do caso em análise.	46
Figura 4.2 - Função custo da unidade térmica do sistema.	46
Figura 4.3 - Distribuições de carga inicial e otimizada.	48

Figura 4.4 - Custo marginal do sistema otimizado.	48
Figura 4.5 - Evolução do armazenamento e capacidade do sistema.	49
Figura 4.6 - Distribuições de carga inicial e otimizada.	50
Figura 4.7 - Custo Marginal do sistema otimizado.	51
Figura 4.8 - Evolução do armazenamento e capacidade do sistema.	51
Figura 4.9 - Distribuições de carga inicial e otimizada.	52
Figura 4.10 - Custo Marginal do sistema otimizado.	53
Figura 4.11 - Evolução do armazenamento e capacidade do sistema.	53
Figura 4.12 - Nova distribuição de carga em análise.	54
Figura 4.13 - Distribuições de carga inicial e otimizada.	55
Figura 4.14 - Distribuições de carga inicial e otimizada.	56
Figura 4.15 - Distribuições de carga inicial e otimizada.	57
Figura 4.16 - Custo Marginal do sistema otimizado.	58
Figura 4.17 - Distribuições de carga inicial e otimizada.	59
Figura 4.18 - Fluxograma do método heurístico.	60
Figura 4.19 - Ciclos de carga e descarga.	61
Figura 4.20 - Processo iterativo 1.	62
Figura 4.21 - Novo ciclo de carga.	63
Figura 4.22 - Processo iterativo 2.	64
Figura 4.23 - Novo ciclo de descarga.	65
Figura 4.24 - Distribuições de carga resultantes de diferentes métodos de otimização.	67
Figura 4.25 - Distribuições de carga resultantes de diferentes métodos de otimização.	68
Figura 4.26 - Integração da heurística no despacho.	70
Figura 5.1 - Função custo de operação do sistema.	75
Figura 5.2 - Distribuições de carga inicial e otimizada.	76
Figura 5.3 - Evolução do armazenamento e capacidade do sistema.	76
Figura 5.4 - Distribuições de carga inicial e otimizada.	77
Figura 5.5 - Evolução do armazenamento e capacidade do sistema.	78
Figura 5.6 - Limites de operação dos GENSET's para o despacho inicial e otimizado.	80
Figura 5.7 - Limites de operação dos GENSET's para o despacho inicial e otimizado.	81

Figura 5.8 - Gama de operação dos GENSET's e previsão de carga, considerando incerteza... 86

Lista de tabelas

Tabela 2.1 - Algoritmos, função objetivo e restrições utilizadas da literatura referida ao longo da seção.	15
Tabela 2.2 - Estruturas e principais características dos métodos de otimização da literatura referida ao longo da seção, adaptado de [2].	24
Tabela 3.1 - Consumo específico de combustível das unidades térmicas.	28
Tabela 3.2 - Combinações possíveis de geradores térmicos em S. Miguel.	30
Tabela 4.1 - Características do sistema de armazenamento do caso de estudo 1.	47
Tabela 4.2 - Características do sistema de armazenamento do caso de estudo 2.	50
Tabela 4.3 - Características do sistema de armazenamento do caso de estudo.	52
Tabela 4.4 - Características do sistema de armazenamento do caso de estudo.	54
Tabela 4.5 - Características do sistema de armazenamento do caso de estudo.	57
Tabela 4.6 - Características do sistema de armazenamento do caso de estudo.	66
Tabela 4.7 - Distribuições de carga resultantes de diferentes métodos de otimização (caso1).	67
Tabela 4.8 - Distribuições de carga resultantes de diferentes métodos de otimização (caso 2).	69
Tabela 5.1 - Características do sistema de armazenamento projetado.	74
Tabela 5.2 - Resultados do escalonamento dos diferentes despachos.	79
Tabela 5.3 - Resultados do escalonamento dos diferentes despachos.	80
Tabela 5.4 - Custos de operação em cada período das diferentes distribuições de carga.	82
Tabela 5.5 - Diferença de custo de operação entre os sistemas inicial e otimizado.	83
Tabela 5.6 - Probabilidades de deslastre de carga obtidas para a situação inicial e otimizada.	84

Tabela 5.7 - Probabilidades de corte de eólica obtidas para a situação inicial e otimizada...	84
Tabela 5.8 - Probabilidades de operação dentro dos limites técnicos obtidas para a situação inicial e otimizada.	85

Abreviaturas e Símbolos

Lista de abreviaturas

AG	Algoritmo Genético
DE	Despacho Económico
Es	<i>Energy storage</i>
fda	Função de distribuição acumulada
fdp	Função de densidade de probabilidade
GENSET	<i>Generators Set</i>
ISO	<i>Independent System Operator</i>
KDE	<i>Kernel Density Estimator</i>
LS	<i>Load Shedding</i>
NO	<i>Normal Operation</i>
OE	Otimização estocástica
PSO	<i>Particle Swarm Optimization</i>
RES	<i>Renewable Energy Sources</i>
RL	Relaxação Lagrangeana
SA	<i>Simulated Annealing</i>
SOC	<i>State of charge</i>
UC	<i>Unit Commitment</i>
WS	<i>Wind Shedding</i>

Lista de símbolos

$C(P)$	Custo de produção da potência P
C_T	Custo total
Cap_{max}	Limite máximo do sistema de armazenamento
Cap_{min}	Limite mínimo do sistema de armazenamento
L_{net}	Balanço energético
P_{Load}	Potência de carga

P_{Loss}	Potência de perdas
P_{max}	Potência máximo de operação
P_{min}	Potência mínima de operação
Rp_n	Limite de rampa do gerador n
$SD_{n,t}$	Custo de paragem do gerador n no período t
B_i	Bombagem no período i
B_{max}	Bombagem máxima de operação
B_{min}	Bombagem mínima de operação
CS_0	Carga inicial no sistema de armazenamento
CS_i	Carga no sistema de armazenamento no período i
$SU_{n,t}$	Custo de arranque do gerador n no período t
T_i	Turbinagem no período i
T_{max}	Turbinagem máxima de operação
T_{min}	Turbinagem mínima de operação
$T_{down}(n)$	Tempo mínimo de paragem da unidade n
$T_{off}(n,t)$	Tempo de paragem da unidade n até ao período t
$T_{on}(n,t)$	Tempo contínuo de operação da unidade n até ao período t
$T_{up}(n)$	Tempo mínimo de arranque da unidade n

Capítulo 1

Introdução

Esta dissertação foi desenvolvida no âmbito do Mestrado Integrado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores da Universidade do Porto.

A temática abordada é o problema de despacho económico incorporando a possibilidade de armazenamento. Numa primeira fase deste trabalho é apresentada uma visão geral das abordagens determinística e estocástica ao problema de despacho económico. Posteriormente é efetuada uma adaptação de um modelo atual de despacho probabilístico de forma a integrar a possibilidade de armazenamento de energia. O método é implementado num caso de estudo real e é analisado o impacto que um sistema de armazenamento pode ter num sistema elétrico.

Neste primeiro capítulo apresenta-se o enquadramento do tema abordado, e os objetivos que se pretendem alcançar com a realização deste trabalho. É ainda apresentada a estrutura deste documento através de uma breve descrição do que é abordado em cada capítulo.

1.1 - Enquadramento

Uma gestão eficiente da produção de energia é um aspeto fulcral na operação de redes de energia, principalmente em sistemas insulares, que operam em regime centralizado. O objetivo da gestão da produção é satisfazer a demanda de energia ao menor custo possível, respeitando as restrições técnicas do sistema. Esta gestão é efetuada resolvendo o problema de despacho económico de modo a determinar quais as unidades que estarão ligadas e qual o seu nível de produção, em cada período.

Classicamente, na resolução do despacho é habitual seguir-se uma abordagem determinística. Esse tipo de abordagem produzia resultados satisfatórios pois a incerteza associada ao sistema era mínima. O consumo representava maior fonte de incerteza do sistema, uma variável com diagramas típicos que permitem a obtenção de previsões fiáveis.

2 Introdução

No entanto, a progressiva integração de geração renovável adicionou uma grande quantidade de incerteza ao sistema, devido a intermitência e volatilidade dos seus recursos. Deste modo, tem-se assistido a uma crescente aposta na abordagem estocástica que inclui a componente da incerteza, otimizando os resultados obtidos do despacho.

Um dos problemas dos sistemas com forte integração de renovável é o facto de esta não ser controlável. Em casos de excesso de produção, frequentes nas horas de vazio, o operador de sistema procede ao corte de unidades de produção renovável, desperdiçando essa energia. Contudo, o operador poderia proceder de forma diferente se o sistema elétrico possuísse um sistema de armazenamento. Nas horas em que existe excesso de produção renovável, o sistema poderia armazenar energia. A energia armazenada seria posteriormente injetada na rede nas horas de maior demanda, contribuindo para a redução dos custos de operação.

No desenvolvimento desta dissertação pretende-se efetuar uma adaptação de um modelo atual de despacho probabilístico de forma a integrar a possibilidade de armazenamento de energia. Pretende-se ainda implementar o método desenvolvido num caso de estudo real. Esse caso de estudo será o sistema elétrico da ilha de São Miguel nos Açores, onde está prevista a instalação de um sistema de armazenamento hídrico. Esse sistema possibilitará que o excesso de produção renovável seja aproveitado para alimentar um sistema de bombagem, permitindo o armazenamento de água num reservatório. Turbinando a água armazenada será possível produzir energia elétrica nas horas de maior demanda, reduzindo os custos de operação. O objetivo da implementação da metodologia será analisar o impacto que o armazenamento pode ter num sistema elétrico.

1.2 - Objetivos

O principal objetivo desta dissertação é a elaboração de uma metodologia de otimização de despacho integrando a possibilidade de armazenamento, que possa ser implementada em sistemas elétricos insulares, com forte produção de energia renovável. Pretende-se aplicar a metodologia num caso de estudo real, que será o sistema elétrico da ilha de São Miguel nos Açores.

Os resultados que se pretendem alcançar com a aplicação da metodologia desenvolvida são os seguintes:

- Melhoria da eficiência energética do sistema elétrico, aumentando a sua capacidade de resposta às variações de carga e produção renovável.
- Redução do custo de operação do sistema, reduzindo a produção térmica nas horas em que esta apresenta um custo mais elevado.
- Melhoria do aproveitamento da produção renovável, diminuindo as situações de corte.
- Diminuição do consumo de combustível, com o aumento de eficiência no uso da produção renovável.

1.3 - Estrutura da dissertação

O documento encontra-se dividido em cinco capítulos. No Capítulo 1 apresenta-se o enquadramento do tema abordado e os objetivos que se pretendem alcançar com a realização deste trabalho.

No Capítulo 2 é apresentado um estudo da arte relativo ao tema de despacho e pré-despacho. Numa fase inicial, é apresentada a formulação típica do problema, referindo o tipo de função objetivo e restrições usadas. Posteriormente são mencionadas as abordagens determinística e estocástica na resolução do problema.

No Capítulo 3 é descrita uma metodologia de otimização de despacho, produzida para sistemas insulares com forte penetração de energia renovável. A metodologia está dividida em duas fases essenciais. A primeira consiste na criação de uma base de dados contendo uma ordem de mérito de operação das centrais térmicas. A segunda fase consiste na realização do despacho, utilizando a base de dados anteriormente elaborada.

No Capítulo 4 é apresentado um método de integração de armazenamento na metodologia de despacho. É exposta uma metodologia de despacho integrando sistema de armazenamento, e testada para vários casos de estudo. Com base nos resultados obtidos é elaborado um método heurístico que permite determinar a melhor distribuição de carga, que um determinado sistema de armazenamento possibilita. O objetivo é proporcionar a introdução de armazenamento em qualquer método despacho, sem necessidade de alteração da sua formulação matemática.

No Capítulo 5 é feita a aplicação do método num caso de estudo real, nomeadamente o sistema elétrico da ilha de São Miguel nos Açores. É feita também uma análise do impacto do armazenamento no sistema de geração, quais as modificações provocadas no escalonamento das unidades térmicas e as alterações no custo de operação do sistema.

No Capítulo 6 são apresentadas as principais conclusões obtidas com a elaboração deste trabalho.

4 Introdução

Capítulo 2

Gestão de geração

Uma gestão eficiente da produção de energia é um aspeto fulcral na operação de redes de energia, principalmente em sistemas insulares, que operam em regime centralizado. O objetivo da gestão da produção é satisfazer a demanda de energia ao menor custo possível, respeitando as restrições técnicas do sistema. Este processo abrange um conjunto de fatores que tornam a gestão de geração num enorme desafio.

O sistema elétrico é constituído por uma variedade de unidades de produção, e cada unidade tem as suas próprias características. Por exemplo, as centrais nucleares fornecem grandes quantidades de energia a um baixo custo, no entanto o arranque tem um tempo demorado e um custo elevado. Por outro lado, as unidades de turbina a gás podem arrancar em poucos minutos, mas o custo de produção de energia é mais elevado [1]. Estes fatores são analisados na hora de planear que unidades serão utilizadas para satisfazer a demanda num determinado período.

Uma questão também muito importante é a determinação do nível de reserva necessária para garantir a fiabilidade do sistema, tendo em conta os encargos económicos que esta acarreta. A reserva é fundamental ao sistema, pois permite a resposta a situações inesperadas como variações de demanda, saídas de serviço de unidades ou de linhas de transmissão.

Nos últimos anos, a progressiva integração de geração renovável adicionou uma grande quantidade de incerteza ao sistema, devido a intermitência e volatilidade dos seus recursos. Desta forma, requer-se um aumento da flexibilidade do sistema na resposta às rápidas e elevadas variações de carga e produção renovável [2].

Devido a estes e outros fatores, a gestão de geração apresenta atualmente um elevado grau de complexidade. Neste capítulo será apresentado um estudo sobre o estado de arte da gestão de geração no sistema elétrico de energia.

2.1 - Escalonamento e Despacho Económico

A gestão de geração consiste em satisfazer a demanda de energia ao menor custo possível, respeitando as restrições técnicas do sistema. Esse objetivo é conseguido resolvendo os problemas de escalonamento (UC - *Unit Commitment*) e Despacho Económico (DE). O UC determina quais as unidades que estarão ligadas em cada período, enquanto, o DE indica qual o nível de produção de cada unidade. Habitualmente, estes dois problemas são resolvidos simultaneamente.

O UC possui variáveis discretas que lhe conferem complexidade e dificultam a sua resolução. Este problema visa reduzir os custos provocados pelas mudanças de estado das unidades produtoras. A função objetivo para um sistema de N unidade no intervalo de tempo T , é expressa como

$$\min \sum_{t=1}^T \sum_{n=1}^N [FC_{n,t}(P_{n,t}) + SU_{n,t} + SD_{n,t}], \quad (2.1)$$

onde $FC_{n,t}(P_{n,t})$ é o custo do combustível utilizado para produzir a potência $P_{n,t}$. $SU_{n,t}$ e $SD_{n,t}$ representam o custo de arranque e de paragem, respetivamente [3].

O DE é resolvido com base no escalonamento obtido no UC. Deste modo, na resolução do problema apenas são consideradas as unidades ligadas. A sua resolução tem como objetivo a minimização do custo total de operação C_T [4].

$$\min C_T = \sum_{t=1}^T \sum_{n=1}^N FC_{n,t}(P_{n,t}). \quad (2.2)$$

Na formulação matemática destes problemas é considerada uma série de restrições do sistema e das unidades de produção. Essas restrições serão descritas mais à frente neste trabalho.

Para dar resposta aos problemas de geração existe um elevado número de métodos desenvolvidos. Esses métodos podem ser divididos em exatos e heurísticos ou aproximados. Como exemplos de modelos exatos temos a enumeração exaustiva, programação dinâmica, *branch and bound* e ponto interior. Nos modelos heurísticos ou aproximados encontram-se a ordem de mérito, *simulated annealing*, relaxação Lagrangeana, pesquisa tabu, lógica difusa, redes neuronais, algoritmos genéticos, algoritmo competitivo imperialista e otimização por enxame de partículas.

2.1.1 - Função Custo

Os problemas referidos anteriormente centram-se na questão do consumo de combustível, pelo que as centrais térmicas são o seu principal foco. O custo de produção de energia elétrica de um grupo térmico, associado ao consumo de combustível, é habitualmente aproximado a uma função polinomial de segunda ordem.

$$C(P) = (a + bP + cP^2)F . \quad (2.3)$$

Na equação (2.3), $C(P)$ representa o custo de produção da potência elétrica P , gerada pela unidade térmica que possui os parâmetros característicos a , b , c . A variável F representa o custo do combustível.

O custo marginal de produção, derivada da função custo, representa o custo da última unidade de potência produzida. Esta medida é geralmente utilizada na resolução dos problemas de gestão de geração. A sua função apresenta um comportamento linear onde o custo marginal aumenta com o acréscimo de potência [5].

$$C'(P) = (b + 2cP)F . \quad (2.4)$$

No entanto, as unidades de produção térmicas podem apresentar funções de custo com características diferentes. As centrais térmicas com válvulas de injeção apresentam funções custo não lineares e não quadráticas, como mostra a Figura 2.1.

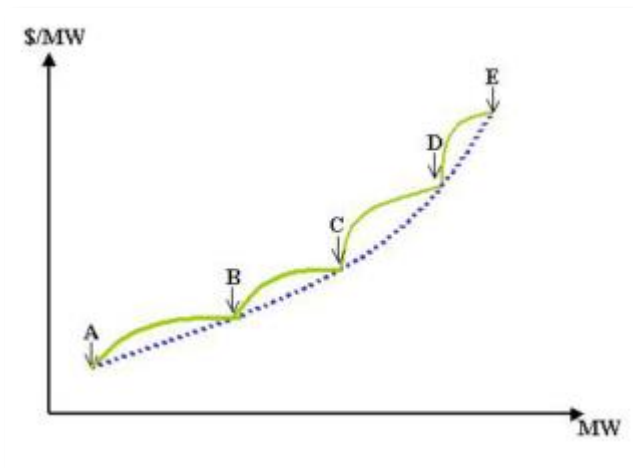


Figura 2.1 - Curva de custo considerando 5 válvulas de injeção, adaptado de [6].

Na formulação do modelo, considerando o efeito das válvulas de injeção, representa-se o custo adicionando funções sinusoidais às funções quadráticas.

$$C(P) = (a + bP + cP^2)F + |e_i \times \sin(f_i \times (P_{i,\min} - P_i))|, \quad (2.5)$$

onde e_i e f_i representam coeficientes da unidade i que refletem os efeitos das válvulas de injeção [6].

As unidades de produção podem ser alimentadas por diversas fontes de combustível, sendo a função custo afetada por esse fator, como mostra a Figura 2.2.

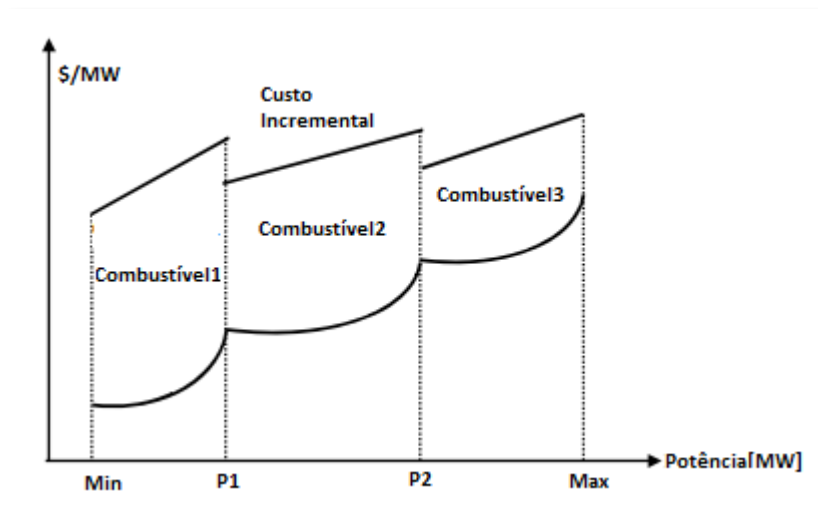


Figura 2.2 - Funções de custo quadráticas e incrementais de um gerador, adaptado de [6].

Na modelização dessas unidades de produção, o custo de operação deve ser representado por uma série de funções, que refletem as mudanças no tipo de combustível. Considerando as funções de custo quadráticas, o custo de operação pode ser representado como mostra a equação (2.6) [6].

$$C_i(P_i) = \begin{cases} (a_{i1} + b_{i1}P_i + c_{i1}P_i^2)F_i & \text{if } P_{i,\min} \leq P_i \leq P_{i1} \\ (a_{i2} + b_{i2}P_i + c_{i2}P_i^2)F_i & \text{if } P_{i1} \leq P_i \leq P_{i2} \\ \vdots & \vdots \\ (a_{in} + b_{in}P_i + c_{in}P_i^2)F_i & \text{if } P_{i,n-1} \leq P_i \leq P_{i,\max} \end{cases} \quad (2.6)$$

A inclusão de fatores como válvulas de injeção e diversas fontes de combustível tornam o modelo do problema mais preciso, aumentando a fiabilidade das soluções. No entanto, o aumento da complexidade das funções custo implicará um maior tempo e esforço computacional.

2.1.2 - Restrições

As soluções obtidas na resolução dos problemas de gestão de geração têm de respeitar uma série de restrições do sistema e das unidades de produção. Nesta seção apresentam-se as restrições que frequentemente são consideradas na formulação dos problemas de gestão de geração.

O equilíbrio entre a carga e a produção deve ser satisfeito. Em cada instante a produção deve ser igual à carga do sistema mais as suas perdas [4].

$$\sum_{n=1}^N P_n = P_{load} + P_{loss} . \quad (2.7)$$

As unidades produtoras apresentam limites de operação. Estes limites são fixados por razões de ordem técnica e também económica. Geralmente para produções baixas o custo de operação é muito elevado. Deste modo, é definido um valor máximo e mínimo de potência para cada unidade produtora do sistema [7], [8].

$$P \min_n \leq P_n \leq P \max_n . \quad (2.8)$$

Os geradores são incapazes de ajustar a produção instantaneamente, a sua gama de operação é restringida por rampas limite [7].

$$\left| P_n^t - P_n^{t-1} \right| \leq R p_n , \quad (2.9)$$

onde P_n^t é a potência no instante t , P_n^{t-1} a potência no instante $t-1$ e $R p_n$ o limite da rampa, do gerador n .

Após o arranque da unidade de produção, esta não deve ser desligada imediatamente. E quando é desligada existe um tempo mínimo para que possa ser ligada novamente. Desta forma, são definidos tempos mínimos para o arranque e paragem das unidades de produção.

$$(T_{on}(n, t-1) - T_{up}(n))(U(n, t-1) - U(n, t)) \geq 0 , \quad (2.10)$$

$$(T_{off}(n, t-1) - T_{down}(n))(U(n, t-1) - U(n, t)) \geq 0 , \quad (2.11)$$

onde $T_{on}(n, t)$ é o tempo contínuo de operação da unidade n no período t , T_{off} é o tempo de paragem. $T_{up}(n)$ e $T_{down}(n)$ são os tempos mínimos de arranque e paragem, respetivamente, da unidade n . $U(n, t)$ é a variável binária que indica o estado da unidade [3].

Dentro de uma gama de operação podem existir zonas onde as unidades de produção não funcionam. A resolução dos problemas de geração é otimizada evitando essas zonas de produção proibitiva [6].

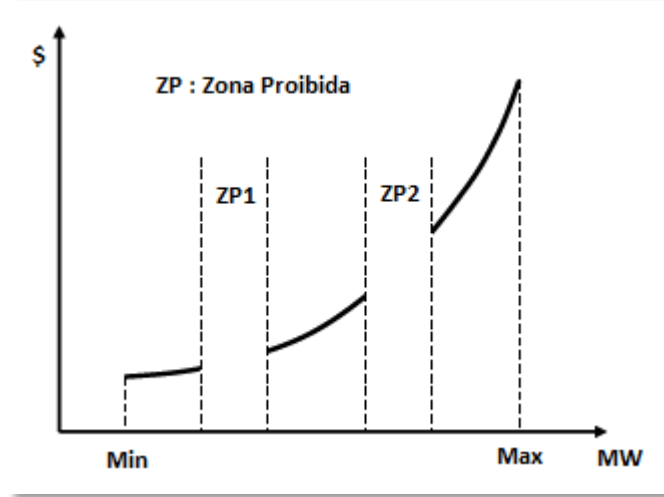


Figura 2.3 - Curva de custo com zonas de operação proibitivas, adaptado de [6].

As gamas de operação das unidades de produção considerando as zonas proibitivas são expressas como mostra a equação (2.12). Proibida

$$P_n \in \begin{cases} P_{n,\min} \leq P_n \leq P_{n,1}^l \\ P_{n,k-1}^u \leq P_n \leq P_{n,k}^l & k = 2, 3, \dots, N_{ZP,n} \\ P_{n,N_{ZP,n}}^u \leq P_n \leq P_{n,\max} \end{cases} \quad (2.12)$$

sendo $P_{n,1}^l$ e $P_{n,k-1}^u$ os limites mínimo e máximo, respetivamente, da zona proibitiva da unidade produtora n . $N_{ZP,n}$ é o numero de zonas proibitivas da unidade n .

Por razões de segurança é habitual impor-se um limite mínimo de reserva girante [6]. Sendo S_R a reserva girante requerida pelo sistema, esta restrição é expressa como mostra a equação (2.13).

$$\sum_{n=1}^N \{ \min(P_{n,\max} - P_n, Rp_n) \} \geq S_R \quad (2.13)$$

2.2 - Otimização determinística

Os modelos clássicos de gestão de geração seguem uma abordagem determinística. Nessa abordagem, a incerteza na resolução dos problemas de UC e DE está associada às previsões

de carga, e possíveis saídas de serviço de componentes ou linhas do sistema. A segurança do sistema é centrada na sua capacidade de sobrevivência a contingências, evitando interrupções de serviço. Como a incerteza inerente ao problema é reduzida a abordagem determinística conduz a soluções satisfatórias. Deste modo, a situação em análise é considerada fixa, e as conclusões obtidas do problema de geração são definidas e únicas. De seguida serão mencionados alguns métodos aplicados em problemas de otimização determinísticos.

I. Ordem de mérito

O método de ordem de mérito é uma das metodologias utilizadas na resolução de problemas de otimização. Consiste na criação de uma lista de todas as combinações possíveis das unidades de produção. Essa lista é ordenada segundo o critério do custo de produção da combinação, e as decisões são tomadas segundo essa ordem. Este método tem a vantagem de não necessitar de uma solução inicial aleatória para chegar à solução ótima final, além disso, é simples e requer pouco esforço computacional. No entanto, a metodologia base não considera aspetos como o custo de mudança de estado e limites de rampa, conduzindo a soluções menos precisas [1].

O método presente em [9], a que os seus autores nomeiam de ordem de mérito metodológica, possui uma maior abrangência do problema de geração comparando com o método convencional. Nesta abordagem são considerados tempos de arranque e paragem, custos de mudança de estado e reserva girante, otimizando as soluções finais.

II. Programação dinâmica

No método de programação dinâmica o problema é decomposto em subproblemas, e através da resolução destes desenvolve-se a solução ótima do problema original [10]. Esta metodologia permite reduzir o espaço de pesquisa, evitando repetições de cálculos que ocorrem na enumeração total de soluções [8]. No entanto, apresenta um tempo de processamento longo que aumenta exponencialmente com o tamanho do problema, e rapidamente atinge níveis impraticáveis [1], [11].

Em [12] os seus autores procuram reduzir o tempo de resposta, implementando uma nova forma de redução do espaço de pesquisa, e deste modo melhorar o desempenho do método quando aplicado a problemas de maior dimensão. Em [13] é apresentado um método de programação dinâmica adaptativa que recorre a redes neuronais para melhorar o tempo de resposta.

III. Relaxação Lagrangeana

Seguindo este método, os termos da formulação do problema são a função custo, o conjunto de restrições que envolve cada unidade e o acoplamento das restrições de geração e reserva [10]. O princípio básico deste método consiste em ignorar temporariamente as restrições de equilíbrio de potência, o que possibilita a divisão do problema em relação aos grupos. Através de otimização dual vai impondo restrições aos subproblemas dos grupos até ser encontrada uma solução final, que satisfaça as restrições [8].

Em [14] é apresentado um método de relaxação Lagrangeana (RL) adaptativa melhorado, que é aplicado com sucesso num problema complexo, com restrições de limite de rampa, tempos de arranque e paragem mínimos. Em [15] o método de RL é combinado com algoritmo de colônia de formigas. O objetivo do método híbrido apresentado é auxiliar as companhias de geração na decisão de quanta potência e reserva devem vender para os mercados de energia e serviços auxiliares, respetivamente.

IV. *Simulated Annealing*

Este método é fundamentado na analogia entre o objetivo de minimização do custo no problema de otimização e o processo lento de arrefecimento de um metal, até que atinja o ponto de solidificação, onde a energia do sistema possui o valor global mínimo [1], [16]. O *simulated annealing* (SA) resolve complexos problemas de otimização combinatoriais sem estrutura específica. No entanto, possui como desvantagem o tempo de demora de resolução do problema, devido ao elevado número de iterações que necessita para convergir [16], [17].

Em [16] é apresentado um SA melhorado capaz de resolver problemas de maior dimensão, considerando as restrições de limite de rampa e com tempos de execução satisfatórios. Um método de SA baseado num algoritmo genético é mostrado em [18]. Este método procura reduzir o espaço de pesquisa do problema de otimização, facilitando a sua aplicação em sistemas de maiores.

V. Otimização por enxame de partículas

O PSO (*particle swarm optimization*) opera sobre um conjunto de soluções do problema de otimização que nomeia de partículas. A solução ótima é alcançada pela movimentação dessas partículas, influenciada por três fatores: inércia, memória e cooperação, que se compõem aditivamente. A inércia impele a partícula a manter-se na mesma direção, a memória atrai a partícula para a melhor solução que já encontrou, enquanto a cooperação atrai a partícula para a melhor solução encontrada pelo enxame [19]. O método apresenta como vantagens a fácil implementação, e o elevado potencial para obter soluções otimizadas

com convergência estável [20]. Contudo, na sua versão simples, as partículas apresentam alguma incapacidade de saltarem locais ótimos, conduzindo a soluções subótimas [21].

Em [22] o método de otimização por enxame de partículas é testado em sistemas reais, demonstrando um bom desempenho comparado com trabalhos prévios. Em [21] é apresentado um método híbrido de otimização por enxame de partículas. Os autores conseguem um aumento da performance do método com a alteração das equações de velocidade das partículas, prevenindo que estas estagnem em pontos subótimos.

VI. Pesquisa tabu

O algoritmo pesquisa tabu é utilizado na resolução de problemas de otimização combinatoriais. Apresenta a capacidade de saltar pontos subótimos e procurar novas soluções em torno desses pontos [1]. Evita a retenção em pontos subótimos usando uma estrutura de memória que proíbe ou penaliza movimentos de retorno a pontos visitados. Deste modo, a solução final encontrada não é dependente do conjunto de soluções inicialmente selecionado. Para além disso, não necessita de modelos matemáticos complicados do problema em estudo na sua implementação [23], [24].

Em [24] é apresentado um método de pesquisa tabu modificado que visa um equilíbrio entre a velocidade de resposta e a precisão da solução obtida. Em [25] o autor aumenta a rapidez de resposta da pesquisa tabu, combinando-a com decomposição Lagrangeana. Em [26] é apresentado um método de pesquisa tabu baseado em programação evolucionária que aumenta a eficiência do método aplicado em sistemas de maior dimensão.

VII. Lógica difusa

Na abordagem de lógica difusa não são consideradas apenas duas alternativas para as proposições lógicas, mas todo um conjunto de valores reais contínuos [27]. A difusão é usada na descrição da incerteza. No problema do UC os valores de carga, custos de arranque, custos incrementais e custos de produção podem ser consideradas variáveis difusas [28], [29]. Este método tem a capacidade de reduzir a complexidade dos modelos matemáticos na resolução do problema [29], [30].

Em [27] é efetuada a aplicação deste método na resolução de um problema de UC. Os resultados mostram que a lógica difusa é capaz de fornecer soluções de qualidade, apresentando um bom tempo de resposta. Comprovam ainda, que a independência da complexidade do sistema torna o método eficaz na resolução de problemas de grande escala. Em [29] o método de lógica difusa é comparado com o método de ordem de mérito. Conclui-se que a lógica difusa consegue bons resultados económicos apresentado menores tempos de resposta e necessitando de menos memória computacional. Em [30] uma comparação entre

lógica difusa e programação dinâmica é efetuada, e também aqui a lógica difusa apresenta melhor performance.

VIII. Programação evolucionária

O método de programação evolucionária realça a ligação biológica entre os progenitores e descendentes. As soluções para o problema de otimização são obtidas utilizando dois operadores básicos. O operador mutação que gera descendentes adicionando ruído à estrutura original do seu correspondente. E o operador de seleção que compara cada membro da população com um número de oponentes escolhidos aleatoriamente, selecionando os indivíduos que se tornarão progenitores na geração seguinte. Este processo é repetido durante várias gerações, resultando num processo evolutivo que converge para uma boa solução [31].

Em [31] é apresentado um método de programação evolucionária aplicado a um problema de maximização do lucro das companhias de geração. Nesta abordagem, o problema geral é decomposto em três subproblemas. O primeiro visa otimizar o estado das unidades de geração, o segundo tenta otimizar a oferta de potência de reserva, e a terceira otimiza a oferta de energia contabilizando o tipo de mercado de reserva. Em [32] apresenta um algoritmo híbrido de programação evolucionária e pesquisa tabu. O algoritmo é testado num sistema hidrotérmico e os resultados mostram uma melhoria em termos de economia e tempo computacional, comparando com resultados de outros métodos.

IX. Algoritmos genéticos

Os algoritmos genéticos (AG) são um método específico de programação evolucionária. Operam sobre uma população de indivíduos, em que cada um representa uma solução possível, e com um conjunto de operadores genéticos de cruzamento e mutação é criado um mecanismo de pesquisa global [28], [33]. Este método tem facilidade em lidar com as restrições de desigualdade impostas pelas variáveis de controlo, como as restrições de geração, limites de rampa e reserva girante [1].

Em [34] é apresentado um AG melhorado que cria as soluções iniciais baseando-se em informação da carga. Desta forma, o método parte de um conjunto de soluções praticáveis e converge mais rapidamente para a situação ótima. Em [35] mostra um AG baseado numa estrutura paralela, que permite reduzir o espaço de pesquisa e aumentar a rapidez de resposta. Os resultados da sua implementação mostram ainda a obtenção de soluções mais económicas. Finalmente em [36] e [37] apresenta-se um AG híbrido que usa chaves aleatórias para codificar soluções e introduzir tendências no processo de seleção dos progenitores e na estratégia de cruzamento. Os resultados da sua aplicação mostram boa performance em problemas de larga escala.

Nesta seção apresentou-se o conceito de várias metodologias utilizadas na abordagem determinística a problemas de gestão de geração, com o objetivo de expor um pouco do trabalho desenvolvido nesta área. A Tabela 2.1 apresenta detalhes sobre os algoritmos, funções objetivo e restrições utilizadas na literatura referida ao longo desta seção.

Tabela 2.1 - Algoritmos, função objetivo e restrições utilizadas da literatura referida ao longo da seção.

Algoritmo	Ref.	Função objetivo			Restrições utilizadas						
		Minimizar custo de produção	Maximizar lucro ¹	Custos de arranque	Equilíbrio de potência	Reserva girante	Limites de geração	Tempos min de arranque e paragem	Limites de rampa	Limites de transmissão das linhas	Grupos obrigatórios
Ordem de mérito	[9]	X		X	X	X	X	X			
Programação dinâmica	[11]	X		X	X	X	X	X			
	[12]	X		X	X		X	X			
	[13]	X		X	X	X	X				
Relaxação Lagrangeana	[14]	X		X	X	X	X	X	X	X	
Relaxação Lagrangeana/ algoritmo de colônia de formigas	[15]		X	X	X	X	X	X			
Algoritmos Genéticos	[33]	X			X		X				
	[34]	X		X	X	X	X	X			
	[35]	X		X	X		X	X	X		
	[36], [37]	X		X	X	X	X	X	X		
<i>Simulated Annealing</i>	[16]	X		X	X	X	X	X	X		

¹ Quando a função objetivo é a maximização do lucro as restrições de demanda e reserva são diferentes do tradicional UC, pois as companhias de geração podem optar por não satisfazer as previsões de demanda e reserva, se isso lhes proporcionar aumento do lucro.

Algoritmo	Ref.	Função objetivo			Restrições utilizadas						
		Minimizar custo de produção	Maximizar lucro ¹	Custos de arranque	Equilíbrio de potência	Reserva girante	Limites de geração	Tempos min de arranque e paragem	Limites de rampa	Limites de transmissão das linhas	Grupos obrigatórios
<i>Simulated Annealing</i> /Algoritmo Genético	[18]	X		X	X	X	X	X			X
Otimização por enxame de partículas	[20]	X		X	X	X	X	X	X		
	[22]	X		X	X	X	X	X			
Otimização por enxame de partículas híbrido	[21]	X		X	X	X	X	X			
Pesquisa tabu	[23], [25]	X		X	X	X	X	X			
Pesquisa tabu/ otimização por enxame de partículas	[24]	X		X	X	X	X	X	X	X	
Pesquisa tabu/ Programação evolucionária	[26]	X		X	X	X	X	X			X
Lógica difusa	[27]	X		X	X	X	X	X	X		
	[29]	X		X	X	X	X	X			
	[30]	X		X	X	X	X		X		
Programação evolucionária	[31]		X	X	X	X	X	X	X		
Programação evolucionária/ pesquisa tabu	[32]	X		X	X	X	X	X			X

2.3 - Otimização estocástica

A progressiva integração de produção renovável tornou a gestão de geração num grande desafio para os operadores do sistema. A intermitência e volatilidade dos recursos renováveis adicionaram uma grande quantidade de incerteza. Desta forma, requer-se um aumento da flexibilidade do sistema na resposta às rápidas e elevadas variações de carga e produção renovável [2].

A eólica é o tipo de produção com maior impacto no planeamento da geração, devido aos erros de previsão que apresenta. Esses erros levam a uma diferença entre os valores estimados e os valores reais, provocando problemas ao operador do sistema, responsável pela correção desses desvios. Os investigadores têm efetuado estudos sobre o impacto da previsão de produção eólica no problema de UC, como o apresentado em [38].

A gestão do nível de reserva adquire aqui maior relevância. Os sistemas com forte penetração renovável necessitam de maiores reservas girantes para manter níveis de segurança adequados, acarretando maiores impactos económicos. Em [39] é apresentado um método de quantificação de reserva girante requerida por um sistema com forte penetração de energia renovável.

No contexto atual de mercado desregulado no continente, o objetivo das companhias de geração deixou de ser a minimização do custo de produção, sendo agora a maximização dos seus lucros. Desta forma requerem técnicas eficientes de resolução de problemas de UC para a otimização de estratégias de oferta [3].

Estes fatores levam a necessidade de desenvolvimento de novas técnicas de gestão de geração. Deste modo, tem-se assistido a uma transição da abordagem tradicional determinística para uma otimização estocástica (OE). Essa abordagem apresenta maior capacidade de incorporação de incerteza na formulação do problema de geração, conduzindo a resultados mais adequados a abordagens mais adequadas aos atuais processos de decisão.

2.1.3 - Técnicas de modelização de incerteza

Em geral, a modelização de incerteza pode ser dividida em três tipos: cenários, conjunto de incerteza e restrições probabilísticas. A escolha da forma de modelização e representação da incerteza dependerá da técnica de otimização estocástica utilizada [2].

A representação por cenários consiste em gerar um grande número de cenários, onde cada um representa uma possível realização dos fatores de incerteza subjacentes. A estrutura de cenários pode ser um número de cenários paralelos num problema de OE de duas fases, ou uma árvore de cenários num problema de OE de multifases, como se observa em [40] e [41], respetivamente.

Os investigadores têm desenvolvido técnicas de geração de cenários para produção renovável [42, 43] e [44], sobretudo produção eólica, onde o efeito espacial e temporal do vento deve ser considerado [2].

A qualidade das soluções aumenta com o número de cenários utilizados, pois uma melhor imagem sobre o futuro é representada. Contudo, o aumento do número de cenários para além de um certo limite leva apenas a melhoramentos meramente marginais das soluções. Como um maior número de cenários provoca um aumento do esforço computacional, é necessário efetuar um equilíbrio entre a precisão desejada e o esforço computacional do algoritmo [2]. Técnicas de redução de cenários visando a diminuição do esforço computacional são apresentadas em [45] e [46].

Para modelizar incerteza também são usadas previsões probabilísticas, especialmente em algoritmos baseados em otimização robusta, onde é necessário definir os limites superior e inferior de incerteza. O output mais comum da modelização de incerteza por previsões probabilísticas é o conjunto de quantis. Estes podem ser estimados através de funções de densidade de probabilidade (fdps) ou funções de distribuição acumulativa (fdas) [47]. A previsão probabilística permite expressar uma previsão de output numa determinada probabilidade, e usando duas previsões probabilísticas é possível modelizar convenientemente intervalos de confiança requeridos em definições de conjunto de incertezas [2]. Em [48] e [49] mostram exemplos de técnicas de previsões probabilísticas usadas na modelização de incerteza da produção eólica.

A incerteza associada a variáveis aleatórias como a produção eólica e cargas nodais pode também ser modelizada através de conjuntos de incerteza. Em [50] são discutidos abordagens diferentes na construção dos conjuntos de incerteza. Apresenta generalizações de conjuntos de incerteza: modelização das correlações espacial e temporal; construção dos conjuntos de incerteza elipsoidal; decomposição de conjuntos de incerteza; e combinação de conjuntos de incerteza que descrevem diferentes parâmetros incertos. Em [51] é apresentado um método de otimização robusta adaptativa com conjuntos de incerteza dinâmicos, para a resolução de despacho económico. Introduce o conceito de conjuntos de incerteza dinâmicos e apresenta métodos para a sua construção, na modelização de correlações de incerteza temporal e espacial.

2.1.4 - Técnicas de formulação e resolução

Os modelos de formulação e resolução propostos para abordar o problema de UC considerando incerteza podem ser divididos em: Programação estocástica, otimização robusta, e programação dinâmica estocástica [2]. De seguida apresenta-se uma descrição sobre cada uma destas abordagens.

I. Programação estocástica

Na programação estocástica utiliza-se a representação de incerteza através do uso de cenários na formulação do problema de UC. Este tipo de abordagem traz certas vantagens em relação ao simples uso de restrições de reserva, como soluções de menor custo e de maior fiabilidade [2].

Utilizando a estrutura de duas fases para representação de cenários, as decisões são divididas em duas categorias: decisões para o dia seguinte e decisões em tempo real [2]. Primeiramente, são tomadas as decisões que não antecipam dados futuros do modelo. No momento em que esses dados são conhecidos, as decisões da segunda fase são tomadas explorando a informação adicional. Sendo essas decisões dependentes das variáveis fixadas na primeira fase [40]. Sendo U o conjunto de decisões de *commitment* possíveis, c o vetor de custos de transição de estado das unidades, e ξ o vetor de incertezas com uma distribuição de probabilidade conjunta conhecida, temos [2]:

$$\min_{u \in U} c^T u + E_{\xi} [F(u, \xi)]. \tag{2.14}$$

Na primeira fase são tomadas as decisões de UC para as unidades tradicionais, u , pois estas unidades não podem ser liga ou desligadas rapidamente. Na segunda fase são efetuadas as decisões de despacho económico e de UC para as unidades de arranque rápido, para cada cenário [52]. O processo encontra-se ilustrado na Figura 2.4.

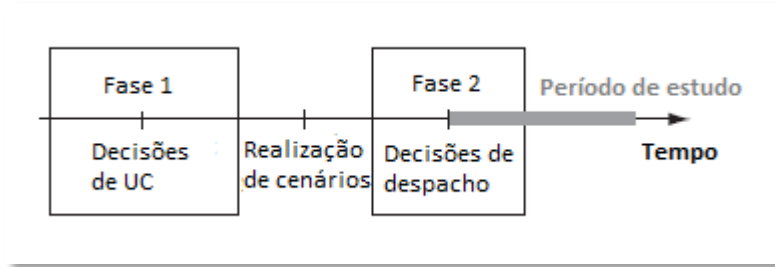


Figura 2.4 - Modelo de decisão de duas fases, adaptado de [53].

O segundo termo da equação objetivo (2.14) representa o custo das operações em tempo real. Para cada realização, s , de um vetor aleatório ξ , a segunda fase do problema pode ser expressa da seguinte forma [2]:

$$F(u, s) = \min_{p_s, f_s} f(p_s) \tag{2.15}$$

$$suj. \quad A_s u + B_s p_s + H_s f_s \geq d_s . \tag{2.16}$$

Nas equações anteriores, p_s inclui o despacho económico e a reserva para os múltiplos períodos, e f_s é o vetor com decisões da segunda fase como, por exemplo, trânsitos de potências. Na equação (2.16), as matrizes de incertezas do lado direito (A_s, B_s, H_s) são normalmente usadas na modelização de contingências, enquanto o vetor de incertezas do lado direito d_s representa normalmente a incerteza na demanda e na produção renovável [2].

Em [52] é explicado o modelo de planificação estocástico utilizado pela Califórnia ISO (*independent system operator*). O modelo descrito utiliza a estrutura de duas fases para representação de cenários, e revela um melhoramento computacional significativo na resolução de problemas de UC de grande escala. Em [54] apresenta um estudo do problema de UC estocástico visando melhorar o processo de fiabilidade para ISOs. Em [55] demonstra que a otimização estocástica em duas fases que concede às companhias de geração um maior número de alternativas no portefólio de geração, oferecendo-lhes um meio de aumentar o lucro.

Com a utilização da estrutura multifases é possível capturar a dinâmica das incertezas desdobradas ao longo do tempo e ajustar as decisões dinamicamente. Com a informação atualizada de hora a hora, é possível ajustar o UC, despacho e reserva com base no estado atual do sistema e nas futuras incertezas. Para a formulação de modelos multifase usa-se normalmente árvores de cenários, como ilustrado na Figura 2.5 [2].

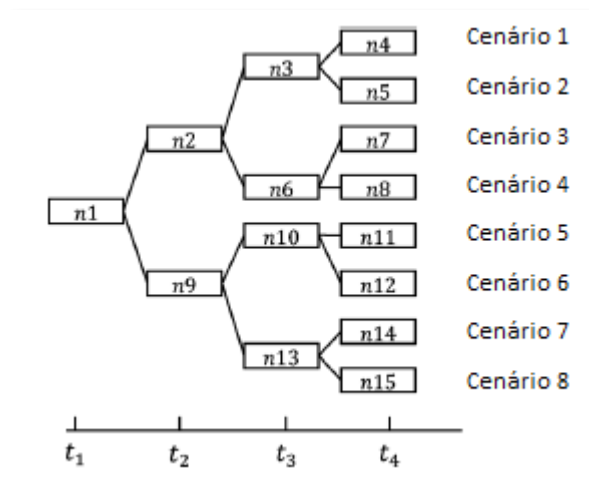


Figura 2.5 - Árvore de cenários com 4 fases, 8 cenários e 15 nós, adaptado de [2].

Cada cenário equivale a um caminho único desde o nó inicial ($n1$) até a um nó final ($n4, n5, n7, \dots, n15$). Cada nó ao longo do caminho indica um tempo onde decisões são tomadas. Para cada cenário o problema correspondente é tratado de forma determinística [2].

A dificuldade dos modelos multifase vem com as restrições não antecipativas, que estabelecem apenas um conjunto de decisões possíveis em cada nó. O modelo de UC

estocástico de multifase, com restrições não antecipativas, pode ser expresso da seguinte forma [2]:

$$\min \sum_{s \in S} \text{prob}_s f(u_s, p_s, r_s, x_s) \quad (2.17)$$

$$\text{su}j. (u_s, p_s, r_s, x_s) \in U_s, \quad \forall s \in S \quad (2.18)$$

$$(u_{s,t}, p_{s,t}, r_{s,t}, x_{s,t}) \quad (2.19)$$

$$= (u_n, p_n, r_n, x_n), \quad \forall (s,t) \in S_n, n \in N \quad (2.20)$$

onde u_s, p_s, r_s, x_s são, respetivamente, o UC, despacho, reserva e outros vetores de decisões correspondentes ao cenário s . Estes vetores são compostos pelos subvetores $u_{s,t}, p_{s,t}, r_{s,t}, x_{s,t}$, que contêm as decisões no cenário s no período t . U_s representa o conjunto de possíveis soluções no cenário s . A restrição (2.20) impõe o requisito não antecipativo, onde todos os cenários que passam por um determinado nó n devem ter a mesma decisão [2].

Em [41] é apresentada uma resolução de um problema de gestão de geração através de programação dinâmica numa árvore de cenários. Em [56] apresenta um modelo para a determinação do custo do sistema de fiabilidade através de otimização estocástica. É utilizado o modelo de árvores de cenário com o método de simulação de Monte Carlo. Através de simulações numéricas comprava-se a eficácia desta abordagem na minimização do custo da fiabilidade.

A utilização de modelos multifase requer um elevado esforço computacional, pois o número de cenários cresce exponencialmente com o número de fases e de saídas em cada fase. Desta forma os investigadores têm procurado por formas de diminuir esse esforço sem prejuízo da qualidade das soluções. Em [57] é apresentado um método de redução de árvores de cenário para problemas estocásticos de múltiplos períodos. Contudo a utilização deste método pode conduzir à obtenção de resultados menos precisos.

II. Otimização robusta

Os modelos de otimização robusta tentam incorporar a incerteza sem a informação das distribuições de probabilidade subjacentes, mas utilizando apenas o intervalo de incerteza. O objetivo deste tipo de abordagem é minimizar o custo do pior caso considerando todos os valores possíveis de parâmetros incertos. Desta forma, as soluções obtidas são bastante conservadoras, mas computacionalmente evita a incorporação de um largo número de cenários. O modelo mais comum na literatura de otimização robusta é a estrutura em duas fases, com a seguinte formulação [2]:

$$\min_{u \in U} \left\{ c^T u + \max_{v \in V} [F(u, v)] \right\}, \quad (2.21)$$

onde u e U são iguais valores definidos em programação estocástica, v é o parâmetro de incerteza, e V é um conjunto de incerteza determinístico. $F(u, v)$ é a função custo do despacho em tempo real. Neste caso, v não é um vetor de parâmetros, mas um vetor de variáveis que visa a minimização do custo total do pior caso do cenário. $F(u, v)$ pode ser expressa da seguinte forma [2]:

$$F(u, v) = \min_{p, f} q^T p \quad (2.22)$$

$$\text{su}j. A_v u + B_v p + H_v f \geq d_v . \quad (2.23)$$

O problema tem uma formulação semelhante à programação estocástica de duas fases, com a exceção de as matrizes de coeficientes do lado esquerdo e os vetores do lado direito são funções de parâmetros de incerteza [2].

Em [58] é explorada a capacidade de modelização da otimização robusto de duas fases, e apresentadas duas variantes de UC robusto: UC robusto expandido e UC robusto com restrições de risco. Em [59] é apresentado um modelo que se baseia na união dos métodos estocástico e robusto. O objetivo é ultrapassar as limitações: computacionais devido ao largo número de cenários da otimização estocástica, e as soluções conservadores da otimização robusta. Em [60] é proposta a abordagem de otimização robusta de duas fases na resolução de um problema de UC de restrições de contingência $N-k$. Através de simulações computacionais comprava-se a eficácia desta abordagem. Em [61] é apresentado um método de otimização robusta baseado em análise de cenários para UC, considerando forte penetração produção eólica.

III. Programação dinâmica estocástica

A programação dinâmica (PD) é uma classe de problemas de otimização que ajuda a tomada de decisões em problemas de múltiplas fases. Nesse tipo de problemas, as decisões tomadas numa fase para a redução do custo podem causar o aumento do custo nas fases futuras, a PD visa precaver esses eventos [2].

Similarmente à programação estocástica de múltiplas fases, num horizonte finito, o problema de UC de tempo discreto pode ser formulado em programação dinâmica estocástica como mostra a equação (2.24) [2].

$$\inf_{\pi \in \Pi} V_{\pi}(s_0) := E \left[\sum_{t=0}^{T-1} C_t(s_t, u_t(s_t), \xi_t) + C_T(u_T) \right], \quad (2.24)$$

onde a expectativa é tomada sobre as variáveis aleatórias ξ_t . C_t é o custo do sistema no período t , e a função V_π é referida como valor da função. s_t representa a fase do Sistema no período t . O conjunto Π representa o grupo de todas as medidas possíveis na forma de $\pi := \{u_0, u_1, \dots, u_{T-1}\}$ [2].

A transição do sistema do estado atual para o estado no próximo período pode ser caracterizado por um mecanismo de transição específico como o que se segue:

$$s_{t+1} = g_t(s_t, u_t(s_t), \xi_t), \quad t = 0, 1, \dots, T-1. \quad (2.25)$$

As incertezas que afetam a transição do sistema incluem a variação de carga, a variabilidade da intermitência dos recursos renováveis, e a disponibilidade das unidades de produção ou linhas de transmissão [2].

Em [62] é apresentado um método de resolução do problema de UC através de programação dinâmica estocástica. Os resultados experimentais mostram que o algoritmo consegue resolver problemas de larga escala, apresentando melhores soluções e de menor risco quando comparado com métodos determinísticos. Também em [63] é aplicado um método de resolução do problema de UC através de programação dinâmica estocástica. Os resultados comparados com métodos convencionais mostram melhoria nas soluções, a nível do custo obtido. Em [64] é utilizado o método de programação dinâmica estocástica para a resolução do problema de UC e despacho em sistema com forte produção eólica. Os resultados obtidos são comparados com outras duas soluções: com a solução de um programa dinâmico determinístico utilizando previsões de vento perfeitas, para encontrar o custo de informação imperfeita; e com a solução de um modelo de simulação executado sob regras de decisão, derivado do método determinístico de simulação de Monte Carlo, para avaliar o custo de tomar decisões estocásticas subótimas. Através de um exemplo de aplicação é mostrado que esses custos podem chegar a vários pontos percentuais dos custos totais de produção, dependendo da capacidade de eólica instalada.

Nesta seção abordou-se a temática da otimização estocástica na gestão de geração, com o objetivo de expor um pouco do trabalho desenvolvido nesta área. A Tabela 2.2 apresenta detalhes sobre as estruturas e características dos métodos de otimização presentes na literatura referida ao logo desta seção.

Tabela 2.2 - Estruturas e principais características dos métodos de otimização da literatura referida ao longo da seção, adaptado de [2].

Métodos de otimização estocásticos	Estruturas	Ref.	Principais Características
Programação estocástica	Modelos de duas fases	[52],[54],[55]	<ul style="list-style-type: none"> • Minimização do custo total esperado. • Necessidade de atribuir probabilidades aos cenários. • O aumento do número de cenários aumenta o esforço computacional.
	Modelos de múltiplas fases	[41],[56],[57]	<ul style="list-style-type: none"> • Modelo de tomada de decisão ao longo de vários períodos de tempo em condições incertas. • Elevado esforço computacional, o número de cenários cresce exponencialmente com o número de fases e de saídas em cada fase. • Necessita de árvores de cenário explícitas e probabilidades de caminhos aleatórios.
Otimização robusta	Modelos bi-nível e tri-nível	[58],[59],[60],[61]	<ul style="list-style-type: none"> • Não necessita de distribuições de probabilidade. • As soluções fornecem garantia através do pior caso. • Computacionalmente menos exigente que a programação estocástica. • Pode originar soluções conservadoras. • Dificuldade em incorporar incerteza dinamicamente.
Programação dinâmica estocástica	Modelos de múltiplas fases, modelos de tempo discreto	[62],[63],[64]	<ul style="list-style-type: none"> • Pode lidar com problemas estocásticos de múltiplas fases com relativo baixo esforço computacional. • Convergência para soluções ótimas pode ser difícil de estabelecer.

Capítulo 3

Metodologia de otimização de despacho

Neste capítulo é apresentada uma metodologia de despacho na qual se pretende posteriormente integrar a capacidade de armazenamento. A metodologia foi abordada no âmbito académico por Pedro Pires em “Formação de sinais de preço de eletricidade em sistemas eléctricos insulares de pequena dimensão” [65], Pedro Fonte em “*Advanced forecast and scheduling of power systems highly variable variable sources*” [66], e foi desenvolvida e implementada pela *Smartwatt* no âmbito do projeto SiNGULAR “*Report on the state-of-art on scheduling tools and the mathematical formulation of the proposed scheduling models*” [67].

A metodologia proposta foi produzida para sistemas insulares com forte instalação de fontes de energia renovável. Durante a hora de ponta, a produção renovável pode diminuir o consumo de combustível das unidades térmicas e reduzir o custo de operação do sistema. No entanto, durante as horas de vazio pode existir saturação do sistema, sendo necessário limitar a produção renovável para manter as unidades térmicas a operar acima dos seus limites inferiores técnicos. A otimização do despacho visa maximizar a integração de produção renovável e minimizar o seu desperdício, mantendo níveis de reserva girante suficientes.

Nesta metodologia, as incertezas associadas a fontes renováveis são modelizadas através de previsões probabilísticas e consideradas no despacho. O objetivo passa por minimizar o somatório dos custos estimados através de análise de risco. A estimacão probabilística dos custos não se baseia em cenários, mas na abordagem de estimacão de risco esperado que usa diretamente funções de densidade de probabilidade. A reserva girante é garantida através da fiabilidade e a minimização do risco de operação irregular, que conduzem a soluções com níveis suficientes de reserva dinâmica.

3.1 - Descrição da metodologia

A metodologia é utilizada em sistemas elétricos insulares desenvolvendo um despacho a curto prazo, baseado na análise de risco, considerando o crescimento da variabilidade e incerteza introduzida pela produção de energia renovável, particularmente produção eólica.

Na Figura 3.1 observa-se um diagrama de blocos que representa a estratégia adotada. A aplicação do método desenvolvido tem duas fases essenciais: tratamento de dados ilustrada na Figura 3.1 a), e aplicação da metodologia ilustrada na Figura 3.1 b). O tratamento de dados é efetuado apenas uma vez, em modo *offline*, e consiste na criação de uma base de dados contendo uma ordem de mérito de operação das centrais térmicas. A segunda fase é processada *online* e consiste na realização do despacho, utilizando a base de dados desenvolvida no tratamento de dados.

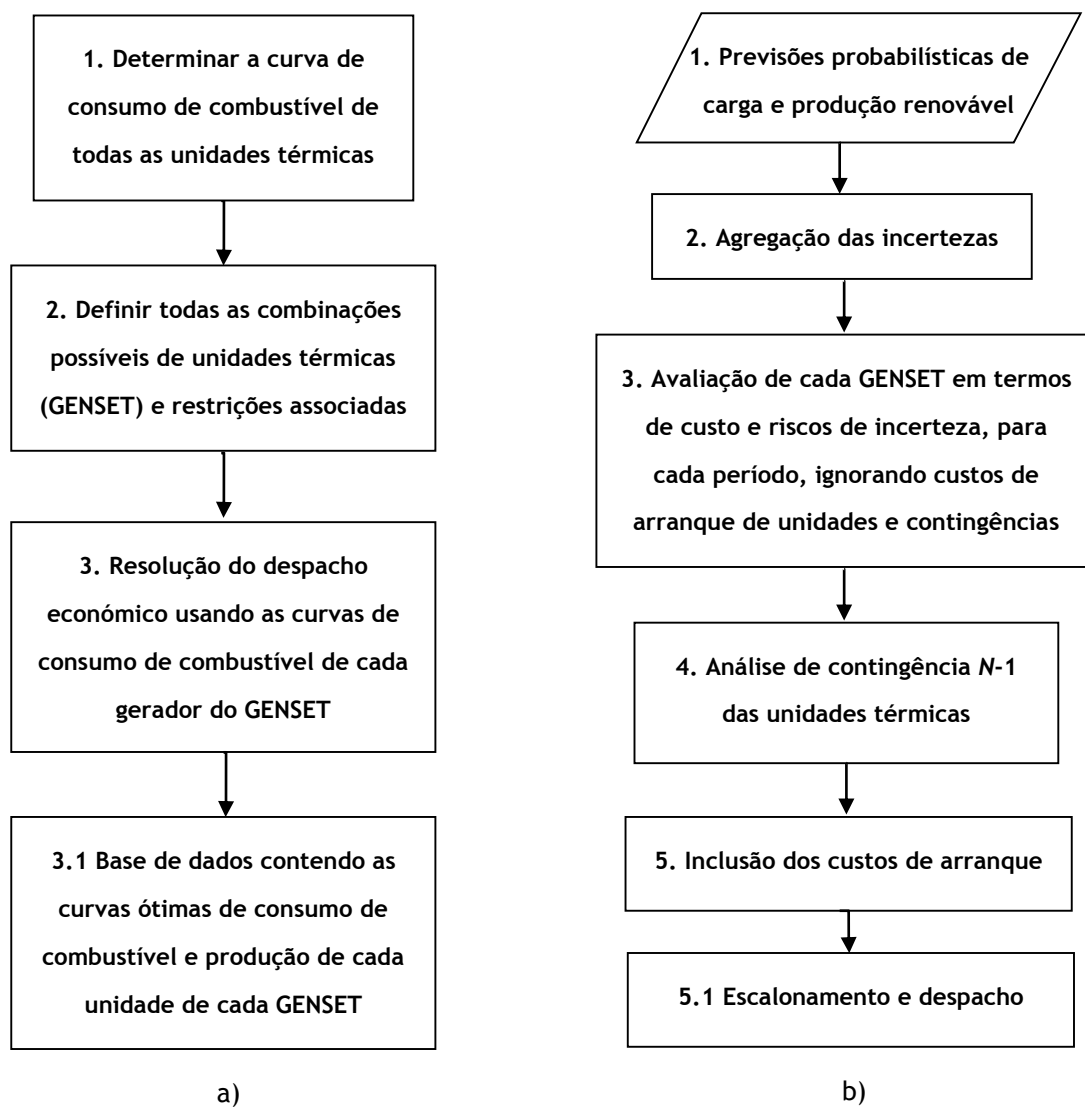


Figura 3.1 - Fluxograma da metodologia de otimização de despacho proposta.

Inicialmente são determinadas as curvas de consumo de combustível das unidades térmicas. Utilizando informação sobre o consumo específico em função da produção de potência define-se as expressões matemáticas. O passo seguinte consiste na determinação de todas as combinações de unidades térmicas, definindo o GENSET para cada combinação com os respetivos limites de geração. Para cada GENSET é resolvido um DE para diferentes valores de carga permitindo a definição de um gerador equivalente. Os resultados obtidos são armazenados numa base de dados.

Na segunda fase, as previsões recebidas de carga e de produção de renovável são agregadas (balanço energético) e utilizadas como *input* do processo. Utilizando a função de densidade de probabilidade (Beta) do balanço energético para cada período e todas as combinações do GENSET, realiza-se a análise de risco para cada GENSET capaz de satisfazer o balanço energético, e calcula-se o custo esperado. De seguida é efetuada a análise de contingência ($N-1$) para as unidades térmicas. Estes procedimentos são realizados para cada período. No final é efetuado um UC multi-período obtendo-se a solução com menor risco e menor custo.

3.2 - Curvas de consumo de combustível das unidades térmicas

Na explicação prática da metodologia será utilizado o exemplo do sistema de potência da ilha de S. Miguel (Açores). Esse sistema é constituído por duas centrais geotérmicas, sete centrais mini-hídricas, um parque eólico e uma central termoelétrica. Esta última utiliza petróleo como principal combustível, exceto no arranque e paragem onde utiliza também *diesel*.

A central termoelétrica contem oito geradores, divididos em dois grupos de diferentes características. O primeiro grupo é constituído pelas unidades G_1 , G_2 , G_3 e G_4 , sendo o segundo grupo constituído por G_5 , G_6 , G_7 e G_8 . Os seus limites técnicos de operação em regime estacionário são:

$$3848kW \leq P_{G1-G4} \leq 7200kW, \quad (3.1)$$

$$8241kW \leq P_{G5-G8} \leq 16500kW. \quad (3.2)$$

A Tabela 3.1 apresenta valores de consumo específico dos diferentes tipos de unidades, considerando valores diferentes de produção de potência. A percentagem de produção é calculada relativamente ao máximo de produção em regime estacionário de cada unidade de produção.

Tabela 3.1 - Consumo específico de combustível das unidades térmicas.

Produção (%)	Produção (kW)		Consumo específico (gr/kWh)	
	G1-G4	G5-G8	G1-G4	G5-G8
50	3600	8250	222	218
75	5400	12375	213	207
100	7200	16500	212	205

Utilizando os valores do consumo específico define-se as funções contínuas, geralmente funções polinomiais de segunda ordem. Na Figura 3.2 mostra a relação entre o consumo específico e a produção dos grupos.

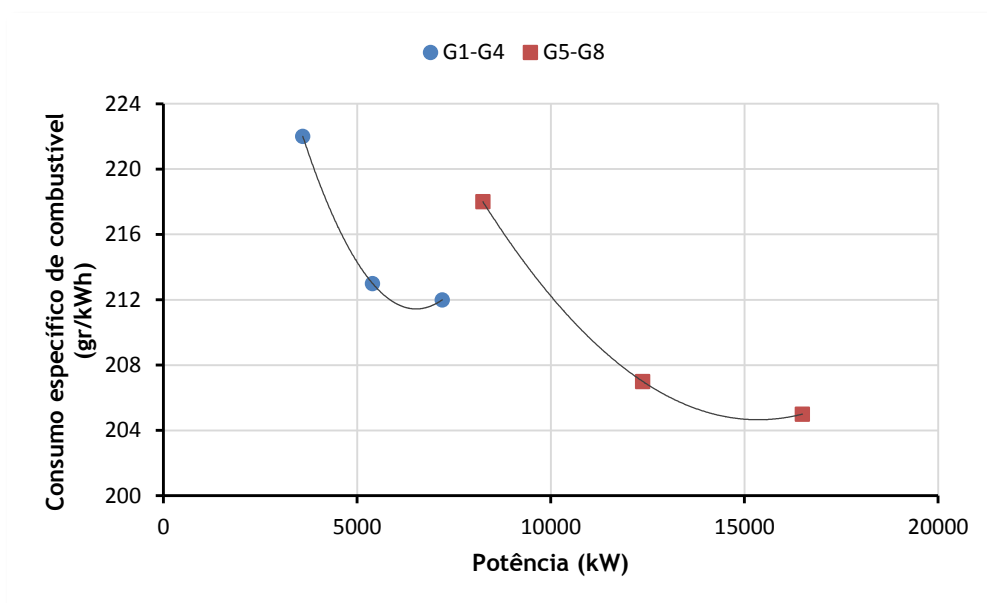


Figura 3.2 - Curvas de consumo específico de cada grupo de geradores.

A figura demonstra que as unidades apresentam consumos específicos mais elevados perto do mínimo técnico de operação, e eficiência ótima próximo da sua capacidade nominal. Conclui-se que quanto maior for o nível de produção maior é a eficiência apresentada pelo gerador.

O consumo de combustível horário (gr/h) é obtido através do produto entre o consumo específico de combustível (gr/kWh) e a potência (kW) produzida pelos geradores. A Figura 3.3 ilustra as curvas de consumo de combustível em função da potência gerada. As curvas de consumo de combustível também são modelizadas por funções quadráticas.

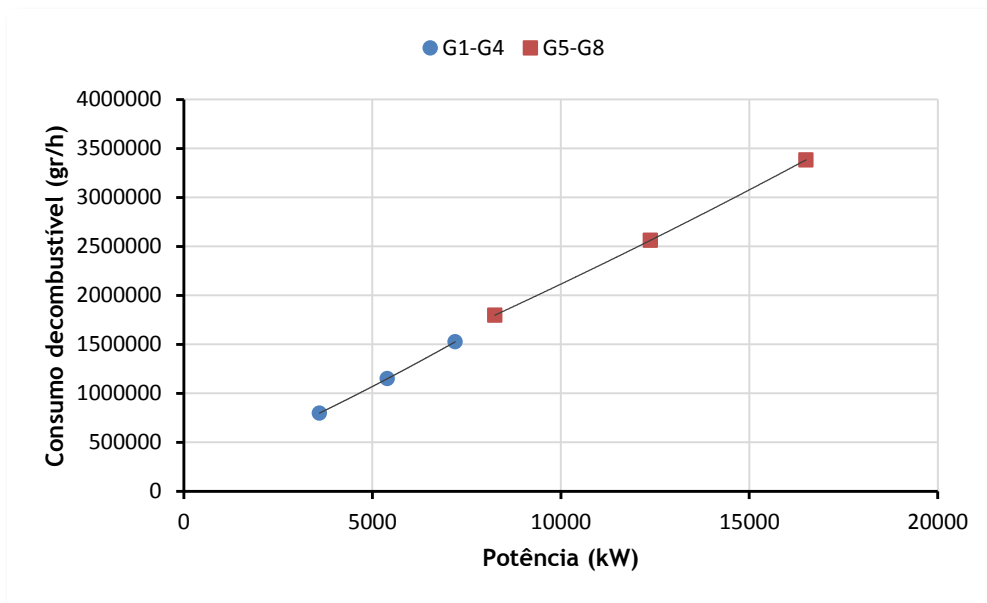


Figura 3.3 - Curvas de consumo de combustível horário de cada grupo de unidades térmicas.

As curvas de consumo são proporcionais às curvas clássicas de custo de combustível. Sabendo o custo de combustível (€/gr) é possível converter as curvas de consumo (gr/h) em curvas de custo de combustível (€/h). No entanto, devido às oscilações do preço do petróleo, o preço do combustível é apenas utilizado no final do processo para converter o consumo do combustível de gramas para euros. As curvas de consumo presentes na Figura 3.3 são descritas pelas seguintes expressões:

$$FCC_{G1-G4}(P_G) = 0.00389 \times P_G^2 + 160 \times P_G + 172800, \quad (3.3)$$

$$FCC_{G5-G8}(P_G) = 0.00170 \times P_G^2 + 150 \times P_G + 445500, \quad (3.4)$$

onde $FCC_{G1-G4}(P_G)$ representa a função de consumo de combustível dos geradores 1 ao 4, $FCC_{G5-G8}(P_G)$ representa a função de consumo de combustível dos geradores 5 ao 8, e P_G é a potência gerada por cada unidade térmica. Por questões de simplicidade o grupo de geradores do 1 ao 4 será designado por P (pequena potência), enquanto o grupo de geradores do 5 ao 8 será designado por G (grande potência).

3.3 - Combinações de unidades térmicas (GENSET)

A central termoelétrica do caso em estudo possui 8 geradores, deste modo existem 255 combinações possíveis de unidades produtoras, que podem satisfazer um valor específico de carga. No entanto, existem apenas dois tipos de geradores, numa análise restrita, o número de combinações pode ser reduzido a 24. A Tabela 3.2 apresenta todas as combinações possíveis.

Tabela 3.2 - Combinações possíveis de geradores térmicos em S. Miguel.

Min (kW)	Max (kW)	GENSET
7200	3848	1P 0G
16500	8410	0P 1G
14400	7696	2P 0G
23700	12258	1P 1G
33000	16820	0P 2G
21600	11544	3P 0G
30900	16106	2P 1G
40200	20668	1P 2G
49500	25230	0P 3G
28800	15392	4P 0G
38100	19954	3P 1G
47400	24516	2P 2G
56700	29078	1P 3G
66000	33640	0P 4G
45300	23802	4P 1G
54600	28364	3P 2G
63900	32926	2P 3G
73200	37488	1P 4G
61800	32212	4P 2G
71100	36774	3P 3G
80400	41336	2P 4G
78300	40622	4P 3G
87600	45184	3P 4G
94800	49032	4P 4G

Conhecendo todos os GENSETs é possível calcular a produção de potência ótima de cada unidade em função da carga que cada GENSET consegue satisfazer. Desta forma, é possível definir-se cada GENSET como um gerador equivalente com uma respetiva função de custo.

Esta abordagem é eficaz para o caso em estudo pois o sistema apresenta relativa pequena dimensão. No entanto, o aumento do número de tipos de geradores provoca um aumento exponencial de combinações, tornando a enumeração exaustiva de todas as combinações uma abordagem impraticável. Desta forma, para sistemas de maior dimensão é necessário aplicar medidas para viabilizar o método.

Uma forma de reduzir o número de combinações é recorrer a uma ordem de mérito [9] para selecionar os geradores que serão combinados. Analisando um sistema de geração, é possível constatar que existem unidades de produção muito requisitadas e outras que apresentam um número de entradas de serviço meramente pontual. Isto acontece por diversos motivos, como de ordem financeira ou de fiabilidade, e utilizando esses critérios é possível ordenar as unidades de produção numa lista de prioridades. A determinação das combinações de geradores seguiria a ordem presente na lista de prioridades, deixando de fora as combinações entre geradores com menor prioridade. Desta forma, é possível evitar o estudo de combinações que na prática nunca são utilizadas.

3.4 - Curvas de consumo de combustível de GENSET

No caso em estudo, cada GENSET é constituído no máximo por dois tipos de geradores que apresentam funções custo contínuas e convexas. Desta forma, podemos recorrer ao método de programação matemática para resolver o problema de DE, respeitando os limites de geração de cada GENSET presentes na Tabela 3.2.

O despacho económico para um determinado GENSET segue a seguinte formulação:

$$\min F_T = \sum_{i=1}^{N_G} F_i(P_i), \quad (3.5)$$

$$\text{su}j. \quad P_i^{\min} \leq P_i \leq P_i^{\max}, \quad (3.6)$$

$$\sum_{i=1}^{N_G} P_i = L_N. \quad (3.7)$$

Na resolução do problema, as restrições consideradas são os limites de produção das unidades produtoras e a obrigação da produção igualar a carga (L_N). Em que L_N é a carga líquida das centrais térmicas, ou seja a carga total menos a produção renovável.

Considerando o exemplo de um GENSET constituído por duas unidades térmicas diferentes, por exemplo o gerador 4 (tipo P) e o gerador 5 (tipo G), o Lagrangeano é expresso da seguinte forma:

$$L(P_4, P_5, \lambda) = \sum_{i=4}^5 F_i(P_i) + \lambda \left(L_N - \sum_{i=4}^5 P_i \right), \quad (3.8)$$

onde L é o operador do Lagrangeano e λ o multiplicador de Lagrange. As condições de Karush-Kuhn-Tucker (KKT) necessárias para a determinação do mínimo são:

$$\frac{\partial L(P_4, P_5, \lambda)}{\partial P_i} = \frac{\partial F_i(P_4, P_5)}{\partial P_i} - \lambda = 0, \quad (3.9)$$

$$L_N - \sum_{i=4}^5 P_i = 0. \quad (3.10)$$

O sistema de equações resultante pode ser expresso em forma matricial usando uma matriz $(n_{\text{Gen}}+1) \times (n_{\text{Gen}}+1)$, onde n_{Gen} é o número de unidades despachadas. Utilizando técnicas de álgebra linear é possível resolver o sistema de equações e obter os valores ótimos de potência de cada unidade para uma determinada carga.

$$\begin{bmatrix} P_4 \\ P_5 \\ \lambda \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.0078 & 0 & -1 \\ 0 & 0.0034 & -1 \\ -1 & -1 & 0 \end{bmatrix}^{-1} \times \begin{bmatrix} -160 \\ -150 \\ -L_N \end{bmatrix}. \quad (3.11)$$

Variando os valores de L_N é possível determinar as curvas de produção económicas para cada gerador em função da carga. Para valores de carga pequenos, o gerador 4 é despachado

abaixo do seu limite mínimo, enquanto o gerador 5 opera dentro dos limites técnicos. Para valores de carga elevados, a potência de saída do gerador 5 supera o limite técnico máximo, enquanto o gerador 4 opera entre os limites. Nestes casos, o gerador que não respeitar os limites técnicos de potência é colocado no seu limite mínimo ou máximo, dependendo do limite violado, e a respetiva equação de consumo é eliminada de (3.11) assim como a respetiva coluna, reduzindo a matriz a $n_{Gen} \times n_{Gen}$.

As funções de produção e a curva de consumo de combustível para o exemplo considerado estão representadas na Figura 3.4.

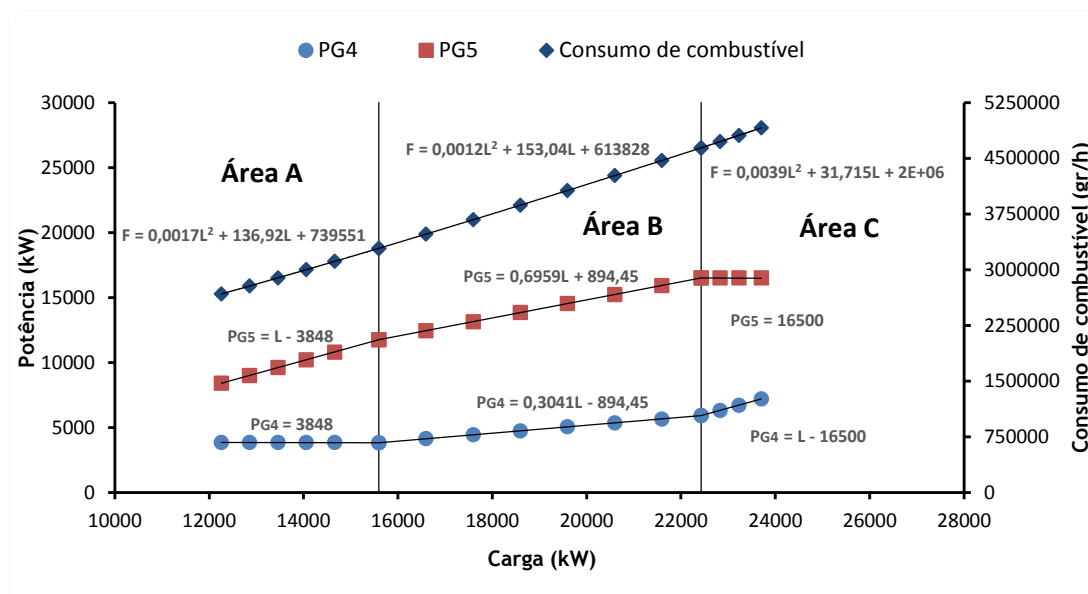


Figura 3.4 - Curvas de consumo de combustível ótimo e de produção do GENSSET em função da carga.

Entre 12258 e 15594.31 kW encontra-se a Área A, onde o gerador 4 é colocado à produção mínima e a variação de geração necessária para satisfazer a carga é providenciada pelo gerador 5. Na Área B, de 15594.31 a 22425.45 kW, a potência produzida varia entre o mínimo do gerador 4 e o máximo do gerador 5, sendo a área de produção mais económica. A produção de cada gerador é modelada por funções lineares, enquanto o consumo de combustível equivalente é modelado por uma função quadrática. Na Área C, de 22425.45 a 23700 kW, o gerador 5 é colocado à produção máxima e a variação de geração necessária para satisfazer a carga é providenciada pelo gerador 4.

Também aqui, o método utilizado apenas se adequa a sistemas de menor dimensão. Em combinações com um maior número de tipos de geradores existe um aumento considerável do número de áreas e do esforço de cálculo, na determinação das curvas de produção e consumo de combustível. Nestes casos, recomenda-se a utilização de técnicas mais avançadas como por exemplo otimização por enxame de partículas [20] [22], lógica difusa [27] [29] [30] ou programação evolucionária [31].

3.5 - Criação da base de dados

Determinando as curvas de produção dos geradores e de consumo de combustível para cada GENSET é possível a criação de uma base de dados. A partir dessa base de dados será possível criar uma ordem de mérito que permite determinar, para uma determinada carga, qual a combinação que garante o menor consumo de combustível, respeitando todas as restrições do sistema. Na criação da ordem de mérito é habitual utilizar-se as curvas de consumo específico equivalente por estas facilitarem a análise visual. Na Figura 3.5 mostra a curva de consumo específico equivalente de cada GENSET.

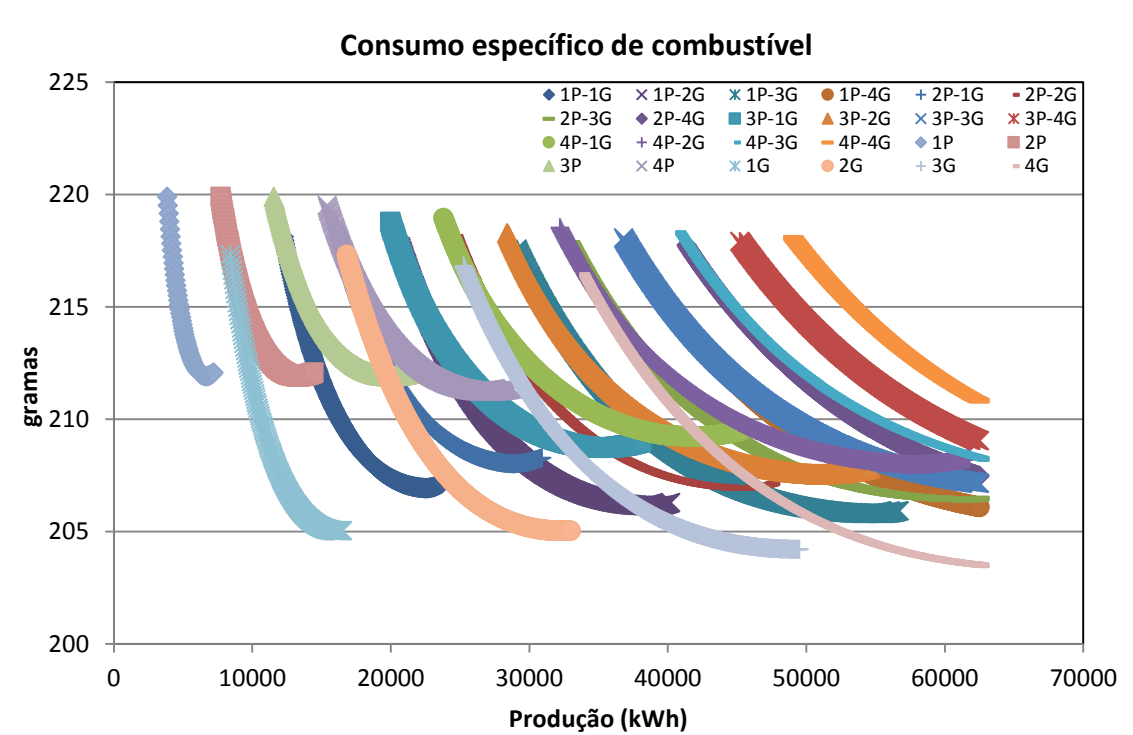


Figura 3.5 - Curvas de consumo específico de cada GENSET, adaptado de [68].

Utilizando a informação presente na Figura 3.5, o operador de rede pode determinar qual o GENSET que permite satisfazer uma determinada carga ao menor custo. Esta base de informação pode ainda ser reduzida, facilitando a análise e processo de decisão do operador de rede.

Observando a Figura 3.5 é possível constatar que existem combinações que nunca serão selecionadas por serem soluções dominadas. Uma solução é dominada quando, para todo o seu intervalo de operação, existem outras soluções que apresentam um menor consumo de combustível. Podemos constatar que a combinação 4P-4G é dominada pela combinação 3P-4G, que por sua vez é dominada por várias outras combinações [68]. Este tipo de soluções pode ser eliminado da base de dados, contribuindo para diminuição do peso computacional e aumento da rapidez de decisão.

Outra forma de reduzir a informação presente na base de dados é através do seu cruzamento com informações reais. Recolhendo informação real do consumo específico de combustível do sistema, pode-se elaborar um gráfico semelhante ao ilustrado na Figura 3.6.

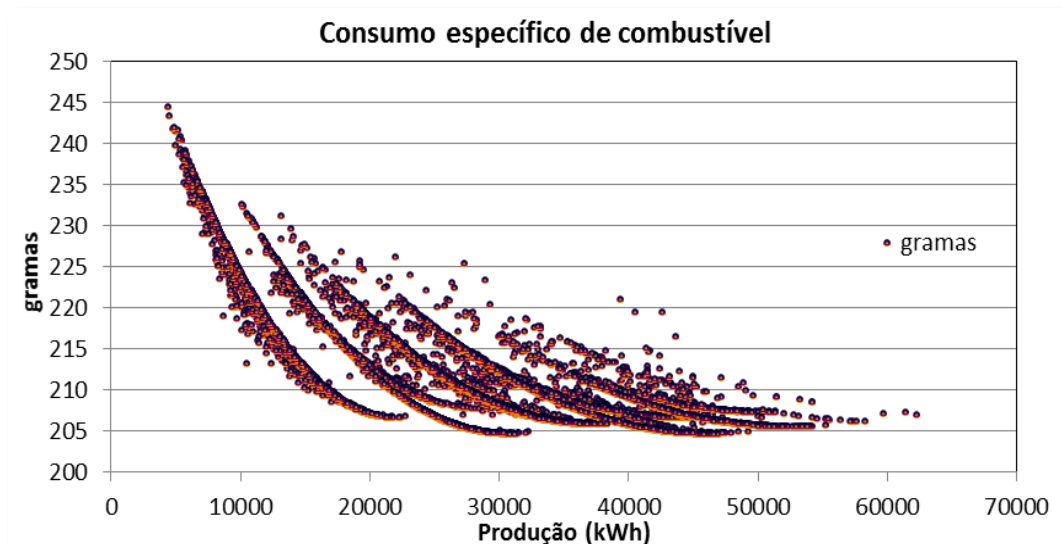


Figura 3.6 - Consumo específico de combustível real do sistema.

Cruzando as curvas de consumo obtidas do caso real com as curvas de consumo determinadas, é possível fazer uma seleção das combinações que efetivamente são selecionadas pelo operador de rede. Desta forma, podem ser eliminadas soluções economicamente mais interessantes, mas é assegurado que as combinações selecionadas são praticáveis, garantindo uma maior fiabilidade à base de dados.

3.6 - Previsões probabilísticas

As previsões probabilísticas juntamente com as características dos GENSETs, limites técnicos e curvas de consumo de combustível, permitem estimar os custos de operação do sistema. A estimação é baseada na probabilidade de as unidades térmicas operarem dentro/fora dos limites de operação.

Numa determinada previsão existe um valor central esperado que as unidades de produção devem satisfazer. No entanto, as previsões determinísticas possuem uma incerteza associada, ou seja, existe a probabilidade de o valor real ser superior ou inferior ao valor previsto. Nestas situações, pode ser necessário tomar medidas com deslastre de carga ou corte de produção renovável para manter o sistema em operação.

As variáveis previstas, carga e produção renovável, são baseadas na técnica *kernel density estimation* (KDE). O método prevê a função densidade de probabilidade (fda) para as produções renováveis ou consumos. A previsão é efetuada para o dia seguinte através da média pesada do registo de dados passados e usando *kernel* como função ponderadora. Neste

processo é dada uma maior importância aos valores de dados passados que foram obtidos em condições semelhantes às previstas, para o período considerado. Os modelos de previsão, neste trabalho, utilizam *kernel* Gaussiano para todas as variáveis usadas. Obtido o KDE, este é convertido numa função de densidade de produção, que por sua vez é aproximada a uma distribuição Beta. Esta distribuição modeliza variáveis com limites mínimos e máximos com boa aproximação, e é definida por:

$$f(x, \alpha, \beta) = \left(\frac{x^{\alpha-1} (1-x)^{\beta-1}}{B[\alpha, \beta]} \right), \quad (3.12)$$

onde $B[\alpha, \beta]$ é a constante de normalização para assegurar que a probabilidade integra para um, x é definido entre $[0,1]$ e os parâmetros α e β são maiores que 0. Estes últimos são calculados para cada período da previsão e estão relacionadas com a média e variância da distribuição. α e β podem ser obtidos usando o método dos momentos, como mostra as seguintes equações:

$$\alpha = \frac{(1-\mu) \times \mu^2}{\mathcal{G}} - \mu, \quad (3.13)$$

$$\beta = \frac{(1-\mu)}{\mu} \times \alpha, \quad (3.14)$$

onde μ é a média e \mathcal{G} é a variância da densidade original.

A utilização da função de densidade de probabilidade Beta apresenta um conjunto de vantagens: limitação superior e inferior, muito importante quando a variável aleatória é limitada, como no caso da produção de potência; pode ser representada utilizando apenas dois parâmetros (α , β); a inversa da função de densidade de probabilidade também é paramétrica, facilitando a obtenção de quantis; e a função de densidade de probabilidade apresenta ainda boa flexibilidade, mostrando boa capacidade de ajuste.

3.7 - Agregação das incertezas

Após a previsão e modelização de todas as variáveis, é necessário determinar o balanço energético (L_{net}), ou seja a diferença entre a carga (*Load*) e a produção renovável (RES).

Tendo em conta o sistema em estudo, temos:

$$L_{net} = Load - RES, \quad (3.15)$$

$$RES = P_{Geotérmica} + P_{Hídrica} + P_{Eólica}, \quad (3.16)$$

Para o desenvolvimento do modelo de análise de risco, é necessário determinar a probabilidade de as unidades térmicas operarem em níveis de produção adequados sendo necessário o cálculo da carga líquida L_{net}' .

$$L_{net}' = Load - RES', \quad (3.17)$$

$$RES' = P_{Geotérmica} + P_{Hídrica}, \quad (3.18)$$

Assumido que os recursos renováveis previstos são variáveis aleatórias independentes estatisticamente, a sua soma pode ser obtida por convolução. A função de densidade de probabilidade do balanço energético é determinada através da convolução da previsão da fdp de carga e o simétrico da previsão da fdp das energias renováveis. Após a convolução das variáveis aleatórias, a fdp obtida é aproximada a uma distribuição Beta.

3.8 - Avaliação de cada GENSET para cada período de UC

Áreas de operação de risco

Para analisar o risco de corte de eólica, deslastre de carga ou prevenir que as unidades térmicas operem fora dos limites técnicos, as configurações GENSET devem ser testadas. A Figura 3.7 apresenta as funções densidade de probabilidade (fdp) e distribuição acumulada (fda), Beta para um balanço energético numa hora específica. O valor x representa a previsão de balanço energético.

$f_{L_{net,h}}(x|\alpha_h, \beta_h)$ e $F_{L_{net,h}}(x|\alpha_h, \beta_h)$ representam, respetivamente, o valor da fdp e fdc Beta do valor x , utilizando os parâmetros α_h e β_h correspondentes, na hora h .

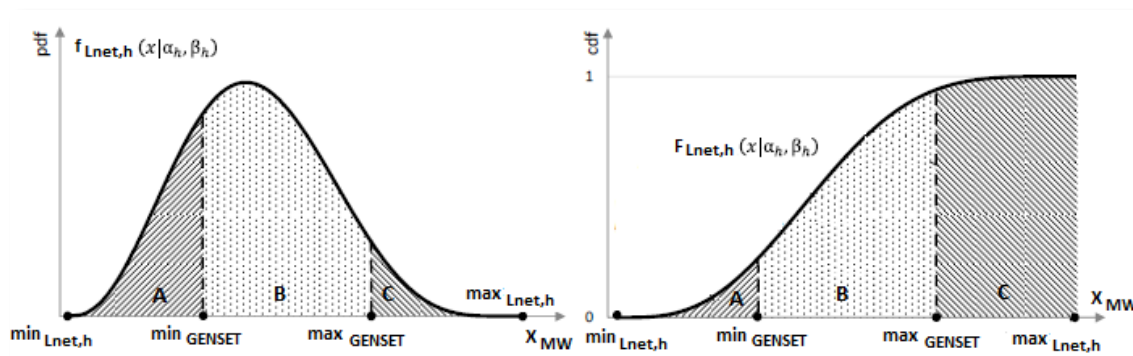


Figura 3.7 - Representação da incerteza associada a uma determinada hora e o risco associado a um GENSET específico, adaptado de [67].

A análise é dividida em três possíveis áreas de operação, nomeadamente corte de eólica (área A), operação normal (área B) e deslastre de carga (área C).

A área de risco de corte de eólica representa o risco de as unidades térmicas operarem abaixo do seu mínimo técnico, devido à injeção excessiva produção renovável ou baixa carga.

Deste modo, a probabilidade de ocorrer corte de eólica na hora h , $p(WS)_h$, é a mesma que a probabilidade dos geradores violarem os limites mínimos, $p(\min)_h$, e é determinado da seguinte forma:

$$p(WS)_h = \left\{ \begin{array}{l} 0, \text{ if } \min_{GENSET} \leq \min_{Lnet,h} \\ \frac{1}{B(\alpha_h, \beta_h)} \times \int_{\min_{Lnet,h}}^{\min_{GENSET}} \min_{GENSET}^{\alpha_h-1} \times (1 - \min_{GENSET})^{\beta_h-1} dt, \text{ if } \min_{Lnet,h} < \min_{GENSET} < \max_{Lnet,h} \\ 1, \text{ if } \min_{GENSET} \geq \max_{Lnet,h} \end{array} \right\} \quad (3.19)$$

A área de risco de deslastre de carga representa o risco do balanço energético ser superior à capacidade de produção das unidades térmicas. Desta forma, existe a possibilidade de alguma carga não ser satisfeita na hora h , que é a probabilidade de deslastre de carga, $p(LS)_h$, e pode ser calculada da seguinte forma:

$$p(LS)_h = \left\{ \begin{array}{l} 1, \text{ if } \min_{GENSET} \leq \min_{Lnet,h} \\ 1 - [F_{Lnet,h}(\max_{GENSET} | \alpha_h, \beta_h)] \text{ if } \min_{Lnet,h} < \min_{GENSET} < \max_{Lnet,h} \\ 0, \text{ if } \min_{GENSET} \geq \max_{Lnet,h} \end{array} \right\} \quad (3.20)$$

A área de operação normal representa a probabilidade de as unidades térmicas operarem dentro dos limites técnicos na hora h , e pode ser obtida da seguinte forma:

$$p(NO)_h = 1 - [p(WS)_h + p(LS)_h]. \quad (3.21)$$

Constata-se que para evitar o corte de eólica ou deslastre de carga, mantendo as unidades térmicas a operarem dentro dos limites técnicos, para cada hora deve ser selecionado um GENSET que respeite as seguintes restrições:

$$\min_{GENSET} \leq \min_{Lnet,h} \quad e \quad \max_{GENSET} \geq \max_{Lnet,h} \quad (3.22)$$

As áreas de operação referidas podem ser maiores ou menores, dependendo da incerteza da previsão e das restrições de operação do GENSET selecionado. Por exemplo, limitar a injeção de energia eólica pode não ser suficiente para elevar o valor mínimo do balanço energético para um valor maior que \min_{GENSET} , como é ilustrado na Figura 3.8. Onde

$f_{Lnet,h}^-(x | \alpha_h, \beta_h)$ e $F_{Lnet,h}^-(x | \alpha_h, \beta_h)$ representam, respetivamente, fdp e fdc Beta de \overline{Lnet} .

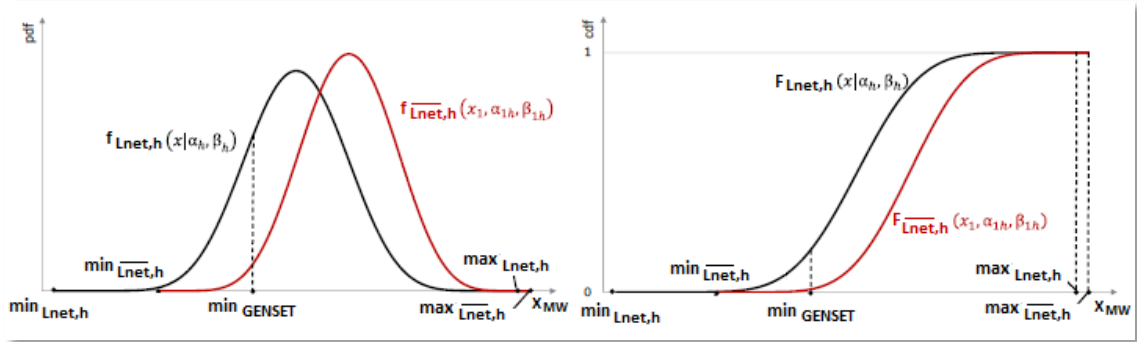


Figura 3.8 - Probabilidade do GENSET operar abaixo do mínimo técnico antes e depois do corte de eólica, adaptado de [67].

Neste caso, o risco das unidades de produção continuarem a operar abaixo do mínimo técnico na hora h , $p(\min | WS)_h > 0$, foi reduzido mas não evitado. Após o corte de energia eólica, o risco de violação do limite mínimo é determinado da seguinte forma:

$$p(\min | WS)_h = \left\{ \begin{array}{l} 0, \text{ if } \min_{GENSET} \leq \min_{Lnet,h} \\ \left[F_{Lnet,h}^-(\min_{GENSET} | \alpha_{1h}, \beta_{1h}) \right] \text{ if } \min_{Lnet,h} < \min_{GENSET} < \max_{Lnet,h} \\ 1, \text{ if } \min_{GENSET} \geq \max_{Lnet,h} \end{array} \right\}. \quad (3.23)$$

Valores esperados para diferentes áreas de risco de operação

Depois de definir o risco nas diferentes áreas de operação, o valor esperado deve ser calculado. Quando a probabilidade de corte de eólica é superior a zero, é necessário determinar a quantidade que deve ser cortada. Caso a produção eólica seja superior ao corte necessário, procede-se ao corte de uma percentagem da potência avaliável. No entanto, pode acontecer de o corte de produção renovável necessário, $E(Gen_{shed})_h$, seja superior ao valor de produção eólica esperado na hora h , $E(W)_h$. Nestes casos, $E(W)_h$ é determinado da seguinte forma:

$$E(WS)_h = \left\{ \begin{array}{l} 0, \text{ if } p(WS)_h = 0 \\ \min \left[F_{Lnet,h}^{-1} \left(\frac{p(WS)_h}{2}, \alpha_h, \beta_h \right), F_{W,h}^{-1} (0.5, \alpha_{2h}, \beta_{2h}) \right], \text{ if } p(WS)_h > 0 \end{array} \right\}. \quad (3.24)$$

O valor de $E(WS)_h$ é estimado utilizando o inverso da fdc Beta da previsão do balanço energético e da previsão de produção eólica, $F_{Lnet,h}^{-1}(p, \alpha_h, \beta_h)$ e $F_{W,h}^{-1}(p, \alpha_{2h}, \beta_{2h})$ respectivamente, como ilustra a Figura 3.9.

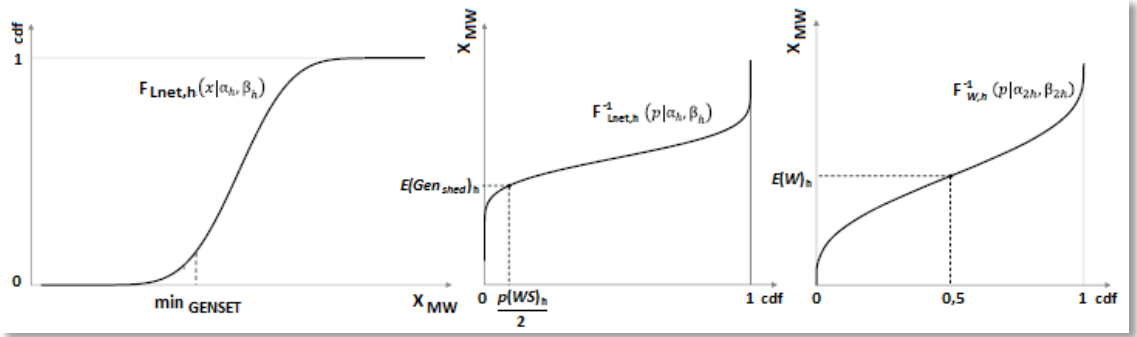


Figura 3.9 - Processo de definição da quantidade de energia eólica que é necessária e possível cortar, adaptado de [67].

$E(Gen_{shed})_h$ é o valor esperado da área de risco de corte de eólica (metade da área de risco de corte de eólica) e $E(W)_h$ é o valor esperado da potência eólica prevista para o quantil 0.5. As funções inversas são utilizadas para estimar o valor esperado com uma probabilidade p e parâmetros α_h e β_h para a hora h .

Seguindo o mesmo processo, é possível estimar o limite de violação inferior, Δp , para os geradores que operam abaixo do limite mínimo depois do corte de eólica, na hora h .

$$E(\Delta p | WS)_h = \left\{ \begin{array}{l} 0, \text{ if } \min_{GENSET} \leq \min_{Lnet,h} \\ \min_{GENSET} - \left[F_{Lnet,h}^{-1} \left(\frac{p(\min | WS)_h}{2} | \alpha_{1h}, \beta_{1h} \right) \right], \text{ if } \min_{Lnet,h} < \min_{GENSET} < \max_{Lnet,h} \\ \min_{GENSET} - F_{Lnet,h}^{-1}(0.5 | \alpha_{1h}, \beta_{1h}), \text{ if } \min_{GENSET} \geq \max_{Lnet,h} \end{array} \right\}. \quad (3.25)$$

O valor esperado do deslastre de carga na hora h é dado por:

$$E(LS)_h = \left\{ \begin{array}{l} 0, \text{ if } p(LS)_h = 0 \\ F_{Lnet,h}^{-1} \left(1 - p(LS)_h + \frac{p(LS)_h}{2}, \alpha_h, \beta_h \right) - \max_{GENSET}, \text{ if } p(LS)_h > 0 \end{array} \right\}. \quad (3.26)$$

O valor esperado das áreas de operação normal das unidades térmicas é dado por:

$$E(NO)_h = \left\{ \begin{array}{l} 0, \text{ if } p(WS)_h = 1 \text{ ou } p(LS)_h = 0 \\ F_{Lnet,h}^{-1} \left(\frac{1 - p(LS)_h + p(WS)_h}{2}, \alpha_h, \beta_h \right) - \max_{GENSET}, \text{ if } 0 < p(WS)_h < 1 \text{ e } 0 < p(LS)_h < 1 \end{array} \right\} \quad (3.27)$$

Análise de custo associado ao risco sem considerar contingências

A avaliação do desempenho de cada GENSET, sem considerar a possibilidade de contingências, termina com a determinação do custo esperado do sistema, quando este experimenta diferentes características de operação.

Os custos relacionados com deslastre de carga (3.30) e corte de eólica (3.29) na hora h têm penalizações lineares.

$$Cost_{WS,h} = p(WS)_h \times E(WS)_h \times Cost_{WIND_SHED} \quad \text{€ / MWH}, \quad (3.28)$$

$$Cost_{LS,h} = p(LS)_h \times E(LS)_h \times Cost_{LOAD_SHED} \quad \text{€ / MWH}. \quad (3.29)$$

Após o corte de eólica, existe a possibilidade de o sistema continuar a operar abaixo do limite mínimo do GENSET, o custo desse risco é expresso pela equação (3.31). O custo $Cost_{MIN_VIOLATION}$ é considerado constante, por não existir informação suficiente sobre o consumo abaixo do mínimo de potência.

$$Cost_{\min|WS,h} = p(\min | WS)_h \times E(\Delta p | WS)_h \times Cost_{MIN_VIOLATION} \quad \text{€ / MWH}. \quad (3.30)$$

O custo associado ao consumo de combustível das unidades térmicas é determinado pela seguinte equação:

$$Cost_{NO,h} = \left[\begin{array}{l} p(NO)_h \times F_T(E(NO)_h) + p(LS)_h \times F_T(\max_{GENSET}) \\ + p(WS)_h \times F_T(\min_{GENSET}) + p(\min | WS)_h \times F_T(\min_{GENSET}) \end{array} \right] \times Cost_{FUEL} \quad \text{€ / g}. \quad (3.31)$$

Finalmente, o custo associado à análise de risco de um determinado GENSET na hora h é determinado pela seguinte expressão:

$$Fit_{GENSET,h} = Cost_{NO,h} + Cost_{WS,h} + Cost_{LS,h} + Cost_{\min|WS,h}. \quad (3.32)$$

Estes cálculos devem ser efetuados para todos os GENSETs em função do balanço energético em cada período do intervalo de tempo definido.

3.9 - Análise de contingência N-1

Para simular a saída de serviço de um gerador (contingência N-1) é necessário definir a probabilidade média de falha (λ) de todas as unidades térmicas despachadas.

Por exemplo, quando $GENSET_{SP\ 1P1G}$ está em operação, existe a probabilidade de o sistema ser forçado a operar com $GENSET_{SP\ 0P1G}$ ou $GENSET_{SP\ 1P0G}$, ou seja, com a falha de um gerador. Nestes casos, o custo total de operação do sistema é dado por:

$$\begin{aligned} Fit_{N-1GENSET\ SP\ xPyG,h} &= (1-\lambda)^{nG+np} \times Fit_{GENSET\ SP\ xPyG,h} \\ &+ \left(n_P \times \lambda \times (1-\lambda)^{nG+(np-1)} \times Fit_{GENSET\ SP\ (x-1)PyG,h} \right) + \\ &\left(n_G \times \lambda \times (1-\lambda)^{(nG-1)+np} \times Fit_{GENSET\ SP\ xP(y-1)G,h} \right) \end{aligned}, \quad (3.33)$$

Onde n_P e n_G são números das unidades despachadas do tipo P e do tipo G , respetivamente.

Para avaliação de soluções de apenas um gerador ($GENSET_{SP\ 0P1G}$ ou $GENSET_{SP\ 1P0G}$) o procedimento é um pouco diferente. Nestes casos a saída de serviço do gerador provoca *blackout* do sistema. Desta forma, o custo baseado no risco inclui a percentagem de carga que não é satisfeita e a percentagem correspondente aos custos de *blackout*, considerados constantes.

$$\begin{aligned} Fit_{N-1GENSET\ SP\ 0P1G} &= (1-\lambda) \times Fit_{TotalGENSET\ SP\ 0P1G} \\ &+ \lambda \times \left(E(Load_{net}) \times Cost_{LOAD_SHED} \text{ €/MWH} + Blackout_{Cost} \right) \end{aligned}, \quad (3.34)$$

As soluções com apenas um gerador em operação são as que apresentam um maior custo. Por essa razão, o modelo descrito nunca seleciona esse tipo de GENSETs.

Neste momento, o GENSET com o menor custo em cada hora é a melhor solução para o UC, uma vez que ainda não foram inseridos os custos de arranque. Antes de inserir este tipo de custo, é necessário ordenar as soluções de cada hora por custo num ordem ascendente.

3.10 - Escalonamento multi-período

Nesta etapa de metodologia, o custo do GENSET resultante do UC para cada período é combinado com o custo de arranque das unidades térmicas, através de programação dinâmica. No entanto, como mencionado no capítulo anterior, o desempenho do método de programação dinâmica depende da dimensão do sistema. Para superar essa dificuldade, foi desenvolvida uma heurística que apenas testa os “caminhos” mais próximos da solução ótima do UC em cada período, reduzindo deste modo o espaço de pesquisa. Contudo, não garante que a melhor solução económica seja obtida.

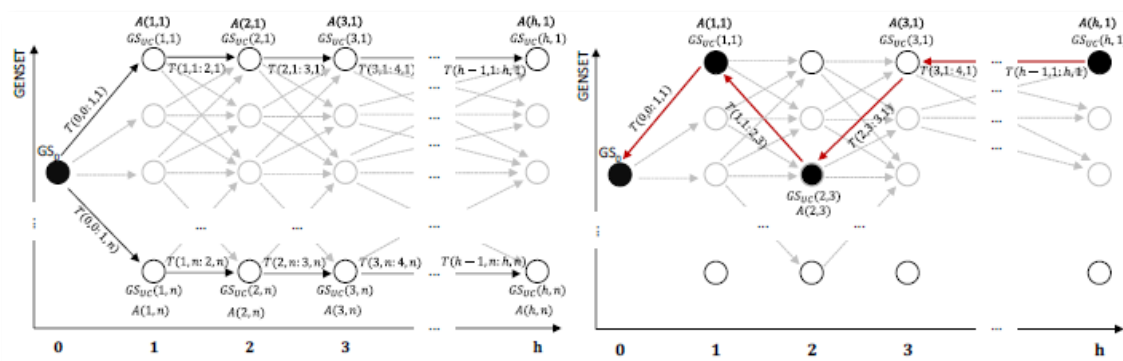


Figura 3.10 - Esquerda: Representação de todos os caminhos possíveis do problema de UC multi-período para h horas e n possíveis GENSETs. Esquerda: Processo de *Backtracking*. GS_{UC} que não verificarem a condição (3.36) não serão testados. Adaptado de [67].

GS_0 é a solução inicial para o instante $t=0$, $T(h-1, k; h, n)$ é o custo de transição relacionado com o arranque das unidades de produção, quando transita de GENSET k na hora $h-1$ para o GENSET n na hora h . $Fit_{N-1}(GS_{UC}(h, n))$ é o custo n ésima melhor solução de UC na hora h , e $A(h, n)$ é o custo mínimo para alcançar $t=h$ deste o instante $t=0$. O problema é resolvido recursivamente [11] determinando o custo mínimo acumulado na h ésima hora para o GENSET n , de acordo com a seguinte expressão:

$$A(h, n) = \min_m \{A(h-1, m) + T(h-1, m; h, n) + Fit_{N-1}(GS_{UC}(h, n))\}. \quad (3.35)$$

Completando este processo, a técnica de *backtracking* é usada para encontrar o UC multi-período ótimo. O GENSET com o custo mínimo acumulado na última hora é escolhido, e o melhor caminho é desenhado hora a hora até o instante $h=0$, como mostra a Figura 3.10.

Como referido anteriormente, apenas testa os caminhos mais próximos da solução ótima do UC em cada período. As soluções de UC em cada período são ordenadas pelo custo, desde $Fit_{N-1}(GS_{UC}(h, 1))$ até $Fit_{N-1}(GS_{UC}(h, 255))$. Sendo $A(h, 1)$ a melhor solução de GENSET à hora h , todas as soluções que não verifiquem a condição (3.37) são excluídas da análise de multi-período.

$$A(h, x) \leq A(h, 1) + threshold. \quad (3.36)$$

Desta forma, é garantido que apenas são testadas as soluções próximas do melhor resultado de UC em cada período.

Capítulo 4

Integração do sistema de armazenamento

Atualmente assiste-se a uma forte penetração de renovável nos sistemas de energia elétrica. Contudo, a energia renovável adiciona incerteza ao sistema devido a intermitência e volatilidade dos seus recursos. Deste modo, é necessário encontrar forma de lidar com os problemas que surgem da adição dessa incerteza no sistema.

A implementação de um sistema de armazenamento é um possível método de minimizar os efeitos negativos da adição de incerteza, pois providencia um aumento da flexibilidade do sistema elétrico. O armazenamento possibilita o aumento da capacidade de resposta face a situações imprevistas de variação de carga, uma melhor gestão da energia renovável, e aumento da eficiência e fiabilidade do sistema.

Neste capítulo pretende-se expor uma possível metodologia de integração de um sistema de armazenamento num sistema insular. Para isso, será elaborado um método de despacho considerando armazenamento, e este será testado para diversos casos de estudo. Por questões de simplicidade o método elaborado terá uma abordagem ao problema de despacho determinística.

Os resultados obtidos com a aplicação do método de despacho serão analisados, com especial foco para as alterações de distribuição de carga que o sistema de armazenamento provoca. A partir dessa análise, pretende-se elaborar um método heurístico que permita determinar a melhor distribuição de carga, que um determinado sistema de armazenamento possibilita. O objetivo da elaboração do método heurístico é proporcionar a introdução de armazenamento em qualquer método despacho, sem necessidade de alteração da sua formulação matemática.

4.1 - Despacho económico incluindo armazenamento

Nesta seção é apresentada um possível método de resolução do problema de despacho económico incluindo armazenamento. O objetivo do método consiste na minimização do custo de produção aproveitando as potencialidades de um sistema de armazenamento. Pretende-se que o sistema carregue energia em períodos onde o preço por unidade de produção é menor, para posteriormente descarregar em períodos onde esse preço é mais elevado.

As variáveis de decisão do problema são o valor da potência térmica, do armazenamento e da capacidade em cada período. Na formulação adotada, o armazenamento é composto por duas variáveis, a variável bombagem que representa a energia carregada pelo sistema, e a variável turbinagem que indica o valor descarregado. Considera-se que o armazenamento é fechado, ou seja, o volume de água no reservatório apenas é afetado pelo bombeamento e turbinagem.

A função objetivo do método proposto para a resolução do problema de despacho é a seguinte:

$$\min C_T = \sum_{i=1}^h C(P_{Gi}) = \sum_{i=1}^h (a + bP_{Gi} + cP_{Gi}^2), \quad (4.1)$$

onde $C(P_{Ti})$ é o custo de produção da potência térmica P_G no período i , sendo C_T é o custo total de operação do sistema. Para simplificação considera-se apenas uma unidade que representa o GENSET em operação G . O custo do gerador virtual G é caracterizado pelas soluções ótimas de operação do sistema de geração térmica, quando operam sem armazenamento.

A solução do problema têm de respeitar uma serie de restrições, entre elas estão as restrições de igualdade apresentadas de seguida.

$$P_{Li} + B_i - P_{Gi} - \mu \times T_i = 0. \quad (4.2)$$

$$B_i \times T_i = 0. \quad (4.3)$$

$$CS_i = CS_0 + \sum_{j=1}^i B_j - \sum_{j=1}^i T_j. \quad (4.4)$$

O equilíbrio de potência é garantido pela restrição presente na equação (4.2), onde P_{Li} é a carga, B_i representa a bombagem e T_i representa turbinagem no período i . Estas duas últimas são variáveis positivas mas entram com sinais opostos na equação de equilíbrio, uma vez que a bombagem representa aumento de carga e a turbinagem aumento de produção.

Além disso, as duas variáveis não podem estar ativas no mesmo período, como mostra a restrição (4.3). O sistema de armazenamento não é totalmente eficiente e existem perdas, sendo o fator de rendimento representado por μ .

A variável CS_i presente na equação (4.4) representa o valor de carga no sistema de armazenamento no período i , sendo CS_0 o valor de carga inicial, para o instante inicial $j=0$.

As variáveis de decisão têm ainda de respeitar os limites técnicos de operação dos componentes do sistema. Esses limites estão representados nas restrições apresentadas de seguida.

$$P_{G_{\min}} \leq P_{Gi} \leq P_{G_{\max}} \cdot \quad (4.5)$$

$$B_{\min} \leq B_i \leq B_{\max} \cdot \quad (4.6)$$

$$T_{\min} \leq T_i \leq T_{\max} \cdot \quad (4.7)$$

$$Cap_{\min} \leq CS_i \leq Cap_{\max} \cdot \quad (4.8)$$

Sendo $P_{T_{\min}}$ e $P_{T_{\max}}$ os limites de geração das unidades térmicas, B_{\min} e B_{\max} os limites da bombagem, e T_{\min} e T_{\max} os limites de turbinagem. Cap_{\min} e Cap_{\max} representam os limites de capacidade do sistema de armazenamento.

4.2 - Análise de resultados do despacho

Nesta seção pretende-se fazer uma análise do comportamento de um sistema elétrico com capacidade de armazenamento. A análise focar-se-á essencialmente nas alterações na distribuição de carga e no custo total de operação, que o armazenamento provoca no sistema. Com esse objetivo, a metodologia descrita foi implementada e testada recorrendo à função *fmincon* da ferramenta *Matlab*. O código desenvolvido para a formulação da otimização programado em linguagem *Matlab*, encontra-se no anexo A. Por motivos de simplicidade não foram consideradas perdas no sistema. As características do cenário base utilizado nos testes são as apresentadas de seguida.

A Figura 4.1 ilustra uma distribuição de carga ao longo de um período de 24 horas, que será usada nos testes efetuados ao modelo.

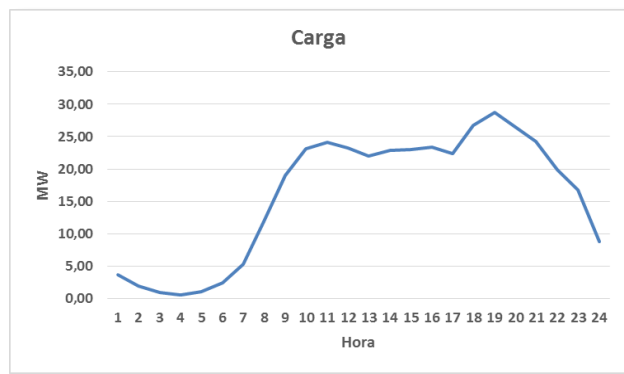


Figura 4.1 - Distribuição de carga do caso em análise.

A distribuição presente no diagrama apresenta um comportamento típico de um ciclo diário, registando-se uma menor demanda de energia no período noturno, e a presença de picos no final da manhã e no final da tarde. Deste modo, a distribuição é um bom reflexo da realidade e um cenário adequado para os testes que se pretendem efetuar.

Quanto ao sistema de geração será constituído por apenas uma unidade térmica e um sistema de armazenamento, cujos limites são especificados em cada situação em análise. A unidade térmica representa o custo de despacho operando com os diversos GENSETS ao longo de toda a escala de carga líquida do sistema. O custo de operação da unidade térmica é representado pela seguinte função:

$$C(P_T) = 20061 - 56,991P_T + 3,3566P_T^2. \quad (4.9)$$

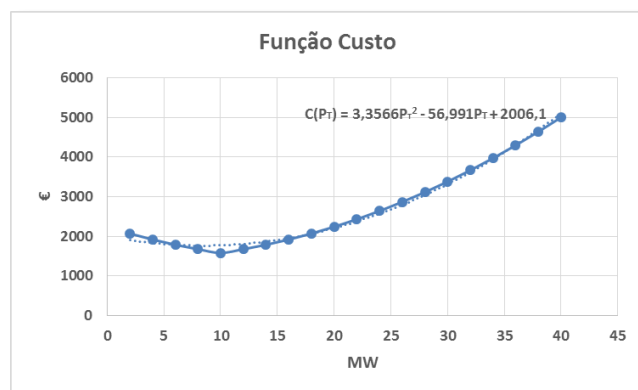


Figura 4.2 - Função custo da unidade térmica do sistema.

A função apresenta uma concavidade na gama de operação da unidade térmica, sendo o seu valor mínimo de 1764,19€ correspondente a uma carga de 8,49MW. Considerando a presente função custo e um sistema sem armazenamento, temos custo total de operação do sistema de 54.486,9€.

De seguida são expostos e analisados os resultados obtidos com a implementação do método considerando diferentes situações.

4.2.1 - Sistemas com diferentes limites

Nesta seção serão analisados os resultados da implementação do método em sistemas de armazenamento com limites de operação e capacidade diferentes. Num primeiro caso de estudo será testado um sistema com limites alargados, e de seguida será testado um caso com limites mais restritos. O objetivo será analisar o impacto dos limites na otimização do sistema.

Caso de estudo 1 - Otimização considerando limites de sistema de armazenamento alargados

Neste caso de estudo será considerado um sistema de armazenamento com limites de operação e capacidade alargados. Com o teste deste caso de estudo pretende-se analisar como o sistema de armazenamento otimiza o sistema de energia, quando os seus limites de operação não influenciam as soluções.

O sistema de armazenamento considerado apresenta as características presentes na seguinte tabela.

Tabela 4.1 - Características do sistema de armazenamento do caso de estudo 1.

	Bombagem (MW)	Turbinagem (MW)	CS (MWh)
Minímo	0	0	0
Máximo	20	20	200

De acordo com a tabela, o sistema pode efetuar numa hora um carregamento ou um descarregamento máximo de 20 MW, e o valor do estado de carga do sistema não pode superar os 200 MWh. Definiu-se ainda que no período inicial o sistema se encontra descarregado, ou seja, CS_0 é igual a 0 MWh.

Definidas todas as características do sistema efetuou-se o teste ao cenário elaborado. A solução ótima encontrada pelo modelo aponta para um custo total de operação de 46.975,4€, correspondendo a uma redução de 13,79% comparativamente ao custo de operação do sistema sem armazenamento.

A Figura 4.3 ilustra a distribuição de carga inicial e a distribuição de carga após a otimização, utilizando o modelo de despacho.

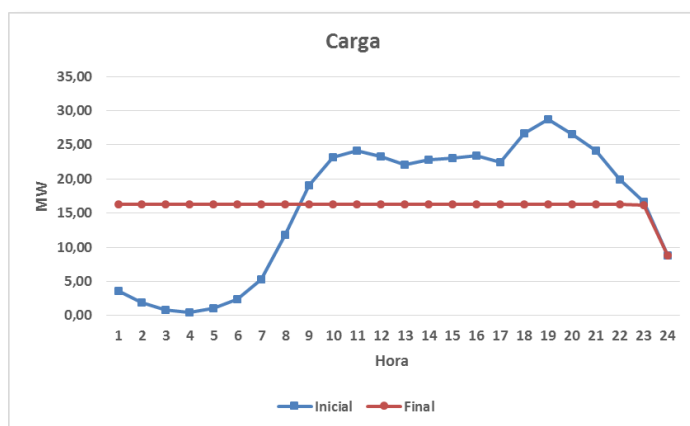


Figura 4.3 - Distribuições de carga inicial e otimizada.

Como seria esperado, verifica-se um ciclo de carga, até aproximadamente 8h, que é seguido de um ciclo de descarga, até às 23h. Observa-se que o sistema numa fase inicial, onde a demanda de energia é reduzida, efetua um carregamento aumentando o valor da carga durante esse período. Posteriormente, quando a demanda é superior, o sistema procede à descarga da energia armazenada diminuindo o nível de carga.

Um facto importante que se pode constatar é que a solução ideal ocorre para uma distribuição uniforme da carga, durante o período de atuação do sistema de armazenamento. Isto acontece porque desta forma o custo marginal verificado em cada instante é igual, como se observa na Figura 4.4.

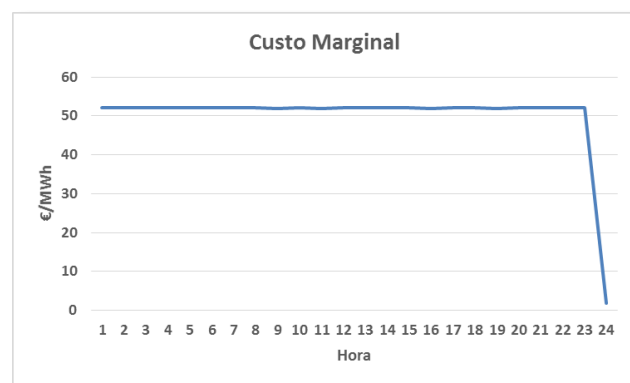


Figura 4.4 - Custo marginal do sistema otimizado.

O sistema está otimizado quando o custo marginal é igual em cada instante, ou seja, quando o custo do incremento de uma unidade de produção é igual em todos os instantes. Isto porque se um determinado período apresenta-se um custo marginal menor, seria possível reduzir o custo de operação do sistema deslocando carga para esse período.

No entanto, observa-se que na fase final o custo marginal desce. Isto acontece porque o sistema apenas carrega energia com vista a uma posterior descarga, que reduza o custo de operação do sistema. Não existindo possibilidade de descarga, o sistema de armazenamento

opta por não carregar energia para não aumentar o custo de operação. Mais adiante neste trabalho serão apresentadas possíveis formas de alterar a formulação da otimização para resolver este problema.

A Figura 4.5 ilustra o comportamento do armazenamento e da capacidade do sistema ao longo dos períodos.

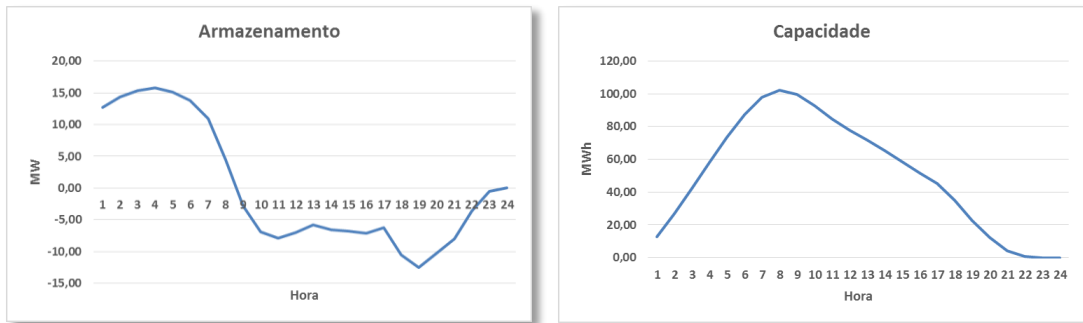


Figura 4.5 - Evolução do armazenamento e capacidade do sistema.

No gráfico relativo ao armazenamento do sistema, os valores positivos representam períodos de carregamento e os valores negativos indicam ocorrência de descarga de energia. Analisando os gráficos verifica-se que numa fase inicial ocorre carregamento e um aumento da energia armazenada pelo sistema. Posteriormente ocorre uma descarga de energia, que resulta na redução do estado de carga do sistema. Este comportamento está de acordo com o verificado anteriormente na análise da distribuição de carga. Salienta-se ainda o facto de o valor da capacidade ser 0 MWh no período final, indicando que toda a energia carregada numa fase inicial foi descarregada numa fase seguinte. Como foi mencionado anteriormente, o sistema apenas carrega energia se posteriormente puder efetuar uma descarga, que reduza o custo de operação do sistema.

Outro aspeto importante é o facto de em nenhum instante os limites de armazenamento e capacidade foram alcançados. Regista-se um valor máximo de bombagem de 15,76 MW às 4h, um valor máximo de turbinagem de 12,46 MW às 19h, sendo que o valor máximo de capacidade obtido foi de 102,41 MWh às 8h. Desta forma, fica demonstrado que os limites não tiveram impacto na solução obtida.

Caso de estudo 2 - Otimização considerando limites do sistema de armazenamento reduzidos

Neste caso de estudo pretende-se analisar o efeito que os limites de operação do sistema de armazenamento provocam na otimização do sistema de energia.

Na tabela seguinte encontram-se as características do sistema de armazenamento considerado.

Tabela 4.2 - Características do sistema de armazenamento do caso de estudo 2.

	Bombagem (MW)	Turbinagem (MW)	CS (MWh)
Minímo	0	0	0
Máximo	14	14	70

Comparando com o caso anterior, o carregamento ou descarregamento máximo que o sistema pode efetuar numa hora é reduzido para 14MW. E o valor de máximo de armazenamento de energia do sistema é agora de 70 MWh. Neste caso de estudo também se considera que no período inicial o sistema de encontra descarregado.

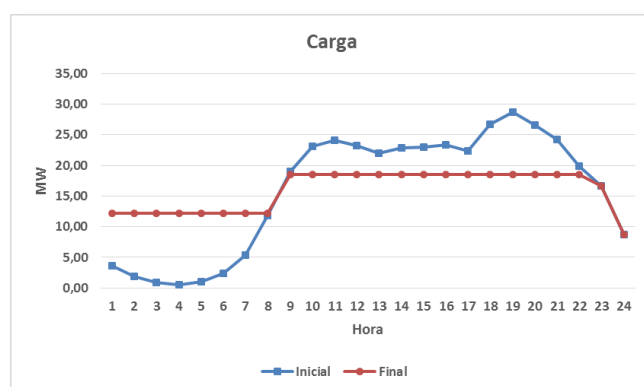


Figura 4.6 - Distribuições de carga inicial e otimizada.

A Figura 4.6 ilustra a distribuição de carga inicial e a distribuição de carga após a otimização, utilizando o modelo de despacho. À semelhança do caso de estudo anterior, observa-se um ciclo de carga seguido de um ciclo de descarga, embora com períodos mais curtos. Verifica-se que devido aos limites técnicos do sistema de armazenamento, o sistema armazenou uma menor quantidade de energia. Consequentemente existiu uma menor quantidade de energia para descarregar no ciclo de descarga.

Devido às limitações do sistema de armazenamento a solução ideal ocorre para uma uniformização da carga diferente em cada ciclo. Constatamos no caso anterior que o sistema é otimizado quando o custo marginal é igual em cada instante. No atual caso de estudo, esse

facto também se verifica, no entanto, os limites técnicos do sistema provocam uma diferença do custo marginal em cada ciclo, como podemos observar na Figura 4.7.



Figura 4.7 - Custo Marginal do sistema otimizado.

Verifica-se um custo marginal inicial de 24,8 €/MWh inferior ao valor observado no caso de estudo anterior. Isto porque o nível de demanda do sistema também é menor. No entanto, no ciclo de descarga o custo marginal aumenta para 67,4 €/MWh. Os limites técnicos do armazenamento impediram que o custo marginal do ciclo de carga e do ciclo de descarga se estabilizassem num valor intermédio. Este facto teve ainda impacto no custo total de operação do sistema que se fixou em 47.661,8€, um valor superior ao obtido no caso anterior.

Também neste caso, observa-se na fase final uma descida do custo marginal. Como mencionado anteriormente, o sistema apenas carrega energia com vista a uma posterior descarga que permita a descida do custo do sistema.

A Figura 4.8 ilustra o comportamento do armazenamento e da capacidade do sistema ao longo dos períodos.

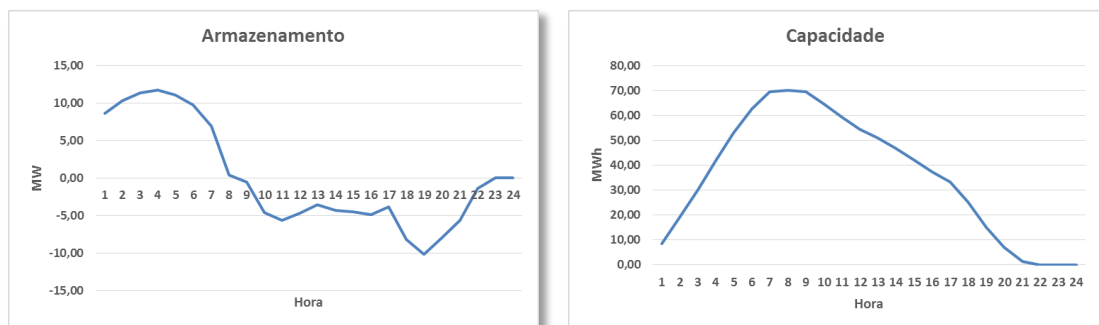


Figura 4.8 - Evolução do armazenamento e capacidade do sistema.

Analisando os gráficos relativos ao armazenamento e capacidade de sistema, verifica-se que demonstram um comportamento em conformidade com o observado na distribuição de carga. Existe um ciclo de carga nas primeiras horas do dia, onde o valor de armazenamento é

positivo, e um posterior ciclo de descarga, apresentando um armazenamento com valor negativo. Observa-se um valor máximo de bombagem de 11,70 MW às 4h, e um valor máximo de turbinagem de 10,17 MW às 19h, ou seja, os limites de operação do sistema de armazenamento não foram alcançados. No entanto, no período compreendido entre as 7h e as 9h verifica-se um limite máximo de capacidade no sistema. Este facto é indicativo de que a capacidade do sistema foi insuficiente, e não permitiu que o sistema armazenasse a energia necessária para equilibrar a carga ao longo do dia.

4.2.2 - Otimização do estado de carga inicial

Nos casos de estudo anteriores verificamos que se não existir possibilidade de descarga o sistema não carrega, para não provocar um aumento de custo de operação. Esta situação é observável no final dos diagramas de carga dos casos analisados. Uma forma de levar o sistema a armazenar neste período é tornar o estado de carga inicial numa variável de decisão, e impor que o estado de carga final seja igual ao valor inicial.

As características do sistema de armazenamento utilizadas neste caso de estudo são idênticas às do caso de estudo 1 do ponto 4.2.1.

Tabela 4.3 - Características do sistema de armazenamento do caso de estudo.

	Bombagem (MW)	Turbinagem (MW)	CS (MWh)
Minímo	0	0	0
Máximo	20	20	200

Como foi referido neste caso o valor do estado inicial de carga é uma variável de decisão e será determinada com a resolução do problema. A Figura 4.9 ilustra a distribuição de carga inicial e a distribuição após a otimização.

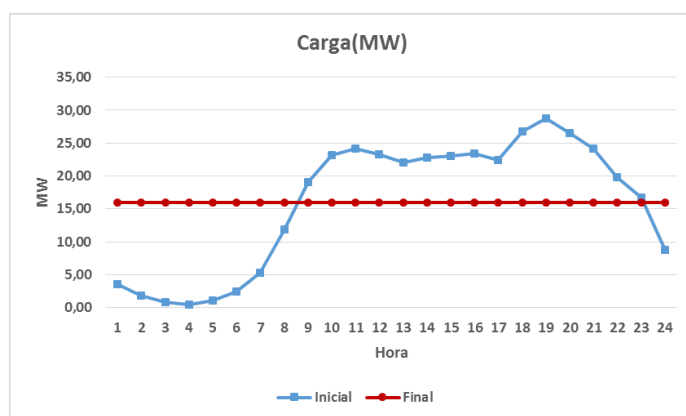


Figura 4.9 - Distribuições de carga inicial e otimizada.

Observa-se que os períodos de carga e descarga mantêm-se inalterados comparativamente ao caso anterior. No entanto, o valor médio de carga sofreu uma pequena descida. O sistema utilizou o valor inicial do estado de carga para carregar um pouco menos e descarregar um pouco mais. No final compensou esta alteração com um aumento de carga, uma vez que o valor inicial do estado de carga tem de ser igual ao valor final.

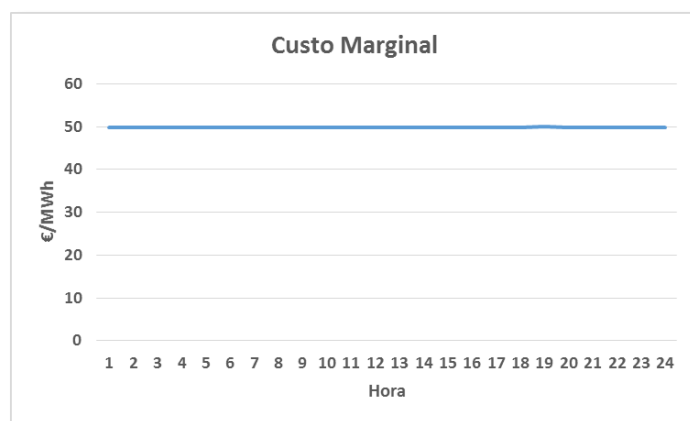


Figura 4.10 - Custo Marginal do sistema otimizado.

Analisando a evolução do custo marginal, verifica-se que agora apresenta um valor constante para todo o período de tempo analisado. A nova distribuição de carga permitiu ainda uma ligeira descida do valor do custo marginal. Este facto reflete-se no custo total de operação que teve uma pequena descida para 46.796,00€. A Figura 4.11 ilustra o comportamento do armazenamento e da capacidade do sistema.



Figura 4.11 - Evolução do armazenamento e capacidade do sistema.

Os gráficos de armazenamento e capacidade comprovam a análise anterior. Observa-se que numa primeira fase o sistema carrega e de seguida existe um período de descarga. Este período de descarga coloca o estado de carga num valor abaixo do inicial. No entanto, na parte final existe um valor de armazenamento positivo indicando um carregamento, e o valor da capacidade apresenta uma ligeira elevação. Conclui-se que o sistema permite o uso da carga inicial determinada, mas impõe a sua reposição no final. O valor ótimo do estado de carga inicial determinado foi de 53,13MWh.

4.2.3 - Diferente ordem de ciclos de carga e descarga

Nos casos analisados anteriormente considerou-se um diagrama de cargas que representa um comportamento típico de um ciclo diário. No presente caso de estudo, pretende-se analisar o comportamento do sistema quando inicialmente existe um período de demanda mais elevada, que é seguido de um período com uma demanda menor, ou seja, o inverso do ciclo diário. A Figura 4.12 ilustra uma distribuição de carga que será usada neste estudo.

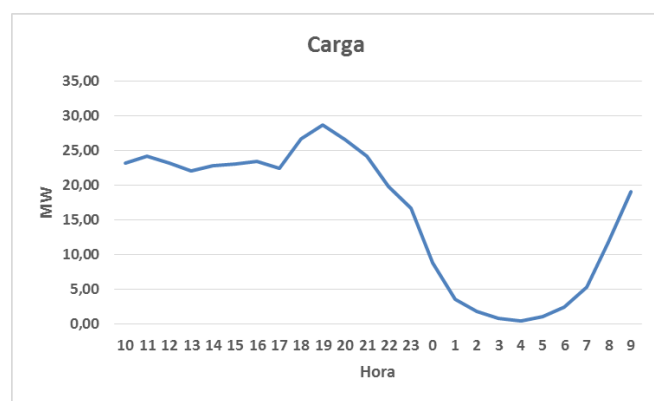


Figura 4.12 - Nova distribuição de carga em análise.

O diagrama foi construído através da inversão dos ciclos de carga e descarga do diagrama utilizado nos casos de estudo anteriores.

As características do sistema de armazenamento consideradas no estudo serão as mesmas que as do caso 2 no ponto 4.1.1, ou seja, carregamento e descarregamento máximos de 14MW e valor de máximo de armazenamento de energia de 70 MWh.

Tabela 4.4 - Características do sistema de armazenamento do caso de estudo.

	Bombagem (MW)	Turbinagem (MW)	CS (MWh)
Minímo	0	0	0
Máximo	14	14	70

Caso de estudo 1 - Otimização com início às 10h, e nível de carga inicial 0MWh

Neste caso de estudo, considera-se que no período inicial o sistema de encontra descarregado. A Figura 4.13 ilustra a distribuição de carga inicial e a distribuição de carga após a otimização, utilizando o caso de estudo descrito.

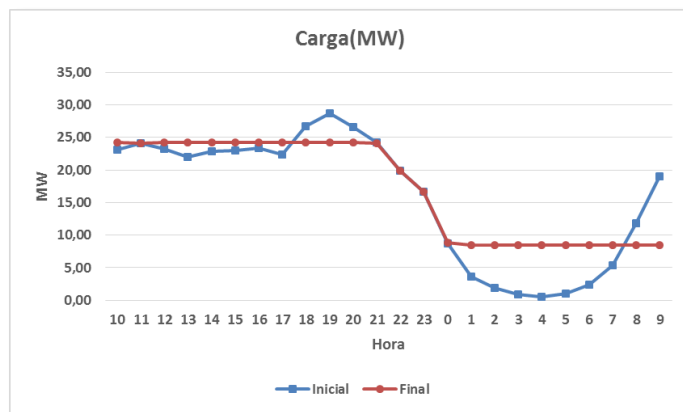


Figura 4.13 - Distribuições de carga inicial e otimizada.

Analisando o gráfico, verifica-se que ocorre uma alternância de ciclos de carga e descarga. Numa fase inicial com a demanda ainda elevada, o sistema acaba por armazenar energia para a descarregar entre as 9h e as 12h, período onde ocorre o maior pico de demanda. Das 12h até às 15h o sistema de armazenamento não atua, pois não possui energia para descarregar. No período compreendido entre as 15h e as 22h, o sistema carrega para poder descarregar quando a demanda voltar a elevar-se. Contudo verifica-se que o sistema armazenou mais energia do que a necessária para suprir a elevação de carga, registada nos períodos finais. Isto acontece porque para o nível de carga encontra-se abaixo de 8,49MW, valor para o qual o custo de produção é mínimo, como mencionado anteriormente. A função custo é côncava, existe uma gama de valores inicial para os quais é vantajoso aumentar a carga do sistema. Deste modo, quando a carga se encontra entre essa gama de valores, é vantajoso armazenar energia pois diminui o custo total de operação do sistema.

Neste caso de estudo o custo total de operação do sistema fixou-se em 52.940,5€, um valor acima dos registados anteriormente. Isto porque, ao contrário do que se sucedia nos casos anteriores, no período de maior demanda o sistema de armazenamento não possuía energia para reduzir o nível de carga.

Caso de estudo 2 - Otimização com início às 10h, e nível de carga inicial 70MWh

Considere-se agora que no período inicial o sistema de encontra carregado com uma potencia de 40MW. A Figura 4.14 ilustra a distribuição de carga inicial e a distribuição de carga após a otimização, utilizando o caso de estudo descrito.

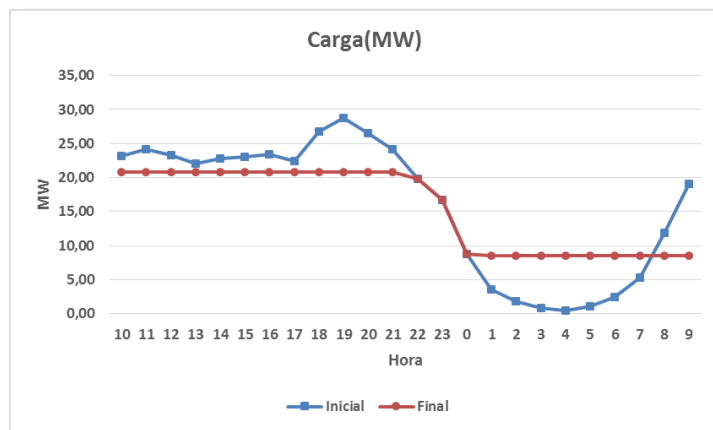


Figura 4.14 - Distribuições de carga inicial e otimizada.

Observa-se que o sistema não procedeu ao armazenamento de energia nos períodos iniciais, como tinha ocorrido no caso anterior. Neste caso, o sistema utilizou a energia que possuía armazenada para reduzir o nível de carga. Desta forma, diminuiu a potência térmica requisitada, levando a uma diminuição do custo total de operação do sistema, que se fixou em 49.170,1€. No tempo restante, o sistema apresentou um comportamento idêntico ao registado no caso anterior.

4.2.4 - Introdução de um custo de armazenamento

Nesta seção será definido na função custo o preço do armazenamento de um período anterior. Pretende-se analisar o impacto que esse custo provoca na otimização da distribuição de carga do sistema. A nova função custo será a seguinte:

$$C_T = \sum_{i=1}^h (a + bP_{Ti} + cP_{Ti}^2) - CS_f \times CM . \quad (4.10)$$

CM é o custo marginal do armazenamento do período anterior, e CS_f representa o valor do estado de carga final. O objetivo da adição da nova parcela é atribuir ao sistema um valor de referência para o custo de armazenamento, para impedir situações, como por exemplo, de descargas em períodos de baixa demanda.

As características do sistema de armazenamento consideradas nos estudos seguintes estão presentes na tabela seguinte.

Tabela 4.5 - Características do sistema de armazenamento do caso de estudo.

	Bombagem (MW)	Turbinagem (MW)	CS (MWh)
Minímo	0	0	0
Máximo	14	14	70

Caso de estudo 1 - Otimização com custo de armazenamento, considerando períodos de 24h

Considerando que no período inicial se encontra descarregado, o sistema foi testado para um valor de CM igual a 70€/MWh . Este é um valor de custo marginal um pouco acima do registado nos sistemas otimizados dos casos de estudo anteriores. A Figura 4.15 ilustra a distribuição de carga inicial e a distribuição de carga após a otimização.

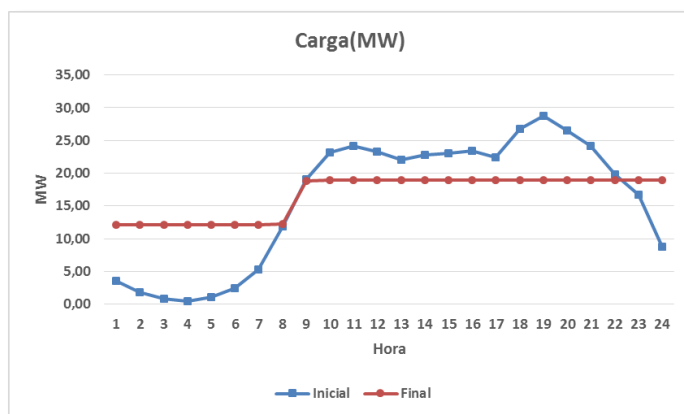


Figura 4.15 - Distribuições de carga inicial e otimizada.

Analisando o gráfico constatamos que no ciclo de carga não se registou qualquer alteração na otimização. No entanto, verifica-se que o preço introduzido influenciou o valor de descarga, pois este fixou-se em $18,93\text{MW}$, um valor superior comparativamente aos $18,52\text{MW}$ registados sem a adição da parcela do custo marginal. Na Figura 4.16 está representado o custo marginal do sistema após a otimização.



Figura 4.16 - Custo Marginal do sistema otimizado.

É possível constatar que o sistema no período de descarga fixou o custo marginal no valor de custo dado. Isto acontece porque descer o custo marginal abaixo de 70€/MW significa vender a energia por um preço mais barato do que custou armazenar.

Verifica-se ainda que após o ciclo de descarga, o valor introduzido do armazenamento serviu de referência para o armazenamento. Não se conseguiu observar este comportamento no primeiro ciclo de carga devido aos limites de operação do sistema. Repare-se que nos casos de estudo anteriores, com a exceção da situação em que a previsão de carga se encontra na zona onde a função custo é decrescente, o sistema não armazenava energia se não existisse uma previsão de subida de demanda. Conclui-se que com o custo de armazenamento introduzido pode-se controlar o valor de carga para qual o sistema é otimizado.

Caso de estudo 2 - Otimização com custo de armazenamento, considerando períodos de 4h

Neste caso de estudo o sistema será otimizado correndo o despacho para períodos de quatro horas e introduzindo um custo de armazenamento. O objetivo é verificar se o sistema é capaz de determinar quando deve carregar ou descarregar, considerando previsões com intervalos de tempo menores.

Considerando que no período inicial o sistema de encontra descarregado, o sistema foi testado para um valor de CM igual a 50€/MWh. É um valor de custo marginal próximo do valor central registado nos sistemas otimizados dos casos de estudo anteriores. A Figura 4.17 ilustra a distribuição de carga após a otimização, que resulta da junção dos despachos efetuados para intervalos de quatro horas.

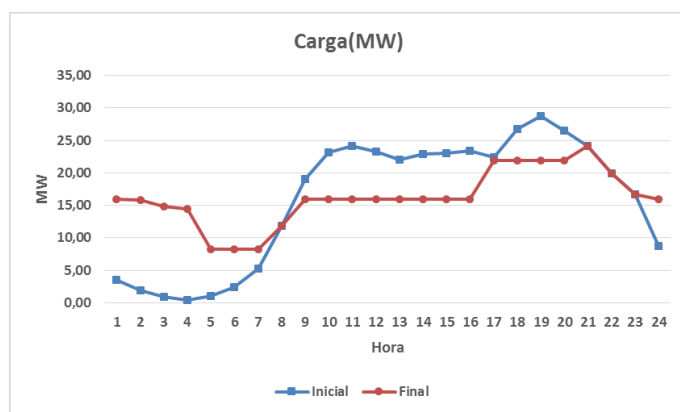


Figura 4.17 - Distribuições de carga inicial e otimizada.

Verifica-se que com a introdução do valor do custo marginal o sistema consegue determinar os períodos de carga e descarga. Não se verifica uma otimização para cada quatro horas mas uma otimização global. No entanto a otimização é influenciada pelos curtos intervalos de previsão. No ciclo de carga, o sistema tenta aproximar o valor de demanda, em cada despacho de quatro horas, para o valor ótimo. Contudo a junção dos despachos não forma um valor uniformizado para a demanda. No ciclo de descarga verifica-se um resultado semelhante. Conclui-se que embora o custo marginal permita ao sistema determinar os ciclos de carga e descarga, a otimização é afetada pelo intervalo de previsão.

4.3 - Método heurístico

Na seção anterior podemos constatar que um sistema com capacidade de armazenamento encontra-se otimizado quando o custo marginal é igual em cada período. Verificamos ainda que quando o custo marginal em cada período é igual o valor da carga também apresenta um comportamento uniforme.

Nesta seção pretende-se apresentar uma heurística que permite otimizar a demanda de um sistema com armazenamento sem recorrer ao despacho. O objetivo é poder determinar posteriormente o despacho do sistema com a distribuição otimizada de demanda, recorrendo a qualquer método mesmo que não possua armazenamento na sua formulação.

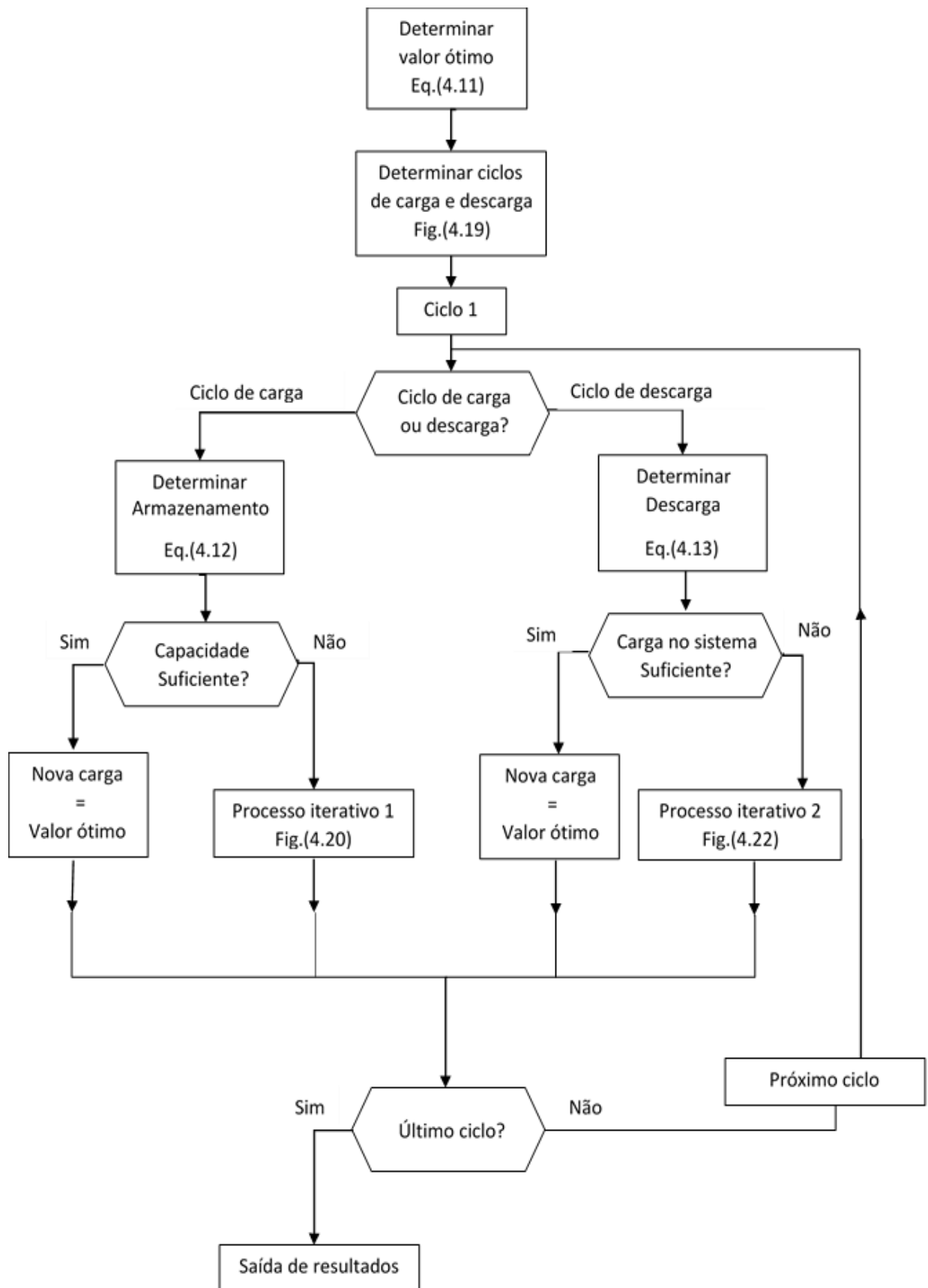


Figura 4.18 - Fluxograma do método heurístico.

Como indicado no diagrama, inicialmente é necessário determinar o valor ótimo de carga. Este valor representa a distribuição de carga ótima para o período de tempo analisado. Através do custo marginal (CM) de armazenamento de um período anterior, é possível determinar o valor de carga ótimo ($L_{ótima}$) recorrendo a derivada da função custo.

$$L_{ótima} = \frac{CM - b}{2c}. \quad (4.11)$$

Uma vez obtido este valor, é então possível determinar os ciclos de carga e descarga. Quando a carga se encontra abaixo do valor ótimo ($L_i < L_{ótima}$) é necessário carregar, quando a carga é superior ($L_i > L_{ótima}$) é necessário descarregar.

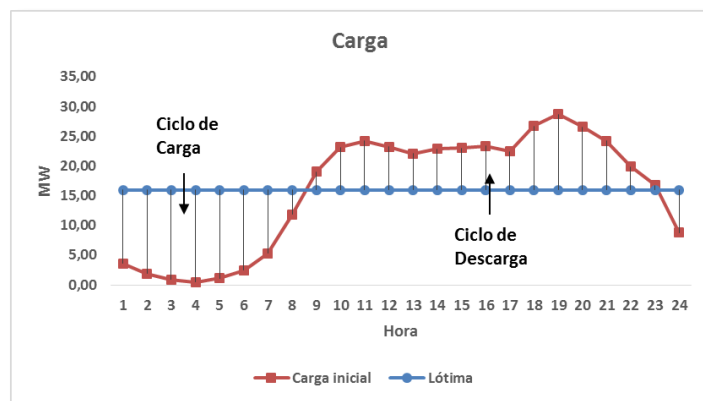


Figura 4.19 - Ciclos de carga e descarga.

Após a divisão, os ciclos de carga e descarga serão otimizados de forma semelhante. Para o ciclo de carga é necessário determinar o armazenamento, considerando que a solução ótima é armazenar a diferença entre o valor ótimo e o valor da demanda, em cada período.

$$CS_C = \sum_i^k (L_{ótima} - L_i). \quad (4.12)$$

Sendo CS_C o armazenamento necessário para igualar a carga ao valor ótimo, e k o número de períodos do ciclo de carga. Se a capacidade atual do sistema for suficiente, o problema encontra-se resolvido e a carga do sistema neste ciclo será igual ao valor ótimo. Se a capacidade for insuficiente será necessário recorrer a um processo iterativo para resolver o problema.

No ciclo de descarga é necessário determinar o valor da descarga, considerando que a solução ótima é armazenar a diferença entre o valor da demanda e o valor ótimo, em cada período.

$$CS_D = \sum_i^k (L_i - L_{ótima}). \quad (4.13)$$

Sendo CS_D a descarga necessário para igualar a carga ao valor ótimo, e k o número de períodos do ciclo de descarga. Se estado de carga atual do sistema for suficiente, o problema encontra-se resolvido e a demanda do sistema neste ciclo será igual ao valor ótimo. Se o estado de carga for insuficiente será necessário recorrer novamente a um processo iterativo para resolver o problema.

Processo iterativo 1 - Ciclo de carga

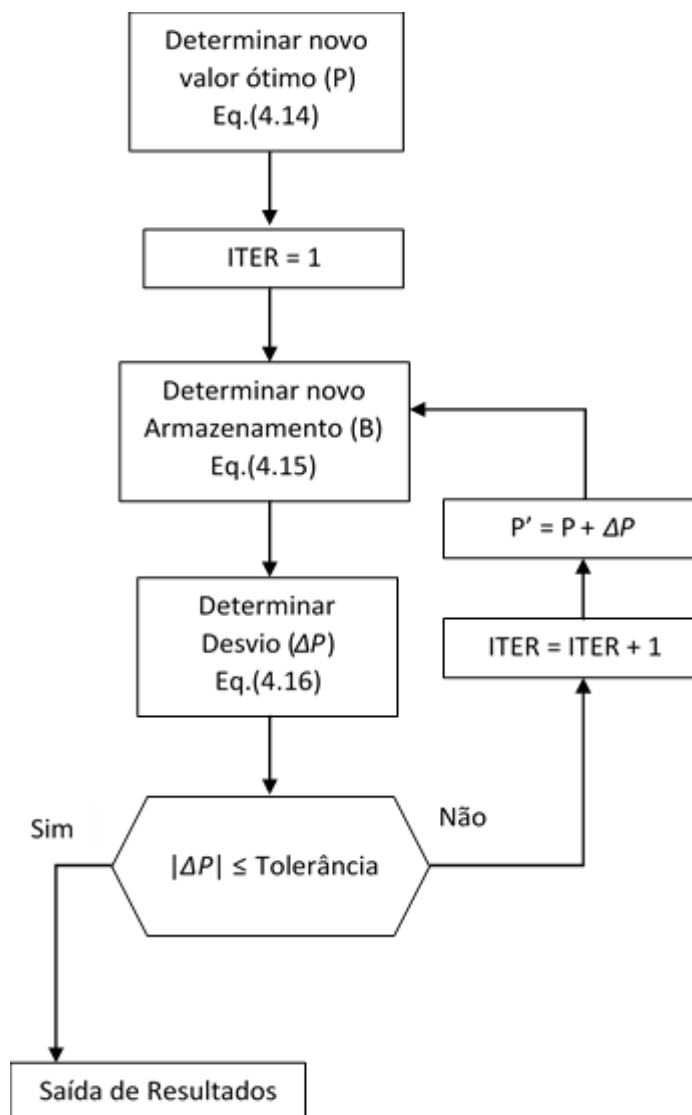


Figura 4.20 - Processo iterativo 1.

Como mostra o diagrama, o processo iterativo é iniciado calculando um novo valor para otimizar a distribuição de carga, recorrendo à seguinte equação:

$$P = \frac{\left(\sum_{i=1}^k L_i \right) + (Cap_{max} - CS_{ini})}{k} \tag{4.14}$$

Sendo que L_i representa o valor da carga no período i , k o número de períodos do ciclo de carga, Cap_{max} o valor máximo da capacidade do sistema e CS_{ini} o valor do estado de carga no início do ciclo. P representa o novo valor para qual a distribuição de carga é otimizada. Com este valor, é possível traçar uma paralela ao valor ótimo da distribuição.

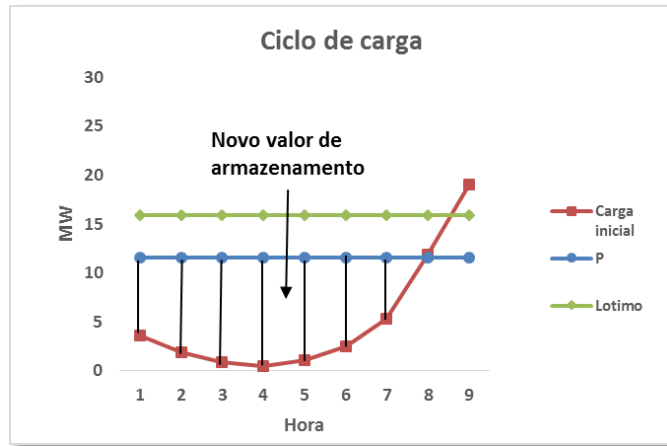


Figura 4.21 - Novo ciclo de carga.

Traçada a paralela é necessário determinar o novo armazenamento, para o ciclo de carga. Será necessário respeitar os limites de operação do sistema de armazenamento.

$$S_i = \begin{cases} P - L_i & \text{se } P - L_i \leq B_{max} \\ B_{max} & \text{se } P - L_i > B_{max} \\ 0, & P < L_i \end{cases}, P > L_i \tag{4.15}$$

Sendo B_i o armazenamento expresso em MW no período i , e B_{max} o limite do armazenamento. Calculado o armazenamento para cada período do ciclo de carga, é possível determinar o desvio.

$$\Delta P = \frac{(Cap_{max} - CS_{ini}) - \left(\sum_{i=1}^k B_i \right)}{k} \tag{4.16}$$

Caso ΔP seja inferior a um valor de tolerância definido o processo termina. Se ΔP for superior ao valor de tolerância, P é atualizado com o valor de ΔP e procede-se a uma nova iteração.

Processo iterativo 2 - Ciclo de descarga

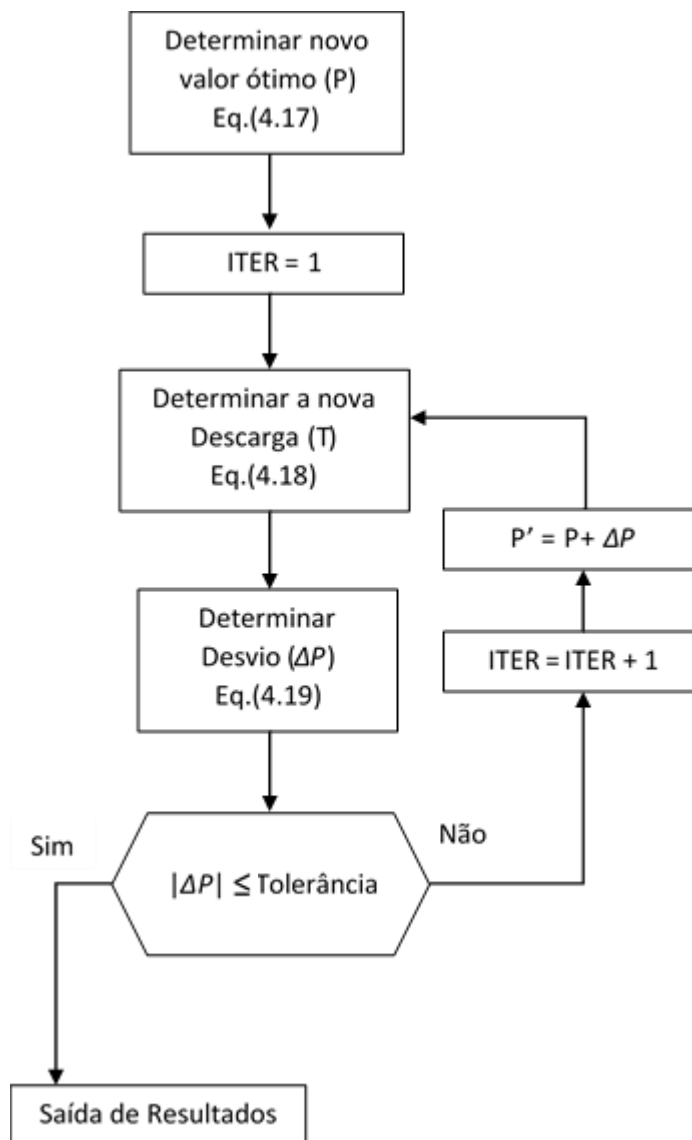


Figura 4.22 - Processo iterativo 2.

Como no processo anterior, inicialmente é calculado um novo valor para otimizar a distribuição de carga. Neste processo utiliza-se a seguinte equação:

$$P = \frac{\left(\sum_{i=1}^k L_i \right) - CS_{ini}}{k}. \quad (4.17)$$

Com valor determinado, é possível traçar uma paralela ao valor ótimo da distribuição. Como ilustra a figura seguinte.



Figura 4.23 - Novo ciclo de descarga.

Após terminada a paralela é necessário determinar o novo valor de descarga, respeitando os limites de operação do sistema de armazenamento.

$$T_i = \begin{cases} L_i - P & \text{se } L_i - P \leq T_{\max} \\ T_{\max} & \text{se } L_i - P > T_{\max} \\ 0, & P > L_i \end{cases}, P < L_i . \quad (4.18)$$

Sendo T_i a descarga expressa em MW no período i , e T_{\max} o valor de descarga máximo. Calculado o armazenamento para cada período do ciclo de carga, é possível determinar o desvio.

$$\Delta P = \frac{\left(\sum_{i=1}^k T_i \right) - CS_{ini}}{k} . \quad (4.19)$$

Caso ΔP seja inferior a um valor de tolerância definido o processo termina. Se ΔP for superior ao valor de tolerância, P é atualizado com o valor de ΔP e procede-se a uma nova iteração.

4.4 - Análise de resultados da heurística

Nesta seção pretende-se analisar o desempenho do método heurístico apresentado. Com esse objetivo, o método será aplicado para casos de estudos distintos, e os resultados serão comparados com as soluções do método de despacho descrito no ponto 4.1. A análise será focada na otimização da distribuição da carga.

As características do sistema de armazenamento consideradas nos estudos seguintes estão presentes na tabela seguinte.

Tabela 4.6 - Características do sistema de armazenamento do caso de estudo.

	Bombagem (MW)	Turbinagem (MW)	CS (MWh)
Minímo	0	0	0
Máximo	14	14	70

A função custo considerada será a utilizada anteriormente, e definiu-se que o valor do custo marginal do ciclo de carga anterior igual a 50€/MWh. Recorrendo a derivada da função custo determinou-se um valor de carga ótimo de 15,93MW.

Caso de estudo 1 - Otimização com início à 1h, e nível de carga 0MWh

Neste caso de estudo será utilizado o diagrama de carga diário usado anteriormente (Figura 4.1). Considera-se que no período inicial o sistema de armazenamento encontra-se descarregado.

Utilizando o valor ótimo definiu-se um ciclo de carga entre a 1h e as 8h, seguido de um ciclo de descarga das 9h até as 23h. De seguida foi calculado o armazenamento necessário para o ciclo de carga, obtendo-se um valor de 100,03MW. Uma vez que o valor é superior à capacidade do sistema será necessário recorrer ao método iterativo.

Para o ciclo de descarga determinou-se uma descarga necessária de 106,94MW, e mais uma vez foi necessário recorrer ao método iterativo. No início deste ciclo, o valor do estado de carga do sistema é de 70MW, valor resultante do ciclo de carga. O critério de paragem utilizado nos processos iterativos foi um valor de ΔP inferior a 1% da potência máxima de armazenamento.

A Figura 4.24 ilustra as distribuições de carga resultantes dos diferentes métodos de otimização.

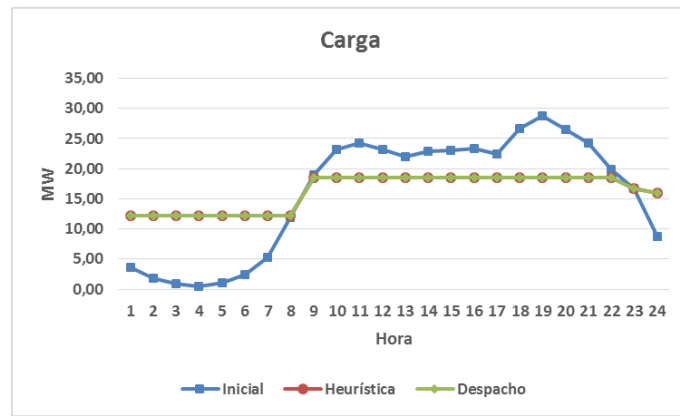


Figura 4.24 - Distribuições de carga resultantes de diferentes métodos de otimização.

Analisando o gráfico, constata-se que existe uma sobreposição das soluções obtidas através do método heurístico e do método de despacho. A comparação entre resultados dos diferentes métodos pode ser analisada com maior detalhe através da seguinte tabela.

Tabela 4.7 - Distribuições de carga resultantes de diferentes métodos de otimização (caso1).

Hora	Despacho (MW)	Heurística (MW)	Diferença (MW)
1:00	12,18	12,18	0,00
2:00	12,18	12,18	0,00
3:00	12,18	12,18	0,00
4:00	12,18	12,18	0,00
5:00	12,18	12,18	0,00
6:00	12,18	12,18	0,00
7:00	12,18	12,18	0,00
8:00	12,22	12,18	0,04
9:00	18,49	18,51	-0,02
10:00	18,52	18,51	0,01
11:00	18,52	18,51	0,01
12:00	18,52	18,51	0,01
13:00	18,52	18,51	0,01
14:00	18,52	18,51	0,01
15:00	18,52	18,51	0,01
16:00	18,52	18,51	0,01
17:00	18,52	18,51	0,01
18:00	18,52	18,51	0,01

Hora	Despacho (MW)	Heurística (MW)	Diferença (MW)
19:00	18,52	18,51	0,01
20:00	18,52	18,51	0,01
21:00	18,52	18,51	0,01
22:00	18,51	18,51	0,00
23:00	16,71	16,71	0,00
0:00	15,94	15,94	0,00

Comparando os resultados das duas metodologias verificamos resultados muito próximos. Conclui-se que a otimização da distribuição de carga utilizando o método heurístico produziu bons resultados.

Caso de estudo 2 - Otimização com início às 10h, e nível de carga 70MWh

Neste caso de estudo será utilizado o diagrama com os ciclos de carga e descarga invertidos (Figura 4.12). Considera-se que no período inicial o sistema de armazenamento encontra-se carregado com 70MW.

Utilizando o valor ótimo definiu-se um ciclo de descarga até às 14h, seguido de um ciclo de carga até as 23h. O passo seguinte foi calcular o valor de descarga necessário, obtendo-se um resultado de 103,85MW. Uma vez que o valor é superior ao estado de carga atual do sistema será necessário recorrer ao método iterativo.

Para o ciclo de carga determinou-se um valor de armazenamento necessário de 107,20MW, e uma vez mais foi necessário recorrer ao método iterativo. No início deste ciclo, o sistema encontrava-se descarregado, devido ao ciclo de descarga anterior. Como no caso anterior, o critério de paragem utilizado nos processos iterativos foi um valor de ΔP inferior a 1% da potência máxima de armazenamento.

A Figura 4.25 ilustra as distribuições de carga resultantes dos diferentes métodos de otimização.

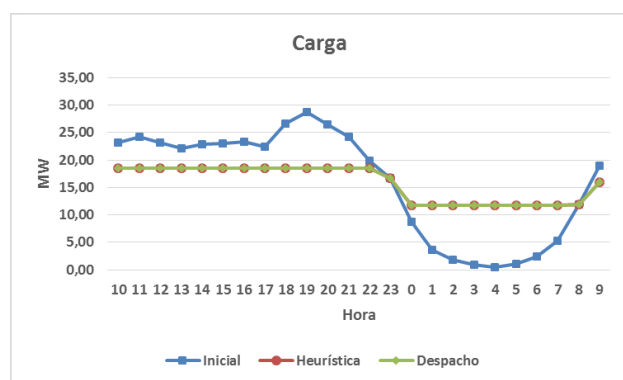


Figura 4.25 - Distribuições de carga resultantes de diferentes métodos de otimização.

Como verificado no caso anterior, existe uma sobreposição das soluções obtidas através do método heurístico e do método de despacho. A comparação entre resultados dos diferentes métodos pode ser analisada com maior detalhe através da seguinte tabela.

Tabela 4.8 - Distribuições de carga resultantes de diferentes métodos de otimização (caso 2).

Hora	Despacho (MW)	Heurística (MW)	Diferença (MW)
1:00	18,48	18,47	0,01
2:00	18,48	18,47	0,01
3:00	18,48	18,47	0,01
4:00	18,48	18,47	0,01
5:00	18,48	18,47	0,01
6:00	18,48	18,47	0,01
7:00	18,48	18,47	0,01
8:00	18,48	18,47	0,01
9:00	18,48	18,47	0,01
10:00	18,48	18,47	0,01
11:00	18,48	18,47	0,01
12:00	18,48	18,47	0,01
13:00	18,47	18,47	0,00
14:00	16,70	16,71	-0,01
15:00	11,80	11,80	0,00
16:00	11,79	11,80	-0,01
17:00	11,79	11,80	-0,01
18:00	11,79	11,80	-0,01
19:00	11,79	11,80	-0,01
20:00	11,79	11,80	-0,01
21:00	11,79	11,80	-0,01
22:00	11,79	11,80	-0,01
23:00	11,94	11,84	0,10
0:00	15,93	15,94	-0,01

Comparando os resultados das duas metodologias verificamos novamente resultados muito próximos. Mais uma vez a otimização da distribuição de carga utilizando o método heurístico produziu boas soluções.

4.5 - Integração da heurística no despacho

Os casos de estudo analisados mostraram que o método heurístico tem capacidade para otimizar a distribuição de carga com eficiência. Deste modo, pode ser utilizado para introduzir o sistema de armazenamento em qualquer método despacho, sem necessidade de alteração da formulação matemática. O método heurístico determina a distribuição de carga mais eficiente que o sistema de armazenamento permite. E com a nova distribuição de carga, pode-se aplicar um método de despacho para determinar o escalonamento e o custo de operação do sistema.

Deste modo, é possível integrar o sistema de armazenamento na metodologia de despacho descrita no capítulo 3 recorrendo ao processo seguinte.

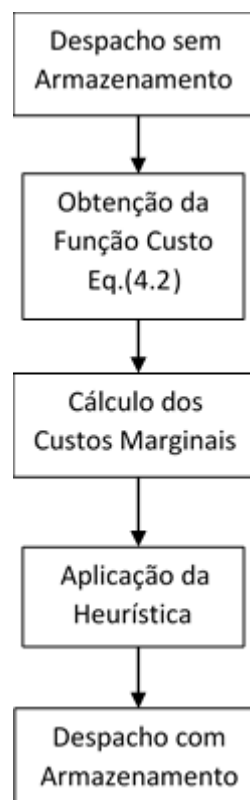


Figura 4.26 - Integração da heurística no despacho.

Inicialmente é efetuado o despacho sem considerar o sistema de armazenamento, obtendo-se os custos de operação em cada período. Recorrendo a ferramenta *Excel* é possível traçar uma *trendline* desse custo em função da carga, e desta forma obtém-se uma

aproximação da função custo de operação do sistema (Figura 4.2). A derivada da função custo do sistema permite determinar o custo marginal, que será utilizado pelo método heurístico. Após aplicação da heurística obtém-se a distribuição de carga ótima, de acordo com as características do sistema de armazenamento. Por fim é efetuado um novo despacho utilizando a distribuição de carga otimizada.

Capítulo 5

Aplicação da metodologia desenvolvida no sistema elétrico da ilha de São Miguel

Neste capítulo pretende-se testar a metodologia desenvolvida num caso de estudo real. O caso considerado será o sistema elétrico da ilha de São Miguel, cuja constituição já foi descrita anteriormente neste trabalho. Este sistema elétrico ainda não possui armazenamento, no entanto, existem planos para a construção de um sistema de armazenamento hídrico. Para os testes efetuados serão utilizadas as características do sistema projetado. Todos os dados necessários para a realização dos testes são concedidos pela *SmartWatt*.

No caso de estudo, será analisada um período de uma semana, sendo o despacho realizado para intervalos de 24 horas. Primeiramente será efetuado um despacho utilizando a metodologia descrita no capítulo 3, sem considerar armazenamento. De seguida será utilizado o método heurístico para otimizar a distribuição de carga, tendo em conta as características do sistema de armazenamento. Com a distribuição de carga obtida repetir-se-á o cálculo do despacho, novamente com a metodologia do capítulo 3. Por fim será feita uma comparação dos resultados dos despachos efetuados. Pretende-se analisar o impacto do armazenamento no sistema de geração, quais as modificações provocadas no escalonamento das unidades térmicas e as alterações no custo de operação do sistema.

5.1 - Características do caso de estudo

O sistema para o teste da metodologia desenvolvida será o sistema elétrico da ilha de S. Miguel (Açores). Como referido anteriormente, este sistema é constituído por duas centrais geotérmicas, sete centrais mini-hídricas, um parque eólico e uma central termoelétrica. Quanto ao armazenamento, existe um projeto para um sistema de armazenamento hídrico, com bombagem máxima de 13MW e uma turbinagem máxima de 12MW. Apresenta uma

capacidade de operação de 5 horas à potência máxima, resultando numa capacidade máxima de armazenamento de 65MWh.

Tabela 5.1 - Características do sistema de armazenamento projetado.

	Bombagem (MW)	Turbinagem (MW)	CS (MW/h)
Minímo	0	0	0
Máximo	13	12	65

O local considerado para a implementação do sistema de armazenamento é a Lagoa das Furnas, estimando-se uma queda de 230m. Neste tipo de sistemas, fatores como afluentes ou condições climáticas podem provocar alterações no volume de água no reservatório. No entanto, por questões de simplicidade, nos testes efetuados considera-se que o volume de água no reservatório apenas é afetado pelo bombeamento e turbinagem.

Possuindo os dados do sistema é possível estimar o impacto que este tem no local de instalação. O Valor do caudal pode ser obtido através da seguinte expressão:

$$P = g \times Q \times H \times \eta, \quad (5.1)$$

sendo P a potência de turbinagem (12MW), g a aceleração gravítica (9,8m/s²), H o valor da queda (230m) e η o rendimento do sistema (95%). Substituindo os valores na expressão obtém-se um caudal de 5,06 m³/s. O valor do caudal permite estimar um volume de água turbinada máximo ao fim de 5 horas de 91038m³.

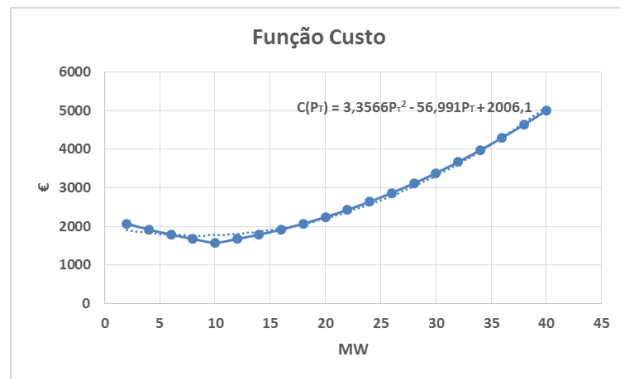
5.2 - Aplicação do método heurístico

Nesta seção pretende-se aplicar o método heurístico para otimizar a distribuição de carga, considerando as características do sistema de armazenamento. Será analisado um período de uma semana, sendo a otimização efetuada para intervalos de 24 horas. Foi disponibilizada a previsão das produções das unidades de produção renovável e da demanda no período compreendido entre 15 e 21 de Novembro de 2012. Para a otimização da distribuição de carga será utilizada a previsão de balanço energético, ou seja, a diferença entre a demanda e a produção renovável.

A função custo que será utilizada na otimização encontra-se descrita na equação seguinte.

$$C(P_T) = 20061 - 56,991P_T + 3,3566P_T^2. \quad (5.2)$$

Esta função, que já foi utilizada no capítulo anterior, representa uma aproximação da função presente na base de dados da metodologia de despacho descrita no capítulo 3.



A função apresenta uma concavidade, pois para cargas menores existe maior probabilidade de corte de produção eólica, fazendo com que o custo de operação aumente nessa gama de valores.

Definidas as características do sistema elétrico do caso em estudo procedeu-se à aplicação da metodologia. De seguida são expostos e analisados os resultados da implementação da heurística para dois dias da semana em análise.

Caso de estudo 1 - Otimização da distribuição de carga do dia 17 de Setembro

O primeiro caso analisado será a otimização da distribuição de carga do dia 17 de Setembro. No período inicial o sistema de armazenamento apresenta um estado de carga de 5,43MWh, resultantes das otimizações dos dias anteriores. O valor do custo marginal é de 59,24€/MWh, que foi determinado com base na média do dia anterior. Recorrendo a derivada da função custo determinou-se um valor de carga ótimo de 17,61MW. Com este valor definiu-se um ciclo de carga entre a 1h e as 10h, seguido de um ciclo de descarga até as 23h. De seguida foi calculado o armazenamento necessário para o ciclo de carga, obtendo-se um valor de 103,29MWh. Este valor é superior à capacidade atual do sistema e será necessário recorrer ao método iterativo para determinar o armazenamento.

No início do ciclo de descarga, o valor do estado de carga do sistema encontra-se em 65MWh, resultante do ciclo de carga. Para este ciclo determinou-se uma descarga necessária de 59,47MWh, valor que se encontra dentro da capacidade do sistema. Deste modo, seguindo o método desenvolvido a nova carga do sistema para este ciclo será igual ao valor ótimo, ou seja, 17,61MW. A Figura 5.2 ilustra a distribuição de carga inicial e a distribuição de carga após a otimização.

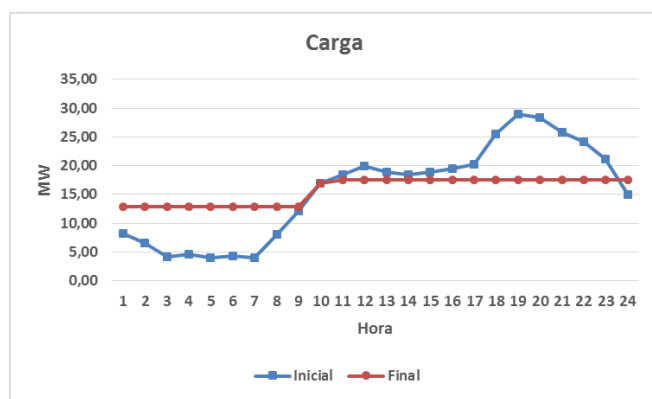


Figura 5.2 - Distribuições de carga inicial e otimizada.

Inicialmente, para uma demanda de energia reduzida, o sistema efetua um carregamento aumentando a carga para um valor de 12,83MW. Posteriormente, com o aumento do valor da demanda, o sistema procede à descarga de energia armazenada, diminuindo o nível de carga para 17,61MW. Verifica-se que a capacidade do sistema foi insuficiente para equilibrar a carga ao longo do dia. A Figura 5.3 ilustra o comportamento do armazenamento e da capacidade do sistema, para o período de tempo analisado.

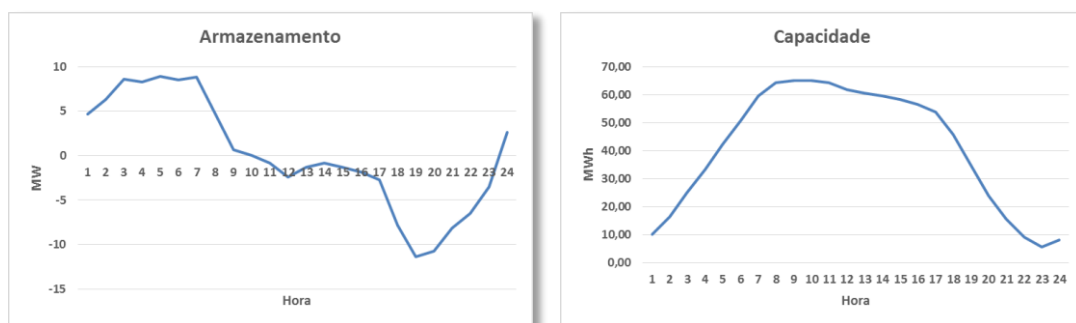


Figura 5.3 - Evolução do armazenamento e capacidade do sistema.

Os gráficos do armazenamento e capacidade do sistema demonstram um comportamento em conformidade com o observado na distribuição de carga. Durante o ciclo de carga verificado nas primeiras horas do dia, o valor do armazenamento é positivo e regista-se um aumento do estado de carga. O valor de capacidade encontra-se muito próximo do máximo entre as 8h e as 10h, evidenciando a necessidade do sistema em aumentar o valor da energia armazenada. No ciclo de descarga, o armazenamento apresenta um valor negativo, indicando um descarregamento da energia armazenada. No final do dia verifica-se um estado de carga de 8,12MW e um custo marginal médio de 48,97€/MWh.

Caso de estudo 2 - Otimização da distribuição de carga do dia 18 de Setembro

Será analisado agora o dia seguinte, ou seja, 18 de Setembro. Utilizando o valor médio do custo marginal determinou-se um valor ótimo de carga de 15,79MW, que permitiu definir vários ciclos. Da 1h até às 10h temos um ciclo de carga, que é seguido de um ciclo de descarga até às 14h, de seguida temos um novo ciclo de carga até às 16h e finalmente outro ciclo de descarga até às 23h. O passo seguinte será otimizar a distribuição de carga para cada um dos ciclos definidos. Começou-se por determinar o armazenamento necessário para o primeiro ciclo de carga, obtendo-se um valor de 72,27MWh. Sendo um valor superior à capacidade atual do sistema, será necessário recorrer ao método iterativo para determinar o armazenamento.

Para os restantes ciclos, determinou-se uma descarga de 3,76MWh, seguida por um carregamento de 3,30MWh e por fim uma nova descarga de 26,91MWh. Todos valores encontram-se dentro da capacidade do sistema, deste modo, o novo valor da distribuição de carga para este período será igual ao valor ótimo. A Figura 5.4 ilustra a distribuição de carga inicial e a distribuição de carga após a otimização.

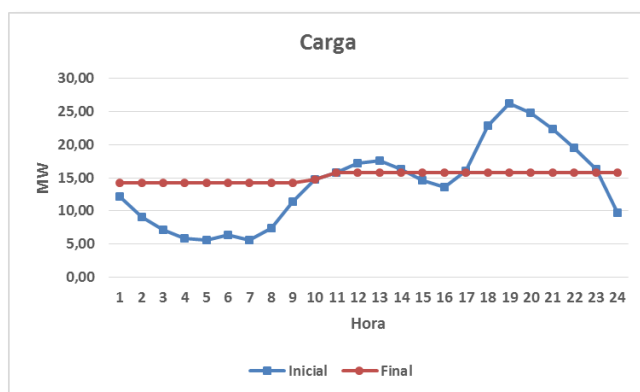


Figura 5.4 - Distribuições de carga inicial e otimizada.

Inicialmente o sistema fixou a distribuição de carga num valor de 14,19MW. A capacidade do sistema não foi suficiente para colocar a distribuição no valor ótimo. No entanto, nos ciclos seguintes esse objetivo foi conseguido. Isto porque, neste dia os picos de demanda registam elevações menores comparativamente com os restantes dias, requerendo uma descarga menor ao sistema para atingir o valor ótimo. A Figura 5.5 ilustra o comportamento do armazenamento e da capacidade do sistema, para o período de tempo analisado.

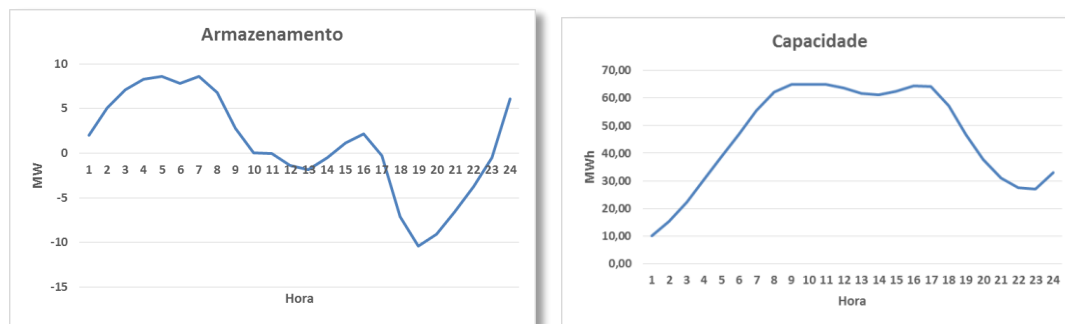


Figura 5.5 - Evolução do armazenamento e capacidade do sistema.

Os gráficos do armazenamento e capacidade do sistema demonstram, mais uma vez, um comportamento em conformidade com o observado na distribuição de carga. Nas primeiras horas do dia existe um período de carregamento, que coloca o estado de carga do sistema no valor máximo de 65MWh. A manutenção deste valor por 3 horas é indicativa de que o sistema tinha necessidade de aumentar o valor da energia armazenada. Verifica-se que em nenhum dos seguintes períodos o sistema volta a atingir os limites, ou seja, o sistema de armazenamento consegue dar resposta às necessidades do sistema elétrico. No entanto, observa-se um estado de carga no final do dia de 43,68MWh, indicando que o valor carregado foi bastante superior ao valor descarregado. Como foi mencionado anteriormente, os valores de pico de demanda não foram muito elevados levando a uma menor necessidade de energia de descarga. Este facto terá com certeza um impacto significativo no custo de operação do sistema, cuja análise será efetuada na seção seguinte.

5.3 - Despacho económico

Nesta seção será efetuada uma comparação do despacho económico do sistema antes e após a instalação de armazenamento. O Utilizando a metodologia descrita no capítulo 3 será efetuado um despacho para a distribuição de carga inicial, e outro despacho considerando a distribuição otimizada. Serão analisadas as mudanças de escalonamento, as diferenças de custo de operação do sistema, e ainda o impacto nos riscos associados ao corte de eólica, deslastre de carga e operação dentro dos limites.

5.3.1 - Escalonamento

Inicialmente será analisado o impacto que o sistema de armazenamento provoca sobre o escalonamento. Para isso, correram-se despachos com a distribuição inicial e com a distribuição otimizada, para toda a semana considerando intervalos de 24 horas. Nesta análise não houve preocupação com a especificação da unidade térmica em operação,

considerou-se apenas o tipo de unidade se encontra em funcionamento. O número da unidade em operação não é relevante para a análise aqui efetuada. Na tabela seguinte encontram-se os escalonamentos obtidos com os despachos efetuados para o primeiro dia analisado na seção anterior, ou seja, 17 de Setembro.

Tabela 5.2 - Resultados do escalonamento dos diferentes despachos.

Hora	Despacho inicial	Despacho otimizado	Hora	Despacho inicial	Despacho otimizado
1:00	1P0G	0P1G	13:00	1P1G	1P1G
2:00	1P0G	0P1G	14:00	1P1G	1P1G
3:00	1P0G	0P1G	15:00	1P1G	1P1G
4:00	1P0G	0P1G	16:00	1P1G	1P1G
5:00	1P0G	0P1G	17:00	1P1G	1P1G
6:00	1P0G	0P1G	18:00	0P2G	1P1G
7:00	1P0G	0P1G	19:00	1P2G	1P1G
8:00	1P0G	0P1G	20:00	1P2G	1P1G
9:00	0P1G	0P1G	21:00	0P2G	1P1G
10:00	1P1G	1P1G	22:00	0P2G	1P1G
11:00	1P1G	1P1G	23:00	1P1G	1P1G
12:00	1P1G	1P1G	0:00	0P1G	1P1G

É possível observar-se que nas primeiras horas do dia o escalonamento passou de uma unidade pequena para uma grande. Esta mudança deve-se ao aumento de demanda provocado pelo ciclo de carga verificado neste período. Observa-se também que nas horas que apresentavam maior demanda possuem agora um menor número de unidades ativas. Neste caso é descarga da energia armazenada que diminui o valor de energia térmica requisitada pela rede. No geral para uma distribuição de carga otimizada, verifica-se um menor número de mudanças de estado das unidades térmicas.

A Figura 5.6 mostra a evolução dos limites de operação dos GENSET's para o despacho inicial e otimizado.

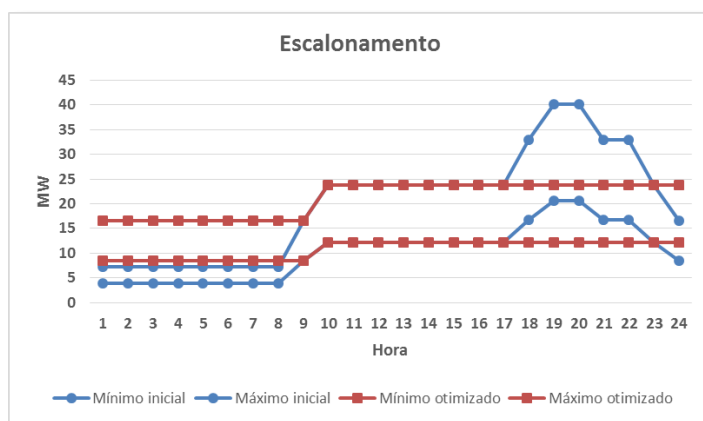


Figura 5.6 - Limites de operação dos GENSET's para o despacho inicial e otimizado.

A evolução dos limites dos GENSET's estão de acordo com as observações anteriores. Destaca-se ainda o facto de na fase inicial do dia, existir após a otimização um aumento significativo da gama de operação. Desta forma o sistema fica melhor preparado para lidar com situações de risco.

O próximo caso analisado é o dia 18 de Setembro. Na tabela seguinte encontram-se os escalonamentos obtidos com os despachos efetuados.

Tabela 5.3 - Resultados do escalonamento dos diferentes despachos.

Hora	Despacho inicial	Despacho otimizado	Hora	Despacho inicial	Despacho otimizado
1:00	0P1G	0P1G	13:00	1P1G	1P1G
2:00	1P0G	0P1G	14:00	1P1G	1P1G
3:00	1P0G	0P1G	15:00	0P1G	1P1G
4:00	1P0G	0P1G	16:00	0P1G	1P1G
5:00	1P0G	0P1G	17:00	1P1G	1P1G
6:00	1P0G	0P1G	18:00	0P2G	1P1G
7:00	1P0G	0P1G	19:00	0P2G	1P1G
8:00	1P0G	0P1G	20:00	0P2G	1P1G
9:00	0P1G	0P1G	21:00	0P2G	1P1G
10:00	0P1G	0P1G	22:00	1P1G	1P1G
11:00	1P1G	1P1G	23:00	1P1G	1P1G
12:00	1P1G	1P1G	0:00	0P1G	1P1G

Este caso apresenta um comportamento semelhante ao anterior. Nas primeiras horas do dia o escalonamento passou de uma unidade pequena para uma grande, devido ao aumento da demanda provocada pelo armazenamento. Nas horas de maior demanda registadas ao final da tarde, observa-se a passagem de operação com duas unidades grandes para uma pequena e uma grande. A Figura 5.7 mostra a evolução dos limites de operação dos GENSET's para o despacho inicial e otimizado.

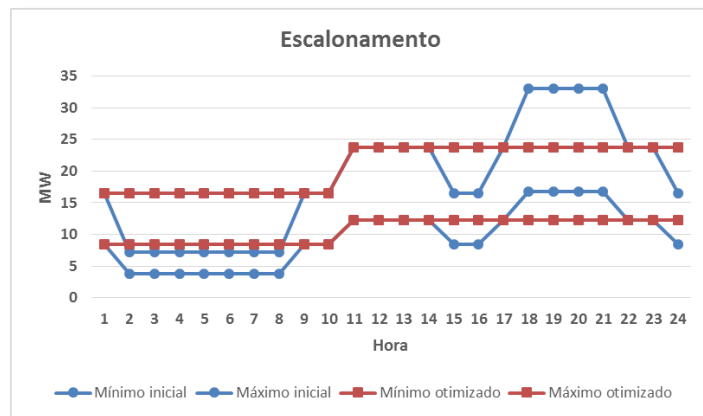


Figura 5.7 - Limites de operação dos GENSET's para o despacho inicial e otimizado.

Também neste caso se verifica um aumento da gama de operação após a otimização, na fase inicial do dia, deixando o sistema melhor preparado para situações de risco.

Nos dois casos analisados verifica-se uma redução do arranque e paragem de unidades térmicas, após a otimização. Pode concluir-se que existe um melhor aproveitamento do combustível utilizado, uma vez que o rendimento é menor durante essas fases. Contudo é necessária atenção para o tempo máximo de operação das unidades térmicas. Pegando no exemplo anterior, é necessário verificar se uma unidade térmica grande consegue operar num período interrupto de 10 horas. Poderá ser necessário trocas de unidades em operação do mesmo tipo para garantir os limites de tempo de operação.

5.3.2 - Custos de operação

Neste ponto serão analisados as diferenças de custo de operação entre o sistema inicial e o sistema otimizado. Será feita uma análise dos custos verificados em cada hora para um período de 24 horas. Será ainda apresentada a poupança efetuada com a implementação do sistema de armazenamento no final da semana analisada.

Para a análise do impacto no custo do armazenamento em cada hora, selecionou-se o dia 17 de Setembro. Na tabela seguinte encontram-se os custos obtidos em cada período com os despachos efetuados.

Tabela 5.4 - Custos de operação em cada período das diferentes distribuições de carga.

Hora	Despacho inicial (€)	Despacho otimizado (€)	Diferença (€)
1:00	1334,68	1527,60	192,92
2:00	1065,76	1474,87	409,11
3:00	1031,35	1487,16	455,81
4:00	940,53	1449,27	508,74
5:00	965,70	1446,03	480,33
6:00	1004,07	1458,68	454,61
7:00	1088,87	1484,35	395,48
8:00	1329,97	1548,13	218,16
9:00	1572,40	1613,49	41,09
10:00	1873,22	1873,22	0,00
11:00	1892,00	1823,90	-68,10
12:00	2241,30	1822,18	-419,13
13:00	2019,22	1840,82	-178,40
14:00	1945,30	1864,03	-81,26
15:00	1954,68	1811,95	-142,74
16:00	2059,85	1778,08	-281,77
17:00	2366,23	1852,02	-514,21
18:00	2609,71	1963,46	-646,25
19:00	2971,40	1828,46	-1142,94
20:00	3001,52	1771,78	-1229,73
21:00	2549,80	1766,85	-782,95
22:00	2511,64	1768,07	-743,57
23:00	2405,80	1776,26	-629,54
0:00	1672,53	1781,11	108,58

Como esperado, o custo de operação aumenta no período inicial do dia. O ciclo de carga do sistema de armazenamento faz aumentar a produção térmica que por sua vez aumenta o custo de operação. No ciclo de descarga verifica-se uma redução dos custos provocada pela menor presença de energia térmica no sistema. As diferenças de custo registadas ao longo deste dia resultaram numa poupança total de custo de operação de 9,07%, equivalente a

4.281,47€. Na tabela seguinte apresentam-se as diferenças de custo de operação do sistema para cada dia da semana em análise.

Tabela 5.5 - Diferença de custo de operação entre os sistemas inicial e otimizado.

Dia	Despacho inicial (€)	Despacho otimizado (€)	Diferença de custo (€)	Poupança (%)
1	53910,59	46980,49	-6930,1	12,85
2	53205,54	49291,85	-3913,69	7,36
3	47180,11	42898,64	-4281,47	9,07
4	43208,90	44672,17	1463,271	-3,39
5	53363,70	50817,17	-2546,52	4,77
6	57814,30	55245,24	-2569,06	4,44
7	59785,61	54727,87	-5057,74	8,46

No final da semana analisada constatou-se uma poupança no custo de operação de 6,47% com a implementação do sistema de armazenamento, equivalente a 23.835,32€. Constata-se também uma variação da diferença de custo ao longo da semana. Esta diferença de custo obtida em cada dia é influenciada por alguns fatores. Entre eles está o valor do estado de carga inicial, que influencia o ciclo de armazenamento. Se inicialmente o sistema apresentar um valor de estado de carga elevado, será necessário um carregamento menor para dar resposta nas horas de ponta. A relação entre os ciclos de carga e descarga também é um fator importante. Por exemplo, no dia 4 verifica-se uma distribuição de carga com valores um pouco abaixo comparativamente aos restantes dias. Deste modo, o ciclo de carga foi significativamente maior que o ciclo de descarga provocando um aumento do custo de operação do sistema. No entanto, o sistema de armazenamento ficou carregado com energia barata que pode utilizar nos dias seguintes.

5.3.3 - Análise de risco

Neste ponto será analisado o impacto do armazenamento nos riscos associados ao corte de eólica, deslastre de carga e operação dentro dos limites. Para isso será feita uma comparação entre as probabilidades determinadas no despacho para a situação inicial e otimizada.

O dia analisado será 17 de Setembro. Na tabela seguinte encontram-se as probabilidades de deslastre de carga obtidas em cada período com os despachos efetuados.

Tabela 5.6 - Probabilidades de deslastre de carga obtidas para a situação inicial e otimizada.

Hora	Despacho inicial	Despacho otimizado	Hora	Despacho inicial	Despacho otimizado
1:00	52%	9%	13:00	3%	1%
2:00	31%	7%	14:00	3%	2%
3:00	11%	7%	15:00	3%	1%
4:00	12%	7%	16:00	2%	0%
5:00	9%	6%	17:00	10%	2%
6:00	11%	7%	18:00	2%	4%
7:00	10%	7%	19:00	0%	1%
8:00	51%	10%	20:00	0%	0%
9:00	9%	12%	21:00	0%	0%
10:00	1%	1%	22:00	0%	0%
11:00	2%	1%	23:00	6%	0%
12:00	6%	1%	0:00	14%	0%

Analisando os resultados obtidos, verifica-se uma redução significativa da probabilidade de deslastre de carga nas primeiras horas do dia. Como vimos anteriormente, neste período ocorreu uma mudança de escalonamento de uma unidade térmica pequena para uma grande, que aumentou a gama de operação do sistema. Deste modo existe agora maior capacidade para dar resposta a uma possível subida de carga. Nos restantes períodos não se avistam mudanças significativas.

Na tabela seguinte encontram-se as probabilidades corte de eólica obtidas em cada período com os despachos efetuados.

Tabela 5.7 - Probabilidades de corte de eólica obtidas para a situação inicial e otimizada.

Hora	Despacho inicial	Despacho otimizado	Hora	Despacho inicial	Despacho otimizado
1:00	13%	12%	13:00	1%	4%
2:00	26%	9%	14:00	2%	4%

Hora	Despacho inicial	Despacho otimizado	Hora	Despacho inicial	Despacho otimizado
3:00	56%	10%	15:00	1%	4%
4:00	50%	8%	16:00	0%	2%
5:00	57%	7%	17:00	1%	7%
6:00	53%	8%	18:00	2%	11%
7:00	57%	7%	19:00	1%	8%
8:00	14%	12%	20:00	0%	3%
9:00	19%	14%	21:00	0%	1%
10:00	10%	10%	22:00	0%	2%
11:00	2%	4%	23:00	0%	3%
12:00	0%	4%	0:00	1%	4%

Verifica-se que o armazenamento tem um impacto significativo na probabilidade de corte de eólica nas primeiras horas do dia. Neste período no sistema inicial o valor de demanda é reduzido, fazendo com que a probabilidade de corte de eólica seja elevada. Com o aumento de demanda provocado pelo sistema de armazenamento a probabilidade de corte de eólica desce significativamente.

Na tabela seguinte encontram-se as probabilidades de as unidades térmicas operarem dentro dos limites técnicos em cada período com os despachos efetuados.

Tabela 5.8 - Probabilidades de operação dentro dos limites técnicos obtidas para a situação inicial e otimizada.

Hora	Despacho inicial	Despacho otimizado	Hora	Despacho inicial	Despacho otimizado
1:00	35%	79%	13:00	96%	95%
2:00	43%	83%	14:00	95%	94%
3:00	33%	83%	15:00	96%	95%
4:00	38%	85%	16:00	98%	98%
5:00	35%	87%	17:00	89%	92%
6:00	36%	85%	18:00	96%	83%
7:00	33%	86%	19:00	99%	91%
8:00	35%	78%	20:00	100%	96%

Hora	Despacho inicial	Despacho otimizado
9:00	72%	73%
10:00	89%	89%
11:00	96%	95%
12:00	94%	95%

Hora	Despacho inicial	Despacho otimizado
21:00	100%	99%
22:00	100%	98%
23:00	94%	96%
0:00	85%	95%

Mais uma vez é possível verificar um melhoramento significativo nas primeiras horas do dia. O melhoramento com as situações de deslastre de carga e corte de eólica acaba por se refletir no resultado da probabilidade de operação dentro dos limites técnicos.

A Figura 5.8 mostra a gama de operação dos GENSET's e a previsão de carga, considerando a incerteza, para os despachos inicial e otimizado.

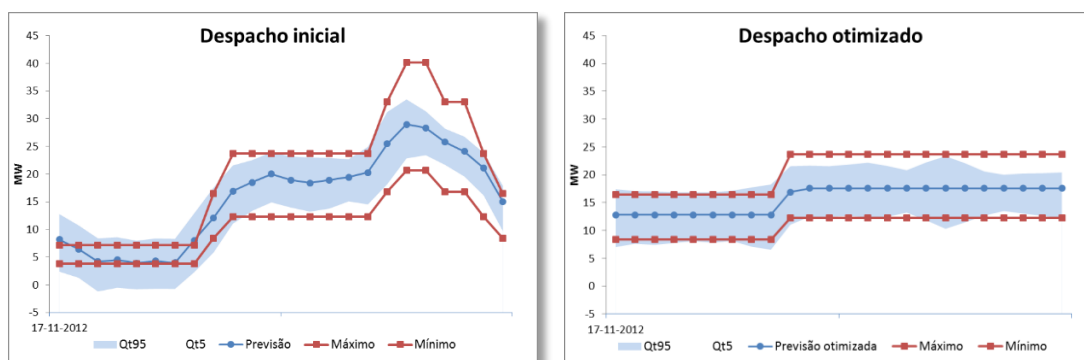


Figura 5.8 - Gama de operação dos GENSET's e previsão de carga, considerando incerteza.

Como referido anteriormente, no despacho inicial a gama de operação do sistema é demasiado apertada nas primeiras horas do dia. Verifica-se uma área considerável de incerteza da previsão fora dos limites de operação, sobretudo abaixo do nível inferior. Esta situação justifica os valores de probabilidade de corte de eólica observados. No despacho otimizado esta situação já não se verifica. O aumento da gama de operação englobou a área de incerteza associada a previsão. Com a análise efetuada, conclui-se que o sistema de armazenamento permitiu reduzir as situações de risco.

Capítulo 6

Conclusões

6.1 - Conclusões gerais

O objetivo da elaboração desta dissertação consistiu no desenvolvimento de uma metodologia de otimização de despacho integrando a possibilidade de armazenamento, que pudesse ser implementada em sistemas elétricos insulares, com forte penetração de energia renovável. A metodologia utilizada para atingir o objetivo consistiu na elaboração de um método heurístico que permite otimizar uma distribuição de carga, considerando as características de um determinado sistema de armazenamento. Utilizando a função custo e um custo marginal de um período anterior ou estipulado é determinado o valor de carga ótimo. Uma vez obtido este valor, são determinados os ciclos de carregamento e descarregamento de uma distribuição de carga. Quando a demanda se encontra abaixo do valor ótimo é necessário carregar, quando a demanda é superior é necessário descarregar. Com o auxílio de um processo iterativo é determinado o valor do carregamento ou descarregamento efetuados em cada período, tendo em conta as restrições do sistema. De seguida é possível determinar o despacho económico do sistema utilizando a distribuição de carga otimizada, recorrendo a um qualquer método de resolução. Desta forma, o armazenamento é integrado no método de resolução de despacho sem a modificação da sua formulação matemática.

A metodologia desenvolvida foi testada para o sistema elétrico da ilha de São Miguel dos Açores. Este sistema ainda não possui armazenamento, mas existe um projeto para a construção de um sistema de armazenamento hídrico. Com a implementação do método foi possível constatar que o sistema de armazenamento permite uma redução dos custos de operação. O armazenamento feito nas horas de vazio, quando o custo é inferior, é posteriormente descarregado nas horas de ponta, quando a energia apresenta custos maiores. Para um período de uma semana analisado, constatou-se uma redução do custo de operação total de 6,47%, que constitui uma poupança de 23.835,32€.

Constatou-se também que a distribuição mais uniforme da carga, ao longo do dia, provoca uma redução das mudanças de estado das unidades térmicas. A redução de situações de paragem e arranque de unidades térmicas leva a um melhor aproveitamento do combustível, uma vez que o rendimento é menor durante estas fases. Contudo é necessária atenção para o tempo máximo de operação das unidades térmicas. Como o existe um escalonamento com poucas alterações ao longo do dia, poderá ser necessário trocas de unidades em operação do mesmo tipo para garantir os limites máximos de tempo de operação.

Constatou-se ainda uma redução de situações de risco de operação do sistema elétrico, nomeadamente deslastre de carga, corte de eólica e operação fora dos limites. O aumento da demanda provocado pelo sistema de armazenamento reduz a probabilidade de corte de eólica. O aumento da carga provoca também a ativação de unidades térmicas de maior potência, fazendo com que exista maior capacidade para dar resposta a uma possível subida de carga. A melhoria com as situações de deslastre de carga e corte de eólica acaba por se refletir positivamente no resultado da probabilidade de operação dentro dos limites técnicos.

6.2 - Trabalhos futuros

O desenvolvimento deste trabalho representa o culminar da elaboração de uma metodologia de despacho adaptada para sistema insulares com armazenamento. Uma possibilidade para um trabalho futuro passa pela análise da eficiência do método e confirmação de resultados. Isto poderá ser feito através da comparação dos resultados de outras metodologias, ou com a comparação com valores de casos reais. Outra possibilidade para um trabalho futuro é o teste da metodologia num caso real e validação das conclusões obtidas na análise de risco. Constatar as melhorias na operação do sistema elétrico, com a redução das situações de risco como corte de eólica e deslastre de carga.

Referências

- [1] A. Bhardwaj, V. K. Kamboj, V. K. Shukla, B. Singh, and P. Khurana, "Unit commitment in electrical power system-a literature review," in *Power Engineering and Optimization Conference (PEDCO) Melaka, Malaysia, 2012 Ieee International*, 2012, pp. 275-280.
- [2] Q. P. Zheng, J. Wang, and A. L. Liu, "Stochastic Optimization for Unit Commitment - A Review," *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. PP, pp. 1-12, 2014.
- [3] B. Saravanan, S. Das, S. Sikri, and D. P. Kothari, "A solution to the unit commitment problem—a review," *Frontiers in Energy*, vol. 7, pp. 223-236, 2013/06/01 2013.
- [4] P. Jong-Bae, J. Yun-Won, S. Joong-Rin, and K. Y. Lee, "An Improved Particle Swarm Optimization for Nonconvex Economic Dispatch Problems," *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 25, pp. 156-166, 2010.
- [5] J. A. M. d. Sousa, "Despacho Económico de Grupos Térmicos de Produção de Energia Eléctrica " Instituto Superior de Engenharia de Lisboa2005.
- [6] K. Y. Lee and P. Jong-Bae, "Application of Particle Swarm Optimization to Economic Dispatch Problem: Advantages and Disadvantages," in *Power Systems Conference and Exposition, 2006. PSCE '06. 2006 IEEE PES*, 2006, pp. 188-192.
- [7] T. Saksornchai, L. Wei-Jen, K. Methaprayoon, J. R. Liao, and R. J. Ross, "Improve the unit commitment scheduling by using the neural-network-based short-term load forecasting," *Industry Applications, IEEE Transactions on*, vol. 41, pp. 169-179, 2005.
- [8] M. A. Matos, "Introdução ao problema de escalonamento e pré-despacho," Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto2007.
- [9] T. Yang and T. O. Ting, "Methodological Priority List for Unit Commitment Problem," in *Computer Science and Software Engineering, 2008 International Conference on*, 2008, pp. 176-179.
- [10] S. Salam, "Unit Commitment Solution Methods," *Proceedings of World Academy of Science, Engineering and Technology*, vol. 26, pp. 600-605, 26 December 2007.
- [11] P. K. Singhal and R. N. Sharma, "Dynamic programming approach for solving power generating unit commitment problem," in *Computer and Communication Technology (ICCT), 2011 2nd International Conference on*, 2011, pp. 298-303.
- [12] P. Joon-Hyung, K. Sun-Kyo, P. Geun-Pyo, Y. Yong-Tae, and L. Sang-Seung, "Modified dynamic programming based unit commitment technique," in *Power and Energy Society General Meeting, 2010 IEEE*, 2010, pp. 1-7.
- [13] J. A. Momoh and Z. Yi, "Unit commitment using adaptive dynamic programming," in *Intelligent Systems Application to Power Systems, 2005. Proceedings of the 13th International Conference on*, 2005, p. 4 pp.
- [14] W. Ongsakul and N. Petcharaks, "Transmission and ramp constrained unit commitment using enhanced adaptive Lagrangian relaxation," in *Power Tech, 2005 IEEE Russia*, 2005, pp. 1-8.
- [15] M. Bavafa, N. Navidi, and H. Monsef, "A new approach for profit-based unit commitment using Lagrangian relaxation combined with ant colony search algorithm," in *Universities Power Engineering Conference, 2008. UPEC 2008. 43rd International*, 2008, pp. 1-6.

- [16] D. N. Simopoulos, S. D. Kavatza, and C. D. Vournas, "Unit Commitment by an Enhanced Simulated Annealing Algorithm," in *Power Systems Conference and Exposition, 2006. PSCE '06. 2006 IEEE PES*, 2006, pp. 193-201.
- [17] L. Jenkins, "Hybrid algorithms for power system unit commitment," in *Circuits and Systems, 2007. MWSCAS 2007. 50th Midwest Symposium on*, 2007, pp. 678-681.
- [18] C. C. A. Rajan, "Genetic algorithm based simulated annealing method for solving unit commitment problem in utility system," in *Transmission and Distribution Conference and Exposition, 2010 IEEE PES*, 2010, pp. 1-6.
- [19] V. Miranda, "Computação Evolucionária: Uma Introdução," Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto 2005.
- [20] T. Logenthiran and D. Srinivasan, "Particle Swarm Optimization for unit commitment problem," in *Probabilistic Methods Applied to Power Systems (PMAPS), 2010 IEEE 11th International Conference on*, 2010, pp. 642-647.
- [21] Y. Le Thanh Xuan, D. Sharma, D. Srinivasan, and P. N. Manji, "A modified hybrid particle swarm optimization approach for unit commitment," in *Evolutionary Computation (CEC), 2011 IEEE Congress on*, 2011, pp. 1738-1745.
- [22] B. E. Turkay and Y. Zeybekoglu, "An enhanced particle swarm optimization approach for the unit commitment problem," in *Electrical and Electronics Engineering (ELECO), 2011 7th International Conference on*, 2011, pp. 1-198-1-202.
- [23] A. H. Mantawy, Y. L. Abdel-Magid, and S. Z. Selim, "Unit commitment by tabu search," *Generation, Transmission and Distribution, IEE Proceedings-*, vol. 145, pp. 56-64, 1998.
- [24] A. A. Khatibzadeh, G. A. Khanbeigi, M. M. Bamdadian, H. Naderi, and M. K. Sheikh-el-Eslami, "An improved Tabu search algorithm and PSO for unit commitment problem solving," in *Electrical Engineering (ICEE), 2011 19th Iranian Conference on*, 2011, pp. 1-6.
- [25] T. Mitani, Y. Mishima, T. Satoh, and K. Nara, "Optimal Generation Scheduling under Competitive Environment," in *Systems, Man and Cybernetics, 2006. SMC '06. IEEE International Conference on*, 2006, pp. 1843-1848.
- [26] C. C. A. Rajan, "An evolutionary programming based tabu search method for unit commitment problem with cooling-banking constraints," in *Power India Conference, 2006 IEEE*, 2006, p. 8 pp.
- [27] R. B. Magadam, G. Suchitra, and S. H. Jangamshetti, "Fuzzy Logic solution for Unit Commitment," *International Journal of Scientific & Engineering Research*, vol. 3, pp. 1-5, April 2012.
- [28] D. P. Kadam, S. S. Wagh, and P. M. Patil, "Thermal Unit Commitment Problem by Using Genetic Algorithm, Fuzzy Logic and Priority List Method," in *Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications, 2007. International Conference on*, 2007, pp. 468-472.
- [29] D. P. Kadam, P. M. Sonwane, V. P. Dhote, and B. E. Kushare, "Fuzzy logic algorithm for Unit Commitment Problem," in *Control, Automation, Communication and Energy Conservation, 2009. INCACEC 2009. 2009 International Conference on*, 2009, pp. 1-4.
- [30] A. Abu-Jasser, "Solving the Unit Commitment Problem Using Fuzzy Logic," *International Journal of Computer and Electrical Engineering*, vol. 3, pp. 824-829, December 2011.
- [31] E. J. Contreras-Hernandez and J. R. Cedeno-Maldonado, "A Sequential Evolutionary Programming Approach to Profit-Based Unit Commitment," in *Transmission & Distribution Conference and Exposition: Latin America, 2006. TDC '06. IEEE/PES*, 2006, pp. 1-8.
- [32] N. C. Nayak and C. C. A. Rajan, "Hydro-thermal scheduling by a hybrid Evolutionary Programming - Tabu Search method with cooling - Banking constraints," in *Computing, Electronics and Electrical Technologies (ICCEET), 2012 International Conference on*, 2012, pp. 98-103.
- [33] P. P. Bedekar, S. R. Bhide, and V. S. Kale, "Optimum Unit Commitment for Thermal Power Plants - A Genetic Algorithm Approach," in *India Conference (INDICON), 2009 Annual IEEE*, 2009, pp. 1-4.

- [34] S. Jalilzadeh and Y. Pirhayati, "An Improved Genetic Algorithm for unit commitment problem with lowest cost," in *Intelligent Computing and Intelligent Systems, 2009. ICIS 2009. IEEE International Conference on, 2009*, pp. 571-575.
- [35] K. Abookazemi and M. W. Mustafa, "Unit Commitment optimization using improved Genetic Algorithm," in *PowerTech, 2009 IEEE Bucharest, 2009*, pp. 1-6.
- [36] L. A. C. Roque, D. B. M. M. Fontes, and F. A. C. C. Fontes, "A hybrid biased random key genetic algorithm approach for the unit commitment problem," *Journal of Combinatorial Optimization*, vol. 28, pp. 140-166, 2014.
- [37] L. A. Roque, "Optimization Methods for the Unit Commitment Problem in Electric Power Systems," PhD Applied Mathematics, U. Porto, 2014.
- [38] J. Wang, A. Botterud, V. Miranda, C. Monteiro, and G. Sheble, "Impact of Wind Power Forecasting on Unit Commitment and Dispatch."
- [39] C. Xuefei, L. Xiangyu, and L. Zuoming, "Quantifying Spinning Reserve in Systems with Significant Wind Power Penetration," in *Power and Energy Engineering Conference (APPEEC), 2012 Asia-Pacific, 2012*, pp. 1-5.
- [40] C. C. Caroe and R. Schultz, "A Two-Stage Stochastic Program for Unit Commitment Under Uncertainty in a Hydro-Thermal Power System," *Konrad-Zuse-Zentrum fur Informationstechnik Berlin*, February 1998.
- [41] T. Shiina and J. R. Birge, "Stochastic Unit Commitment Problem," pp. 117-123, 2002.
- [42] Y. Jie, L. Yongqian, H. Shuang, G. Chenghong, and L. Furong, "A robust probabilistic wind power forecasting method considering wind scenarios," in *Renewable Power Generation Conference (RPG 2014), 3rd, 2014*, pp. 1-6.
- [43] M. Xi-Yuan, S. Yuan-Zhang, and F. Hua-Liang, "Scenario Generation of Wind Power Based on Statistical Uncertainty and Variability," *Sustainable Energy, IEEE Transactions on*, vol. 4, pp. 894-904, 2013.
- [44] M. Cui, D. Ke, Y. Sun, D. Gan, J. Zhang, and B. Hodge, "Wind Power Ramp Event Forecasting Using a Stochastic Scenario Generation Method," *Sustainable Energy, IEEE Transactions on*, vol. PP, pp. 1-1, 2015.
- [45] J. Sumaili, H. Keko, V. Miranda, A. Botterud, and J. Wang, "Clustering-based wind power scenario reduction technique," presented at the 17th Power Systems Computation Conference, Stockholm Sweden, 2011.
- [46] N. Grove-Kuska, H. Heitsch, and W. Romisch, "Scenario reduction and scenario tree construction for power management problems," in *Power Tech Conference Proceedings, 2003 IEEE Bologna, 2003*, p. 7 pp. Vol.3.
- [47] C. Monteiro, R. Bessa, V. Miranda, A. Botterud, J. Wang, and G. Conzelmann, "Wind Power Forecasting: State-of-the-Art," Argonne National Laboratory 2009.
- [48] Y. Ming, F. Shu, and L. Wei-Jen, "Probabilistic short-term wind power forecast using componential Sparse Bayesian Learning," in *Industrial & Commercial Power Systems Technical Conference (I&CPS), 2012 IEEE/IAS 48th, 2012*, pp. 1-8.
- [49] G. Sideratos and N. D. Hatziargyriou, "Probabilistic Wind Power Forecasting Using Radial Basis Function Neural Networks," *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 27, pp. 1788-1796, 2012.
- [50] G. Yongpei and W. Jianhui, "Uncertainty Sets for Robust Unit Commitment," *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 29, pp. 1439-1440, 2014.
- [51] A. Lorca and X. A. Sun, "Adaptive Robust Optimization With Dynamic Uncertainty Sets for Multi-Period Economic Dispatch Under Significant Wind," *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. PP, pp. 1-12, 2014.
- [52] T. Parriani, C. Guojing, C. Meyers, and D. Rajan, "An efficient approach for solving large stochastic unit commitment problems arising in a California ISO planning model," in *PES General Meeting | Conference & Exposition, 2014 IEEE, 2014*, pp. 1-5.
- [53] P. A. Ruiz, C. R. Philbrick, and P. W. Sauer, "Wind power day-ahead uncertainty management through stochastic unit commitment policies," in *Power Systems Conference and Exposition, 2009. PSCE '09. IEEE/PES, 2009*, pp. 1-9.
- [54] W. Qianfan, W. Jianhui, and G. Yongpei, "Stochastic Unit Commitment With Uncertain Demand Response," *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 28, pp. 562-563, 2013.
- [55] V. Siritariyaporn, F. T. Sparrow, and D. J. Gotham, "A Two-Stage Stochastic Unit Commitment with Electricity Derivatives," in *Power Symposium, 2006. NAPS 2006. 38th North American, 2006*, pp. 431-438.

- [56] W. Lei, M. Shahidehpour, and L. Tao, "Cost of Reliability Analysis Based on Stochastic Unit Commitment," *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 23, pp. 1364-1374, 2008.
- [57] A. Koc and S. Ghosh, "Optimal scenario tree reductions for the stochastic Unit Commitment Problem," in *Simulation Conference (WSC), Proceedings of the 2012 Winter*, 2012, pp. 1-12.
- [58] A. Yu and Z. Bo, "Exploring the Modeling Capacity of Two-Stage Robust Optimization: Variants of Robust Unit Commitment Model," *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 30, pp. 109-122, 2015.
- [59] Z. Chaoyue and G. Yongpei, "Unified Stochastic and Robust Unit Commitment," *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 28, pp. 3353-3361, 2013.
- [60] W. Qianfan, J. P. Watson, and G. Yongpei, "Two-stage robust optimization for N-k contingency-constrained unit commitment," *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 28, pp. 2366-2375, 2013.
- [61] Z. Shu, S. Yonghua, H. Zechun, and Y. Liangzhong, "Robust optimization method based on scenario analysis for unit commitment considering wind uncertainties," in *Power and Energy Society General Meeting, 2011 IEEE*, 2011, pp. 1-7.
- [62] Z. Weihong and D. Nikovski, "State-space approximate dynamic programming for stochastic unit commitment," in *North American Power Symposium (NAPS), 2011*, 2011, pp. 1-7.
- [63] B. Saravanan, S. Sikri, K. S. Swarup, and D. P. Kothari, "Unit commitment using DP - An exhaustive working of both classical and stochastic approach," in *Power, Energy and Control (ICPEC), 2013 International Conference on*, 2013, pp. 382-385.
- [64] J. J. Hargreaves and B. F. Hobbs, "Commitment and Dispatch With Uncertain Wind Generation by Dynamic Programming," *Sustainable Energy, IEEE Transactions on*, vol. 3, pp. 724-734, 2012.
- [65] P. Pires, "Formação de sinais de preço de eletricidade em sistemas elétricos insulares de pequena dimensão," Mestrado Integrado, Departamento Engenharia Electrotécnica e de Computadores, Faculdade de Engenharia Universidade do Porto, 2014.
- [66] P. Fonte, "Advanced forecast and scheduling of power systems with highly variable sources," PhD, Departamento Engenharia Electrotécnica e de Computadores, Faculdade de Engenharia Universidade do Porto, 2015.
- [67] SINGULAR, "Report on the state-of-the-art on scheduling tools and the mathematical formulation of the proposed scheduling models," 2012.
- [68] B. Brandão, "Algoritmo de otimização de despacho de produção elétrica considerando previsão de produção renovável," Mestrado Integrado, Departamento Engenharia Eletrotécnica e de Computadores, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, 2013.

Anexo A - Código do programa

O código desenvolvido para a otimização de despacho programado em linguagem *Matlab*.

```
%Períodos
h = 24;

%Limites de capacidade
socmax = 70;
socmin = 0;
soc0 = 0; %valor inicial

%Limites de operação (s-storage;t-turbinagem;p-térmica)
smax = 14;
smin = 0;
tmax = 14;
tmin = 0;
pmax = 50;
pmin = 0;

%Rendimento (95%)
u = 0.95;

%Carga
Li = [3.59, 1.86, 0.87, 0.48, 1.08, 2.45, 5.32, 11.84, 19.03, 23.14,
24.17, 23.24, 22.05, 22.83, 23.01, 23.37, 22.42, 26.71, 28.70, 26.53,
24.19, 19.87, 16.71, 8.77];

%Parâmetros da função custo
fc = [3.3566, -56.991, 2006.1];

%Vector de variáveis de decisão (Pti;Si;Ti;SOCi)
X = sym('x',[1,4*h]);

%Vectores de limites das variáveis de decisão
    %Limites inferiores
LB = zeros;
for i=1:h
    LB(i) = pmin;
end
for i=h+1:2*h
    LB(i) = smin;
end
for i=2*h+1:3*h
    LB(i) = tmin;
```

```

end
for i=3*h+1:4*h
    LB(i) = socmin;
end
    %Limites superiores
UB = zeros;
for i=1:h
    UB(i) = pmax;
end
for i=h+1:2*h
    UB(i) = smax;
end
for i=2*h+1:3*h
    UB(i) = tmax;
end
for i=3*h+1:4*h
    UB(i) = socmax;
end

%Função objetivo
A1 = cell(h,1);
A2 = cell(h,1);
for i=1:h
    A1{i} = (X(i))^2;
    A2{i} = (X(i));
end
ci = fc(1)*[A1{1:end}] + fc(2)*[A2{1:end}] + fc(3);
fo = sum(ci) - X(4*h)*50;

%Restrições de igualdade
    %Equilíbrio de potência
P1 = zeros; %produção
S1 = zeros; %storage
T1 = zeros; %turbinagem
C1 = zeros; %capacidade
for i=1:h
    P1(i) = 1;
    S1(i) = -1;
    T1(i) = u;
    C1(i) = 0;
end
Aeq1 = [diag(P1) diag(S1) diag(T1) diag(C1)];
    %Limite de capacidade
M = zeros(h);
P2 = M; %produção
S2 = M; %storage
for i=1:h
    k = i;
    for j = 1:k
        S2(i,j) = -1;
    end
end
T2 = M; %turbinagem
for i=1:h
    k = i;
    for j = 1:k
        T2(i,j) = u;
    end
end
C2 = zeros; %capacidade
for i=1:h

```

```

        C2(i) = 1;
    end
    Aeq2 = [P2 S2 T2 diag(C2)];
        %Matrizes
    Aeq = [Aeq1; Aeq2];
    vsoc0 = zeros;
    for i=1:h
        vsoc0(i) = soc0;
    end
    beq = [Li'; vsoc0'];

    %Retrição não linear
    ceq1 = cell(h);
    for i=1:h
        ceq1{i} = X(i+h)*X(i+2*h);
    end
    ceq = [ceq1{1:h}];
    c = [];
        %função ceq(X)=0
    matlabFunction(c, ceq, 'vars', {X}, 'file', 'nonlcon');

    %Inicialização
    x0 = zeros;
    for i=1:4*h
        x0(i) = 1;
    end
    A = [];
    b = [];

    %Criar função objetivo
    matlabFunction(fo, 'vars', {X}, 'file', 'objFcn');
    options = optimset('MaxFunEvals', Inf, 'MaxIter', 5000, ...
        'Algorithm', 'interior-point');

    %Resultado (variáveis de decisão e função objetivo)
    [x1, fval1] = fmincon(@objFcn, x0, A, b, Aeq, beq, LB, UB, @nonlcon, options);

    %Imprimir Resultados no Excel
    filename = 'res.xlsx';
    P3 = x1(1:h)';
    S3 = x1(h+1:2*h)';
    T3 = x1(2*h+1:3*h)';
    C3 = x1(3*h+1:4*h)';
    res =
    {'Ptérmica (MW)', 'Bombagem (MW)', 'Turbinagem (MW)', 'Capacidade (MW)'};
    res1 = [P3 S3 0.95*T3 C3];
    res2 = [-tmax, socmin; smax, socmax];
    sheet = 1;
    xlRange1 = 'D6';
    xlRange2 = 'D7';
    xlRange3 = 'I7';
    xlRange4 = 'E2';
    xlswrite(filename, res, sheet, xlRange1);
    xlswrite(filename, res1, sheet, xlRange2);
    xlswrite(filename, fval1, sheet, xlRange3);
    xlswrite(filename, res2, sheet, xlRange4);

```