



UNIVERSIDADE DA BEIRA INTERIOR  
Faculdade De Engenharia

# **Nova Metodologia Multiobjetivo de Apoio à Decisão para Problemas de Reconfiguração de Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica**

**Sérgio Fonseca Santos**

Dissertação para obtenção do Grau de Mestre em  
**Engenharia Eletromecânica**  
(2º ciclo de estudos)

Orientador: Prof. Doutor João Paulo da Silva Catalão

**Covilhã, Junho de 2014**



*This work was supported by FEDER funds (European Union) through COMPETE and by Portuguese funds through FCT, under Projects FCOMP-01-0124-FEDER-020282 (Ref. PTDC/EEA-EEL/118519/2010) and PEst-OE/EEI/LA0021/2013. Also, the research leading to these results has received funding from the EU 7th Framework Programme FP7/2007-2013 under grant agreement no. 309048.*





# Agradecimentos

Quero agradecer a todos os que contribuíram para a elaboração desta dissertação, especialmente ao professor João Catalão, que desde o primeiro momento partilhou o desafio constituído por esta proposta e por me proporcionar as condições para a realização desta dissertação.

Agradeço os meus amigos Ozan e Nikolaos pelas opiniões, apoio e paciência que tiveram para comigo nos momentos de preocupação e me ajudaram na busca de soluções durante a elaboração desta dissertação, a quem gostaria de expressar a minha profunda gratidão.

A todos os meus amigos e colegas agradeço o apoio, pelas palavras de incentivo e força que me deram ao longo destes meses, em particular aos do Laboratório de Sistemas Sustentáveis de Energia.

Ao Eng. Filipe Mendonça, da EDA, S.A. - Electricidade dos Açores, pela disponibilidade demonstrada, pelos dados reais que me enviou, e principalmente pela paciência com os meus pedidos e questões urgentes às quais respondeu sempre tão prontamente.

Agradeço ao Projeto Europeu FP7 SiNGULAR (*Smart and Sustainable Electricity Grids Under Large-Scale Renewable Integration*) pela Bolsa de Investigação concedida e pelos meios prestados que permitiram a realização desta dissertação.

E porque os últimos são sempre os primeiros, quero agradecer aos meus pais por me terem dado sempre bons conselhos, apoio e por estarem sempre presentes ao longo da minha vida.



# Resumo

Os sistemas de distribuição de energia elétrica são geralmente estruturados como sistemas que contêm poucas malhas mas a maioria deles opera com uma topologia radial, principalmente para acomodar a proteção coordenada. Obter a configuração radial ótima sob vários critérios tem sido um tema de investigação ativo nas últimas duas décadas. Motivado pelo elevado esforço computacional requerido e pela não linearidade do problema, a maioria das metodologias propostas, mono-objetivo ou multiobjetivo, usam várias meta-heurísticas.

Nesta dissertação, o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição é formulado como sendo de programação linear inteira-mista multiobjetivo, respeitando as restrições de radialidade. Implementando uma versão melhorada do método de  $\varepsilon$ -Restrições permite gerar uma representação adequada do conjunto de Pareto, sendo uma nova contribuição relativamente a estudos anteriores. O objetivo consiste em determinar as configurações radiais ótimas durante vários intervalos de tempo, minimizando as perdas de energia ativa e os custos emergentes das operações de *switching*.

A metodologia proposta é inicialmente testada em sistemas de 16 e 69 nós, sendo posteriormente testada num sistema real baseado na Ilha de S. Miguel nos Açores.

## Palavras-chave

Reconfiguração de Sistemas de Distribuição; Método de  $\varepsilon$ -Restrições; Minimização de Perdas; Otimização Multiobjetivo.



# Abstract

Electric energy distribution systems are usually structured as weakly-meshed but the majority of them operate with a radial topology, mainly to accommodate the protection coordination scheme. Obtaining the optimal radial configuration under several criteria has been an active research topic in the last two decades. Due to the high computational burden required and the non-linearity of the problem, the majority of the proposed methodologies, single or multi-objective, use various meta-heuristics.

In this dissertation, the distribution system reconfiguration problem is formulated as a multi-objective mixed-integer linear programming (MILP) problem, respecting the radiality constraints. An adequate representation of the Pareto set is obtained using an improved implementation of the  $\varepsilon$ -constrained method, as a new contribution to earlier studies. The objective is to determine the optimal radial configurations during several time intervals, minimizing the active power losses and the costs emerging from the switching operations.

The proposed methodology is initially tested using 16-node and 69-node systems, and afterwards a real test system is used based on the S. Miguel Island of the Azores.

## Keywords

Distribution System Reconfiguration;  $\varepsilon$ -Constrained Method; Losses Minimization; Multi-Objective Optimization.



# Índice

Índice .....	xi
Lista de Figuras.....	xv
Lista de Tabelas.....	xvii
Lista de Acrónimos.....	xix
Lista de Siglas .....	xxi
Capítulo 1 .....	1
Introdução.....	1
1.1 Sistemas de Energia Eléctrica: Enquadramento .....	1
1.1.1-Reconfiguração De Sistemas De Distribuição .....	2
1.1.2-A Reconfiguração de Sistemas de Distribuição e os Novos Desafios .....	3
1.2 Aplicação ao problema da Programação Matemática Multiobjetivo .....	4
1.3 Objectivos do Trabalho .....	5
1.4 Organização da Dissertação .....	6
Capítulo 2 .....	8
Reconfiguração dos Sistemas de Distribuição em Problemas de Otimização Simples (Mono- Objectivo): Conceitos e Metodologias.....	8
2.1 Introdução .....	8
2.2 Enquadramento.....	8
2.3 Metodologias .....	10
2.3.1-Heurísticas .....	10
2.3.2-Inteligência Artificial .....	12
2.3.3-Otimização Clássica .....	14
2.4 Considerações Finais.....	15
Capítulo 3 .....	16
Otimização Multiobjetivo: Conceitos, Definições e Abordagens .....	16
3.1 Introdução .....	16
3.2 O Conceito de Otimização e a sua Formulação .....	16
3.3 Otimização Multiobjetivo .....	19
3.4 Problemas de Otimização Multiobjetivo .....	23

3.4.1-Planeamento Multiobjetivo .....	23
3.4.2-Problemas de Otimização Multiobjetivo.....	24
3.4.3-Soluções Pareto-Ótimas .....	25
3.4.4-Dominância de Pareto: definição e propriedades.....	26
3.5 Metas em Otimização Multiobjetivo .....	28
3.6 Diferenças Entre Otimização Multiobjetivo e Objectivos Simples.....	29
3.7 Considerações Finais.....	30
Capítulo 4 .....	31
Abordagens Metodológicas Multiobjetivo .....	31
4.1 Introdução .....	31
4.2 <i>Trade-offs</i> e Taxa Marginal de Substituição.....	31
4.3 Métodos de Otimização Multiobjetivo .....	33
4.4 Métodos Sem Preferência.....	33
4.4.1-Método do Critério Global .....	34
4.5 Métodos <i>a posteriori</i> .....	34
4.5.1-Método dos Pesos .....	34
4.5.2-Método de $\varepsilon$ -Restrições.....	36
4.5.3-Método Híbrido.....	38
4.5.4-Método p-norma .....	38
4.5.5-Algoritmos Genéticos .....	39
4.6 Métodos <i>a priori</i> .....	40
4.6.1-Método da Função Valor/Utilidade .....	40
4.6.2-Método do Ordenamento Lexicográfico.....	42
4.6.3-Método de Programação por Metas.....	42
4.6.4-Método de Alcançar a Meta .....	44
4.7 Métodos Iterativos .....	45
4.7.1-Metodologia Multiobjetivo de Apoio à Decisão (MCDA) .....	47
4.7.2-Método da Pontuação Directa .....	53
4.7.3-Método da Bissecção .....	54
4.7.4-Método MACBETH .....	54
4.7.5-Método AHP.....	55

4.7.6-Método Electre .....	57
4.7.7-Método Promethee .....	58
4.7.8-Método da Função Utilidade Multidimensional .....	59
4.8 Considerações Finais.....	60
Capítulo 5 .....	62
Novo Modelo Matemático Multiobjetivo usando o Método De $\epsilon$ - Restrições .....	62
5.1 Introdução .....	62
5.2 Enquadramento.....	62
5.3 Modelo Matemático .....	63
5.3.1-Visão Geral do Método de $\epsilon$ - Restrições (AUGMENTED) .....	63
5.3.2-Formulação Matemática Do Problema .....	65
5.4 Considerações Finais.....	70
Capítulo 6 .....	71
Testes Computacionais e Análise de Resultados .....	71
6.1 Introdução .....	71
6.2 Sistema de Teste de 16 Nós .....	71
6.2.1-Sistema Retirado da Bibliografia.....	71
6.2.2-Sistema de 16 Nós Adaptado.....	72
6.2.3-Testes Computacionais e Análise De Resultados .....	73
6.3 Sistema de Teste de 69 Nós .....	75
6.3.1-Sistema Retirado da Bibliografia.....	75
6.3.2-Sistema de 69 Nós Adaptado.....	76
6.3.3-Testes Computacionais e Análise De Resultados .....	77
6.4 Sistema de Teste da Rede de MT 10 kV de Interligação São Roque - Lagoa .....	81
6.4.1-Rede de MT 10 kV e Interligação São Roque - Lagoa (Ano 2013) .....	81
6.4.2-Contextualização do Sistema .....	81
6.4.3-Enquadramento Energético da Ilha de S. Miguel - Sistema Eléctrico da Ilha de S. Miguel .....	82
6.4.4-Sistema de Teste da rede de MT 10 kV de Interligação São Roque - Lagoa ....	88
6.5 Considerações Finais.....	93

Capítulo 7 .....	94
Conclusões e Trabalhos Futuros .....	94
7.1 Conclusões.....	94
7.2 Desenvolvimento de Trabalhos Futuros .....	95
7.3 Trabalhos Resultantes desta Dissertação.....	95
Bibliografia.....	96
ANEXOS .....	103
A.1-Esquema Unifilar da Rede de MT 10kV de Ponta Delgada e Interligação São Roque e Lagoa (Ano 2013) .....	104
A.2- Identificação Geográfica da Rede de MT 10kV de Ponta Delgada e Interligações São Roque e Lagoa (Ano 2013).....	105
A.3- Nós da Rede de MT 10kV de Interligações São Roque e Lagoa (Ano 2013) .....	107
A.4- Dados das Linhas da Rede de MT 10kV de Interligações São Roque e Lagoa (Ano 2013) .....	109
A.5- Dados da Demanda em Dias Característicos dos Nós da Rede de MT 10kV de Interligações São Roque e Lagoa (Ano 2013) .....	112
B.1- Trabalho Resultantes Desta Dissertação (Submetido à conferência da AUPEC 2014).....	113
B.2- Trabalho Resultantes Desta Dissertação (Submetido à conferência da IEEE PES GM 2014, já com a segunda revisão efectuada).....	114
B.3- Trabalho Resultantes Desta Dissertação (Submetido à conferência da IEEE ISGT 2014).....	115

# Lista de Figuras

FIGURA 1.1	REPRESENTAÇÃO GERAL DO SISTEMA ELÉCTRICO (ADAPTADO DE [2]).....	2
FIGURA 3.1	ESQUEMA DA ABORDAGEM 1 (ADAPTADO DE [44]).....	21
FIGURA 3.2	ESQUEMA DA ABORDAGEM 2 (ADAPTADO DE [44]).....	22
FIGURA 3.3	CONJUNTO DE SOLUÇÕES EXEQUÍVEIS, ESPAÇO OBJECTIVO EXEQUÍVEL E GRAU DE DOMINÂNCIA EM UM PROBLEMA DE MINIMIZAÇÃO (ADAPTADO DE ([44]).....	25
FIGURA 3.4	EXEMPLO ILUSTRATIVO DO PREÇO E DO DESEMPENHO DE VÁRIAS OPÇÕES DE COMPRA (1 A 5) DE COMPUTADORES .....	26
FIGURA 3.5	VÁRIOS EXEMPLOS DE CONJUNTOS PARETO-ÓTIMOS (ADAPTADO DE [44]).....	27
FIGURA 3.6	SOLUÇÕES PARETO-ÓTIMAS LOCAIS E GLOBAIS (ADAPTADO DE [44]).....	28
FIGURA 3.7	DIFERENTES DISTRIBUIÇÕES DE SOLUÇÕES NA FRONTEIRA DE PARETO-ÓTIMO (ADAPTADO DE [44]).....	29
FIGURA 4.1	PARETO-ÓTIMO SOB A CURVA DE INDIFERENÇA (ADAPTADO DE [48]).....	32
FIGURA 4.2	MÉTODO DO SOMATÓRIO DE PESOS (ADAPTADO DE [44]).....	35
FIGURA 4.3	MÉTODO DE $\varepsilon$ - RESTRIÇÕES (ADAPTADO DE [44]).....	37
FIGURA 4.4	MÉTODO DA PROGRAMAÇÃO DE METAS LEXICOGRÁFICAS (ADAPTADO DE [44]).....	43
FIGURA 4.5	CAMINHO PARA O MÉTODO DE ALCANÇAR A META (ADAPTDO DE [44]).....	45
FIGURA 4.6	CURVA DE INDIFERENÇA ELABORADAS COM OS DECISORES (ADAPTADO DE [48]).....	48
FIGURA 4.7	ANÁLISE DE PREFERÊNCIAS, REGIÃO DE VIABILIDADE DOS CRITÉRIOS (ADAPTADO DE [48]).	48
FIGURA 4.8	ESTRUTURA DO MODELO MULTIOBJETIVO (ADAPTADO DE [48]).....	50
FIGURA 6.1	SISTEMA DE TESTE DE 16 NÓS (RETIRADO DE [18]).....	72
FIGURA 6.2	SISTEMA DE TESTE DE 16 NÓS (ADAPTADO DE [18]).....	72
FIGURA 6.3	CONJUNTO DE SOLUÇÕES EFICIENTES DE PARETO PARA O SISTEMA DE TESTE DE 16 NÓS....	74
FIGURA 6.4	CONFIGURAÇÃO DO SISTEMA DE DISTRIBUIÇÃO DURANTE OS PERIODOS T1 - T4 E T7.....	74
FIGURA 6.5	CONFIGURAÇÃO DO SISTEMA DE DISTRIBUIÇÃO DURANTE OS PERIODOS T5 E T6.....	75
FIGURA 6.6	ESTADO DE ENERGIA DO ESS NO HORIZONTE TEMPORAL.....	75
FIGURA 6.7	SISTEMA DE TESTE DE 69 NÓS (RETIRADO DE [20]).....	76
FIGURA 6.8	SISTEMA DE TESTE 69 NÓS (ADAPTADO DE [20]).....	76
FIGURA 6.9	CONJUNTO DE SOLUÇÕES EFICIENTES DE PARETO PARA O SISTEMA DE TESTE DE 69 NÓS....	79
FIGURA 6.10	CONFIGURAÇÃO DO SISTEMA DE DISTRIBUIÇÃO DURANTE OS PERIODOS T1 E T3 - T5.....	80
FIGURA 6.11	CONFIGURAÇÃO DO SISTEMA DE DISTRIBUIÇÃO DURANTE OS PERIODOS T2 E T6 - T7.....	80
FIGURA 6.12	ESTADO DE ENERGIA DO ESS NO HORIZONTE TEMPORAL .....	81
FIGURA 6.13	DIVISÃO ADMINISTRATIVA DA ILHA DE SÃO MIGUEL (FONTE: DIREÇÃO-GERAL DO TERRITÓRIO [73], “CARTA ADMINISTRATIVA OFICIAL DE PORTUGAL” (ACEDIDO EM 19/04/2014)).....	82

FIGURA 6.14	ESQUEMA UNIFILAR SIMPLIFICADO DA REDE DE TRANSPORTE DE S. MIGUEL (ANO 2013) (RETIRADO DE [75]).....	84
FIGURA 6.15	IDENTIFICAÇÃO GEOGRÁFICA DA REDE DE TRANSPORTE DE S. MIGUEL (ANO 2013) (RETIRADO DE [75]).....	85
FIGURA 6.16	INTERLIGAÇÃO DO SISTEMA DE TESTE DA REDE DE MT 10kV DE INTERLIGAÇÃO SÃO ROQUE - LAGOA (RETIRADO DE [75]).....	87
FIGURA 6.17	ESQUEMA UNIFILAR DO SISTEMA DE TESTE DA REDE DE MT 10kV DE INTERLIGAÇÃO SÃO ROQUE - LAGOA (RETIRADO DE [75]).....	88
FIGURA 6.18	ESQUEMA UNIFILAR DO SISTEMA DE TESTE DA REDE DE MT 10kV DE INTERLIGAÇÃO SÃO ROQUE - LAGOA (ADAPTADO DE [75]).....	89
FIGURA 6.19	CONJUNTO DE SOLUÇÕES EFICIENTES DE PARETO PARA O SISTEMA DE TESTE DA REDE DE MT 10kV DE INTERLIGAÇÃO SÃO ROQUE - LAGOA.....	91
FIGURA 6.20	CONFIGURAÇÃO DO SISTEMA DE DISTRIBUIÇÃO DURANTE OS PERIODOS T1-T3 E T7.....	92
FIGURA 6.21	CONFIGURAÇÃO DO SISTEMA DE DISTRIBUIÇÃO DURANTE OS PERIODOS T4-T6.....	93
FIGURA 6.22	ESTADO DE ENERGIA DO ESS NO HORIZONTE TEMPORAL .....	88
FIGURA A.3.1	IDENTIFICAÇÃO GEOGRÁFICA DA REDE DE MT 10kV DE PONTA DELGADA (A NO 2013) (RETIRADO DE [75]).....	103
FIGURA A.3.2	IDENTIFICAÇÃO GEOGRÁFICA DA REDE DE MT 10kV DE INTERLIGAÇÃO SÃO ROQUE - LAGOA (ANO 2013) (RETIRADO DE [75]).....	104

## Lista de Tabelas

TABELA 4.1	ESCALA COMPARATIVA DE COMPARAÇÃO SEMÂNTICA PARA O MÉTODO MACBETH.....	55
TABELA 4.2	ESCALA COMPARATIVA DE COMPARAÇÃO SEMÂNTICA PARA O MÉTODO AHP.....	57
TABELA 6.1	VARIAÇÃO DA CARGA (kW) NO SISTEMA DE TESTE DE 16 NÓS.....	73
TABELA 6.2	CONJUNTO DE SOLUÇÕES DE PARETO PARA O SISTEMA DE TESTE DE 16 NÓS.....	73
TABELA 6.3	UNIDADES DE GERAÇÃO DISTRIBUÍDA.....	77
TABELA 6.4	VARIAÇÃO DA CARGA (kW) NO SISTEMA DE TESTE DE 69 NÓS.....	77
TABELA 6.5	CONJUNTO DE SOLUÇÕES DE PARETO PARA O SISTEMA DE TESTE DE 69 NÓS.....	79
TABELA 6.6	CENTRAIS DE PRODUÇÃO DE ENERGIA (RETIRADO DE [75]).....	83
TABELA 6.7	TRANSFORMADORES, RELAÇÕES DE TRANSFORMAÇÃO E POTÊNCIA INSTALADA (RETIRADO DE [75]).....	83
TABELA 6.8	REDE DE TRANSPORTE AT/MT (RETIRADO DE [75]).....	84
TABELA 6.9	REDE DE DISTRIBUIÇÃO POR SUBESTAÇÃO (RETIRADO DE [75]).....	86
TABELA 6.10	VARIAÇÃO DA CARGA (kW) NO SISTEMA DE TESTE DA REDE DE MT 10kV DE INTERLIGAÇÃO SÃO ROQUE - LAGOA.....	89
TABELA 6.11	UNIDADES DE GERAÇÃO DISTRIBUÍDA.....	90
TABELA 6.12	CONJUNTO DE SOLUÇÕES DE PARETO PARA O SISTEMA DE TESTE REDE DE MT 10kV DE INTERLIGAÇÃO SÃO ROQUE - LAGOA.....	90



# Lista de Acrónimos

## A. Conjuntos e Índices

$i (I)$  Índice (conjunto) de nós.

$b (B)$  Índice (conjunto) de ramos.

$t (T)$  Índices (conjunto) de intervalos de tempo.

$p (P)$  Índice (conjunto) de pontos que são usados para aproximar a função não linear de perdas.

$\Omega_i^f$  Subconjunto de nós que são pontos de alimentação.

$\Omega_i^{dg}$  Subconjunto de nós que têm Geração Distribuída (DG).

$\Omega_i^s$  Subconjunto de nós que têm Sistema de Armazenamento de Energia (ESS).

$\Omega_i^{de}$  Subconjunto de nós que têm DG ou ESS ( $\Omega_i^{dg} \cup \Omega_i^s$ ).

$\Omega_i^t$  Subconjunto de nós de transferência.

$\Omega_b^i, \Omega_b^j$  Mapa de nós e ramos que são definidos como  $(i, j)$ .

## B. Parâmetros

$N$  Número de nós.

$N^f$  Número de nós de alimentação.

$N^{de}$  Número de nós que têm DG ou ESS.

$k_i^d$  Demanda fictícia no nó  $i$ .

$D_{i,t}$  Demanda no nó  $i$  durante o período  $t$  [kW].

$f_b^{max}$  Limite de trânsito de potência no ramo  $b$  [kW].

$P_i^{f,max}$  Potência máxima que o alimentador pode fornecer no nó  $i$  [kW].

$P_i^{dg,max}$  Potência máxima de DG que o nó  $i$  pode fornecer [kW].

$X_p$  X- coordenada do ponto  $p$  que é usado para aproximação.

$Y_p$  Y- coordenada do ponto  $p$  que é usado para aproximação.

$SC_b$  custo de *switching* no ramo  $b$  [€].

$CE_i$  Eficiência do carregamento do ESS no nó  $i$ .

$DE_i$  Ineficiência do carregamento do ESS no nó  $i$ .

$CR_i$  Taxa de carregamento do nó  $i$  [kW].

$DR_i$  Taxa de descarregamento no nó  $i$  [kW].

$SOE_i^{max}$  Estado energético máximo do ESS no nó  $i$  [kWh].

$SOC_i^{min}$  Estado de energia mínimo do ESS no nó  $i$  [kWh].

## C. Variáveis

$P_{b,t}^{loss}$  Perdas de potência no ramo  $b$  durante o período  $t$  [kW].

$C_{b,t}^{sw}$  Custo de *switching* no ramo  $b$  durante um período  $t$  [€].

$x_{b,t}$  Variável Binária 1 se o ramo  $b$  está fechado durante o período  $t$ , caso contrário 0.

$y_{i,t}$	Variável Binária auxiliar usada para tratar adequadamente os nós de transferência.
$k_{b,t}$	Trânsito de potência fictício que flui no ramo $b$ durante o período $t$ .
$k_{i,t}^g$	Geração fictícia no nó $i$ durante o período $t$ .
$f_{b,t}$	Trânsito de potência que flui no ramo $b$ durante o período $t$ [ $kW$ ].
$p_{i,t}^f$	Potência que é fornecida ao nó de alimentação $i$ durante o período $t$ [ $kW$ ].
$p_{i,t}^{dg}$	Potência de DG fornecida ao nó $i$ durante o período $t$ [ $kW$ ].
$p_{i,t}^{dis}$	Descarregamento energético do ESS no nó $i$ durante o período $t$ [ $kW$ ].
$p_{i,t}^{ch}$	Carregamento energético do ESS no nó $i$ durante o período $t$ [ $kW$ ].
$z_{b,t,p}$	Variáveis que são usadas para aproximar as perdas de energia.
$F_{b,t}$	Valor aproximado do quadrado do fluxo através do ramo $b$ durante o período $t$ [ $kW^2$ ].
$SOE_{i,t}$	Estado energético do ESS no nó $i$ durante o período $t$ [ $kWh$ ].
$y_{i,t}^S$	Variável Binária 1 se ESS no nó $i$ está a carregar durante o período $t$ , caso contrário 0.
$z_{i,t}^S$	Variável Binária 1 se ESS no nó $i$ está a descarregar durante o período $t$ , caso contrário 0.

# Lista de Siglas

AE	Algoritmos Evolutivos
AG	Algoritmos Genéticos
AGH	Algoritmos Genéticos Híbridos
AGS	Algoritmos Genéticos Simples
DG	Geração Distribuída (do inglês <i>Distributed Generation</i> )
ESS	Sistema de Armazenamento de Energia (do inglês <i>Energy Storage System</i> )
FER	Fontes de Energia Renováveis
MILP	Programação Linear Inteira-Mista (do inglês <i>Mixed-Integer Linear Programming</i> )
MINLP	Programação Não Linear Inteira-Mista (do inglês <i>Mixed-Integer Non Linear Programming</i> )
MOMP	Programação Matemática Multiobjetivo (do inglês <i>Multi-Objective Mathematical Programming</i> )
MOO	Otimização Multiobjetivo (do inglês <i>Multi-Objective Optimization</i> )
MOOP	Problema de Otimização Multiobjetivo (do inglês <i>Multi-Objective Optimization Problem</i> )
SD	Sistema de Distribuição
SOS2	Ordem Especial de Conjuntos Tipo 2 (do inglês <i>Special Order Of Sets of Type 2</i> )



# Capítulo 1

## Introdução

### 1.1 Sistemas de Energia Elétrica: Enquadramento

Os Sistemas de Energia Elétrica têm sofrido alterações impulsionadas por novas medidas institucionais de reestruturação e pela disponibilidade de novas tecnologias computacionais aplicadas à proteção, automação e operação dos sistemas na geração, transmissão e distribuição de energia (Figura 1.1) até ao consumidor. Estas novas diretivas têm sido trabalhadas em conjunto para permitir que o sistema de energia elétrica opere de forma mais eficiente e que o consumidor obtenha energia elétrica com maior qualidade e continuidade.

Neste âmbito, os sistemas de distribuição de energia elétrica devem operar de forma confiável e económica, respeitando tanto as restrições de carga como as restrições operacionais [1]. O primeiro tipo de restrições está relacionado com o suprimento da demanda total dos consumidores alimentados pelo sistema, o segundo tipo estabelece os limites de tensão e corrente para garantir que as linhas e os equipamentos instalados operem de forma segura e eficiente.

Com o sistema a operar em regime permanente, é desejável aumentar a sua eficiência e diminuir o seu custo operacional. Uma das formas de se obter este resultado é através da operação do sistema no estado de perdas mínimas. Neste estado o sistema de distribuição apresenta um melhor perfil de tensão ao longo dos pontos de alimentação, caracterizado por uma melhor distribuição do trânsito de potência nas linhas, o que influencia diretamente o aumento da vida útil dos equipamentos instalados na rede [1].

Algumas técnicas utilizadas na redução das perdas do sistema são as seguintes:

- (i) Aumento do nível de tensão da rede;
- (ii) Substituição de cabos;
- (iii) Instalação de condensadores;
- (iv) Reconfiguração da rede de distribuição.

De entre estas técnicas, a reconfiguração é a mais atrativa para a empresa de distribuição de energia elétrica, pois permite a utilização de recursos já existentes no sistema. Assim, o custo de implementação é mínimo, o que evita novos investimentos. Devido aos benefícios explicitados, a reconfiguração de sistemas de distribuição está no centro do trabalho desenvolvido nesta dissertação.

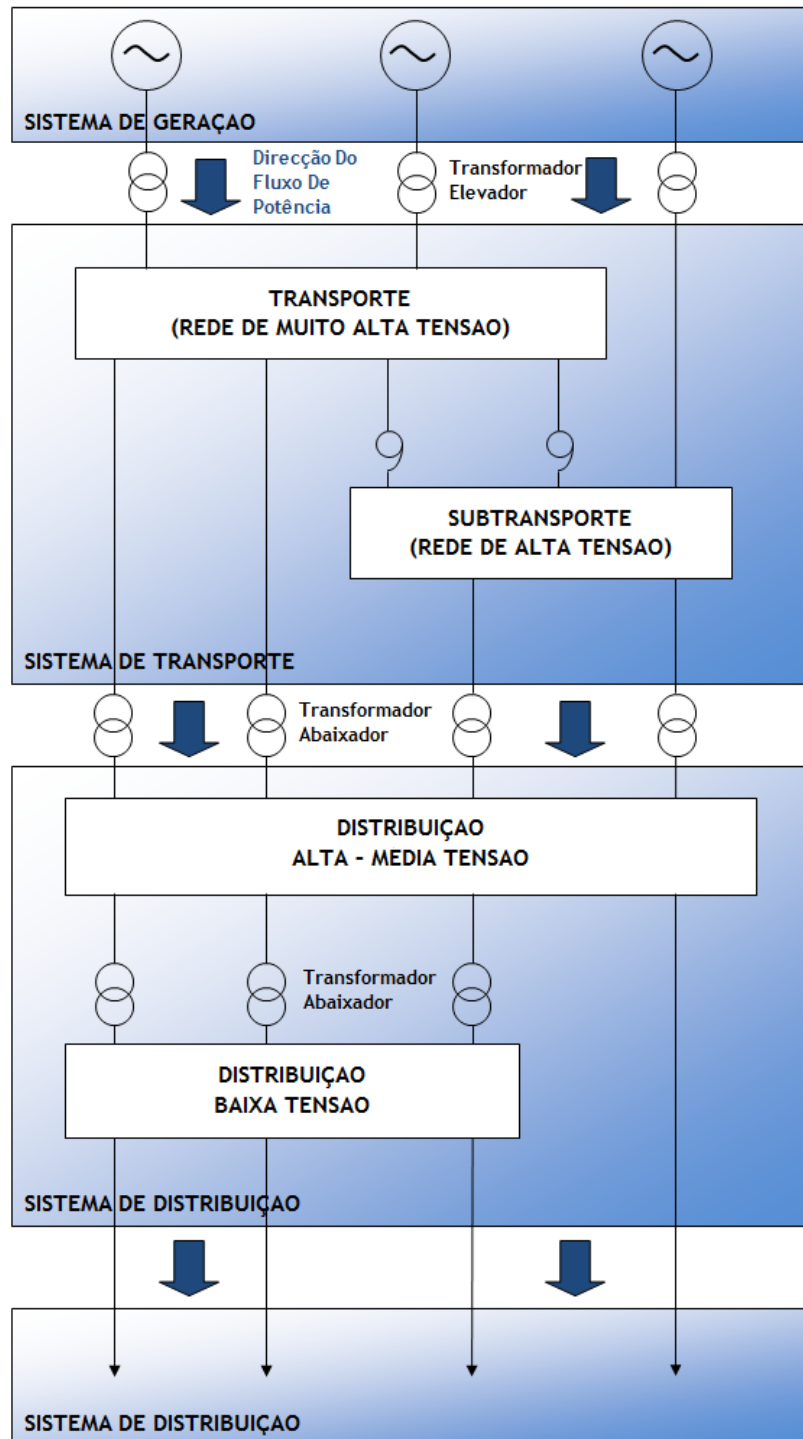


Figura 1.1 - Representação geral de um sistema de energia elétrica (figura adaptada de [2]).

### 1.1.1-Reconfiguração De Sistemas De Distribuição

A reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica consiste em abrir e fechar *switches*<sup>1</sup>, alterando a topologia da rede, o que permite a transferência de carga de um ponto de alimentação fortemente carregado para outro, relativamente menos carregado [3].

<sup>1</sup> A designação inglesa *switch* para interruptor vai ser mantida ao longo da dissertação.

O problema consiste em encontrar uma configuração que apresente o menor valor de perdas de potência ativa, respeitando sempre as seguintes restrições:

- (i) Níveis de tensão das linhas;
- (ii) Capacidade nas linhas do trânsito de potência;
- (iii) A potência nominal dos transformadores;
- (iv) A radialidade do sistema.

Os sistemas com malhas não são recomendados em redes de distribuição de energia, porque exigem uma quantidade maior de dispositivos de segurança do que os sistemas radiais, tornando difícil a proteção e consequentemente a sua operação.

O problema de reconfiguração geralmente é um problema do tipo combinatorial, não linear e multiobjetivo, sujeito às restrições operacionais de cargas. A dimensão do problema está intimamente relacionada com o número de *switches* envolvidos na busca de uma configuração correspondendo às posições de aberto ou fechado de todos os *switches*. Dado um sistema com  $p$  *switches*, existirão  $2^p$  possíveis configurações correspondendo às posições de aberto ou fechado de todos os *switches*. Algumas destas configurações não são permitidas, ou porque conduzem a um sistema desconectado (com várias ilhas) ou a sistemas não radiais. Outros ainda não são exequíveis, por violarem as restrições operacionais e de carga do problema [4].

### 1.1.2-A Reconfiguração de Sistemas de Distribuição e os Novos Desafios

Como referido no ponto anterior, o problema de reconfiguração geralmente é um problema do tipo combinatorial, não linear e multiobjetivo, sujeito às restrições operacionais das cargas. Assim, os modelos matemáticos para apoiar a tomada de decisões devem considerar explicitamente os diversos eixos de avaliação do mérito das soluções, em vez de construir funções agregadoras geralmente expressas numa unidade monetária, mas que “escondem” a diferente natureza dos objetivos e dos compromissos (“*trade-offs*”) que é necessário estabelecer entre eles para identificar soluções satisfatórias.

Assim, pode dizer-se genericamente que os problemas de reconfiguração em redes de distribuição de energia elétrica são na sua maioria complexos, sobretudo devido ao seu carácter combinatorio e à necessidade de considerarem elementos não lineares, apresentando objetivos múltiplos e um número elevado de variáveis de decisão. O responsável pela operação terá que decidir (em inglês, *decision maker*<sup>2</sup>), perante um elevado número de alternativas possíveis, qual a melhor estratégia/solução a seguir e, por isso, quanto melhores forem as ferramentas de análise, envolvendo quer a fase de construção de modelos matemáticos, quer a de obtenção de resultados, mais fundamentada será a decisão que tomar.

---

<sup>2</sup> A designação inglesa *decision maker* para o indivíduo que toma decisões ao longo de um dado processo, vai ser mantida ao longo da dissertação.

Apesar da complexidade subjacente aos Sistemas de Energia Elétrica, existe um conceito que está a tornar-se uma realidade, e que representa um novo desafio; esse conceito corresponde às redes elétricas inteligentes (em inglês, *smart grids*). As redes elétricas inteligentes vêm sendo alvo de um crescente interesse devido a preocupações com a sustentabilidade energética (a redução da emissão de gases de efeito estufa) e também pelo foco na eficiência operacional, guiada por regulamentações mais estritas e pelas margens de lucro de concessionárias.

Um outro desafio é o aumento no número de Fontes de Energia Renováveis (FER) no local (Geração Distribuída); estes pequenos sistemas de produção de energia implicam a utilização de sistemas de armazenamento, cada vez mais importantes para maximizar a penetração das energias renováveis, as flutuações da procura e a melhoria da segurança do abastecimento. Existem já sistemas de armazenamento de energia que foram testados e que comprovaram a sua eficiência, muito embora os elevados custos ainda sejam uma desvantagem.

## **1.2 Aplicação ao problema da Programação Matemática Multiobjetivo**

O problema de reconfiguração de redes de distribuição de energia elétrica tem sido alvo de interesse e estudo desde os anos 50. Este problema revela-se de difícil resolução devido aos vários objetivos que se pretendem otimizar e às próprias características técnicas de operação da rede.

Problemas complexos, tal como o abordado nesta dissertação, que envolvem aspetos de avaliação múltiplos, conflituosos e incomensuráveis, de natureza combinatoria (como já foi referido na secção anterior), necessitam de modelos matemáticos sofisticados de apoio à decisão que incorporem explicitamente esses aspetos de avaliação como funções objetivo, em vez de os agregar num único indicador de custo ou benefício económico.

O problema de reconfiguração de redes de distribuição foi, nesta dissertação, tratado através de um modelo matemático com dois objetivos a otimizar com diversas categorias de restrições. O modelo proposto permite compreender a natureza conflituosa dos objetivos e os compromissos subjacentes, de cuja avaliação depende a classificação de uma solução como sendo satisfatória, identificando e tornando possível a comparação entre as soluções não dominadas do problema. Uma solução não dominada (eficiente, Pareto-Ótima) é uma solução admissível para a qual não é possível melhorar simultaneamente todas as funções objetivo, ou seja, a melhoria numa função objetivo apenas pode ser alcançada aceitando piorar pelo menos uma outra função objetivo. Deste modo, a utilização de um modelo mais realista permite apoiar o *decision maker* nos processos de análise e de decisão.

Face a um conjunto de potenciais soluções o *decision maker* poderá verificar os compromissos existentes em diferentes regiões do espaço de pesquisa face aos objetivos em jogo, uma vez que não existe uma solução melhor que todas as outras em todos os aspetos avaliados, tal como acontece na realidade.

As características não lineares e combinatórias deste problema em conjunto com a existência de múltiplos objetivos condicionam a escolha dos métodos possíveis para a sua resolução. Como em problemas de otimização multiobjetivo é necessário determinar um conjunto de soluções não dominadas representativas do espaço de pesquisa, em vez de uma única solução ótima, este tipo de abordagens ajusta-se particularmente bem a estes problemas.

Pretende-se, ao utilizar este tipo de abordagens na resolução de um problema multiobjetivo (MOO, do inglês *Multi-Objective Optimization*), determinar uma frente de Pareto-Ótima, a qual deverá convergir o mais possível com a frente de Pareto-Ótima real. De notar que, no contexto destas abordagens, em problemas reais normalmente só é possível saber se uma solução é dominada quando se calcula outra que a domina. Assim, as soluções não dominadas deveriam designar-se por soluções potencialmente não dominadas. No entanto, e para simplificar a linguagem, habitualmente utiliza-se a designação de soluções não dominadas e de conjunto de soluções não dominadas (e consequentemente de frente ótima de Pareto), com o sentido de designar o conjunto de soluções potencialmente não dominadas, quer este corresponda ou não ao conjunto de soluções realmente não dominadas. Para além de se pretender determinar a frente de Pareto-Ótima, e que esta convirja o mais possível para a frente real, pretende-se também garantir a diversidade das soluções que a compõem de modo a dispor de informação sobre “trade-offs” (compromissos) entre os objetivos.

Neste caso, o *decision maker* deverá tomar a decisão final tendo conhecimento de todas as alternativas possíveis. Os métodos mais populares são o método da ponderação e o método de  $\epsilon$ -Restrições. Porém, eles não têm sido amplamente utilizados devido ao esforço computacional requerido; contudo, a melhoria contínua ao nível de *hardware* e de *software* faz com que a aplicação destes métodos seja cada vez mais apelativa.

### 1.3 Objetivos do Trabalho

Pretende-se com este trabalho desenvolver ferramentas que contribuam para a qualidade de serviço aos consumidores finais, a um custo mínimo para as empresas responsáveis pela distribuição de energia. Para tal, neste trabalho é aplicada programação matemática para os problemas de reconfiguração de sistemas de distribuição com o seguinte propósito: determinar as configurações radiais ótimas durante vários intervalos de tempo, de forma a minimizar as perdas de energia ativa e os custos emergentes das operações de *switching*.

Para a concretização deste objetivo estabelecem-se os seguintes sub-objetivos:

- 1) Formular a reconfiguração radial do sistema de distribuição num problema multiobjetivo MOO, considerando os efeitos de Geração Distribuída (sigla DG, do inglês *Distributed Generation*) e de Sistemas de Armazenamento de Energia (sigla ESS, do inglês *Energy Storage System*), com funções objetivo de minimização de perdas de potência ativa e do custo total de *switching*.
- 2) Resolver o problema usando uma nova versão melhorada do método  $\varepsilon$ -Restrições, ou seja, é refinado o Método  $\varepsilon$ -Restrições (AUGMECON 2), que corresponde a uma metodologia introduzida por Mavrotas em [5] e melhorada em [6] de modo a gerar uma representação adequada das soluções do problema, Pareto-Ótimas.
- 3) Verificar os resultados do método através de casos de estudo reais.

## 1.4 Organização da Dissertação

Esta dissertação encontra-se dividida em sete capítulos, cada um dos quais caracteriza diferentes fases do trabalho realizado. Neste capítulo é descrito o enquadramento do trabalho realizado na reconfiguração de sistemas de distribuição e também a aplicação de programação multiobjetivo a este problema, bem como os objetivos propostos. Os restantes capítulos encontram-se organizados da seguinte forma:

No capítulo 2 são apresentados os conceitos e metodologias de Reconfiguração de Sistemas de Distribuição através de uma revisão bibliográfica, apresentando algumas das principais técnicas utilizadas para a reconfiguração de redes de distribuição encontradas na literatura para problemas de otimização simples (Mono-Objective).

No capítulo 3 são apresentadas as noções básicas de Otimização Multiobjetivo (MOO, do inglês *Multi-Objective Optimization*), utilizadas durante o desenvolvimento deste trabalho.

No capítulo 4 são apresentadas as principais abordagens metodológicas multiobjetivo. Este capítulo faz a ligação entre os capítulos que o antecedem (na medida em que são utilizados pelos vários métodos as noções básicas de MOO do capítulo 3) com o capítulo que lhe sucede (onde se caracteriza o método utilizado).

No capítulo 5 é apresentado o modelo matemático proposto, onde é exposta a visão geral do método de  $\varepsilon$ -Restrições (AUGMENTED), seguido da nova formulação preposta e aplicada à reconfiguração de sistemas de distribuição.

No capítulo 6 são apresentadas as redes de teste selecionadas, os testes computacionais realizados e a análise detalhada dos resultados.

No capítulo 7, que é o capítulo final, apresentam-se as conclusões do trabalho realizado, que conduziu à elaboração desta dissertação, assim como sugestões para trabalhos futuros.

## Capítulo 2

# Reconfiguração dos Sistemas de Distribuição em Problemas de Otimização Simples (Mono-Objectivo): Conceitos e Metodologias

### 2.1 Introdução

Neste capítulo são apresentados os conceitos e metodologias de Reconfiguração de Sistemas de Distribuição através de uma breve revisão bibliográfica, evidenciando os grandes marcos nesta área. Na primeira secção é feito um enquadramento ao tema, onde é demonstrada a importância deste tema. Seguidamente são explicitadas as metodologias mais utilizadas para a resolução do problema (heurísticas, meta-heurísticas e algoritmos de otimização), bem como o trabalho desenvolvido em cada uma destas classes no âmbito da reconfiguração dos sistemas de distribuição.

### 2.2 Enquadramento

Na maior parte do século passado, o planeamento e a operação da geração e da transmissão de energia elétrica apresentaram muitos desafios para os engenheiros e investigadores. Com o aumento do número de centrais de geração de eletricidade e milhares de quilómetros de linhas de distribuição - formando redes elétricas inteligentes - a operação dos sistemas exigiu o desenvolvimento de novas técnicas de análise de operação. O sistema de distribuição, entretanto, recebeu pouca atenção e continuou a entregar potência com pouca ou nenhuma análise [7].

Nas últimas décadas, porém, as redes de distribuição têm sido submetidas a um aumento contínuo de carga, fazendo com que o sistema de distribuição opere próximo da sua capacidade máxima. Assim, nos sistemas de distribuição de energia o principal objetivo é encontrar a melhor topologia radial, com a finalidade de obter o mínimo de perdas de potência tendo em conta a demanda de energia, mantendo a confiabilidade do sistema. As principais razões técnicas pelas quais os sistemas de distribuição de energia funcionam com uma topologia radial são as seguintes:

- i. Para facilitar a coordenação e proteção;
- ii. Para reduzir as correntes de curto-circuito.

Os problemas mais comuns são a distribuição dos pontos de alimentação no sistema, problemas de reconfiguração e problemas de expansão.

O problema de reconfiguração do sistema de distribuição corresponde a um problema de planeamento do funcionamento do sistema elétrico. O principal desafio associado ao problema de reconfiguração de um sistema de distribuição é o de encontrar um sistema de distribuição de energia radial, com o mínimo de perdas, o que é sempre considerado complexo, tal como é demonstrado em [8] e [9].

O problema de planeamento de expansão de um sistema de distribuição é um problema de programação não linear inteiro-misto (MINLP, do inglês *Mixed-Integer Non Linear Programming*) relacionando com a otimização do sistema. Neste problema, dada uma topologia inicial do sistema de distribuição de energia, o objetivo é fazer a sua expansão para que funcione corretamente e com o menor custo de investimento para o horizonte em que o planeamento é considerado. Assim, ao problema de expansão do sistema de distribuição podem ser adicionadas novas subestações e/ou reconverter as já existentes, ou ainda alterar os condutores dos circuitos existentes e/ou construir em cada ramo candidato um novo circuito, tendo em conta a radialidade do sistema de distribuição de energia. Tal como no problema de reconfiguração do sistema de distribuição, a radialidade no problema de planeamento da expansão do sistema de distribuição também tem sido considerado complexo, como demonstrado em [9].

Como já referido, o sistema de distribuição opera próximo da sua capacidade máxima, onde o sobre carregamento do sistema de distribuição pode ocasionar problemas, como por exemplo a diminuição da vida útil dos equipamentos e a saída de linhas do sistema, devido ao acionamento de dispositivos de segurança, o que acarreta prejuízos financeiros para concessionárias e consumidores. É neste contexto que a reconfiguração do sistema de distribuição, visando a minimização das perdas de potência ativa no sistema, pode ser uma importante ferramenta para diminuir este carregamento e melhorar o perfil de tensão da rede através da melhor distribuição da carga entre os pontos de alimentação [1].

Apesar de ter sido proposta pela primeira vez há mais de 30 anos, a reconfiguração de redes de distribuição de energia elétrica para a redução de perdas ativas só recebeu a devida atenção a partir do final da década de 1980. Desde então, várias técnicas têm sido propostas ao longo dos anos. A sua natureza combinatoria é responsável pelo crescimento exponencial do esforço computacional em função do número de *switches* existentes no sistema. Dado um sistema com  $P$  *switches*, existirão  $2^P$  possíveis configurações correspondentes à posição aberta e à posição fechada de todos estes *switches*. Desta forma, é necessário uma grande quantidade de cálculos, que requerem um tempo de computação relativamente elevado para se encontrar uma solução exequível.

As abordagens para resolver problemas de reconfiguração em sistemas de distribuição de energia elétrica diferem entre si em relação ao tipo de estratégia utilizada na solução do problema [10]. Alguns trabalhos apresentados na literatura especializada propõem modelos de MILP e programação quadrática para a resolução do problema de reconfiguração de sistemas de distribuição. Em [11], os autores apresentam um modelo linear para o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição usando o chamado método do transporte, sendo feita uma comparação com métodos heurísticos. Em [12], o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição é formulado como um problema de rede com um custo mínimo, sendo resolvido pelo método Simplex simplificado, ignorando os limites de capacidade da ramificação. Em [13], os autores expandem o método usado em [12], com a presença de geração distribuída. Em [14], são utilizadas duas metodologias para resolver o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição. Uma das metodologias consiste em considerar o problema linear inteira-misto, linearizando a função objetivo e as restrições, sendo resolvido usando pacotes de otimização standard. Outra das metodologias consiste em considerar o problema não linear inteiro-misto, sendo resolvido com recurso a algoritmo genéticos. Conclui-se em [14] que as metodologias são semelhantes nos testes realizados. Uma extensão feita a partir de [14] é apresentada em [15], em que o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição é modelado como sendo um problema de programação quadrática inteira-mista. A utilização de programação cônica para resolver problemas de reconfiguração é proposta em [16].

Assim sendo, para resolver problemas de reconfiguração em sistemas de distribuição de energia elétrica, as abordagens diferem entre si em relação ao tipo de estratégia utilizada na solução do problema, como foi referido anteriormente. Estas abordagens, de uma forma geral, podem ser divididas em três classes:

- (i) Algoritmos clássicos de otimização, [12], [17], [18];
- (ii) Heurísticas [19], [20], [21], [22];
- (iii) Técnicas de inteligência artificial ou meta-heurísticas [23], [24], [25], [26].

Este capítulo aborda algumas das principais técnicas utilizadas para a reconfiguração de redes de distribuição.

## 2.3 Metodologias

### 2.3.1-Heurísticas

Em problemas de reconfiguração, em que a complexidade da solução é uma função exponencial do número de *switches*, o elevado número de variáveis pode levar a uma explosão combinatória, dificultando a utilização de programas matemáticos para redes de distribuição de grande porte.

Assim, surgem as técnicas heurísticas - conjuntos de regras e métodos que conduzem à resolução relativamente rápida de problemas, mas que não asseguram que esta seja a solução ótima [10]. Com isso, obtêm-se ganhos globais significativos em termos do esforço computacional, em detrimento da precisão das soluções encontradas [27].

O primeiro trabalho na área da reconfiguração de redes de distribuição de energia elétrica para a redução de perdas foi apresentado pelos investigadores franceses Merlin e Back [28]. Estes investigadores utilizam dois métodos para resolver o problema: um heurístico e um exato. O método heurístico consistia em fechar todos os *switches* abertos (sistema com malhas) e, em seguida, calcular o trânsito de potência para este sistema. O arco com menor trânsito era aberto e um novo trânsito de potência era executado. Este processo era repetido até que uma solução radial fosse encontrada, recebendo o nome de “abertura sequencial de *switches*” [29]. Partindo de uma configuração em malha, a vantagem era que a solução encontrada fosse independente do estado inicial de operação do sistema.

Um método heurístico conhecido como “troca de ramos” (*branch-exchange*) foi proposto em 1988 [19], o qual tinha início a partir de uma reconfiguração radial do sistema de distribuição. Esta configuração inicial era alterada através do fecho de um *switch* e da abertura de outro, de forma a manter a estrutura radial do sistema. Analisando as tensões terminais do *switch* escolhido para ser fechado, é possível estimar a variação da perda total do sistema devido à transferência de carga de um circuito para outro. Esta análise foi utilizada para evitar um número excessivo de operações de abertura e fecho de *switches*. Para demonstrar o funcionamento do método, os autores aplicaram-no a dois sistemas fictícios: um sistema de 12 barramentos e outro de 16 barramentos. Este último ficou muito conhecido na literatura especializada, sendo utilizado por muitos outros autores nos anos seguintes. Apesar de encontrar a resposta para o sistema de 16 barramentos, esta não representava a solução ótima global [30].

Em 1989, os autores em [31] modificaram o método heurístico de [28], incluindo na formulação do problema os limites de tensão nos barramentos e os cortes nas linhas. Outra modificação foi relativamente ao trânsito de potência, o qual considerava a energia reativa, anteriormente não considerada. No mesmo ano, em [20], foi aperfeiçoado o método apresentado em [19], propondo uma heurística mais elaborada e novas aproximações para o cálculo do trânsito de potência para redes radiais. Os autores utilizaram um sistema de 33 barramentos que, assim como o sistema de 16 barramentos de [19], ficou muito conhecido, sendo utilizado posteriormente por muitos outros autores em diversas metodologias de reconfiguração. O resultado obtido pelos autores, apesar de ser considerado relativamente bom, também não representava a solução ótima para o sistema [30].

Em [32], os autores apresentaram um método baseado no modelo exposto em [28]. Os autores propuseram um trânsito de potência específico para sistemas que não possuem muitas malhas, o que aumenta a eficiência do método em termos de tempo de processamento, sendo mais rápido quando comparado aos métodos apresentados em [31].

Os autores realizam testes considerando diversos carregamentos para os sistemas de 16 barramentos [19], 33 barramentos [20] e 69 barramentos [33]. Os valores das perdas encontradas nos testes foram os mesmos quando comparados com [20] e [33], respectivamente.

Em 1999, os autores de [34] apresentaram um método heurístico conservativo para a reconfiguração de redes que, ao contrário do que é proposto em [28], inicia com todos os *switches* do sistema abertos e, à medida que o algoritmo avança, estes vão sendo fechados até que um sistema radial seja encontrado. Uma fórmula aproximada desenvolvida auxilia na escolha dos switches a serem fechados, verificando o incremento das perdas totais no sistema após o fecho de cada uma. Após a escolha definitiva dos *switches*, executa-se o trânsito de potência para verificar o incremento exato das perdas. Foram realizados testes em sistemas como o de 10 barramentos [35], os de 12 barramentos e 16 barramentos [19], e o de 33 barramentos [20]. Nessa altura, e segundo os autores, em todos os testes foram encontradas as melhores soluções possíveis.

Os métodos de abertura sequencial de *switches* e de troca de ramos são muito conhecidos na literatura especializada. Vários investigadores desenvolveram, a partir deles, diferentes métodos, alguns com pequenas modificações, outros híbridos, que se associavam a outras abordagens. Por exemplo, os autores em [30] apresentaram um método para aplicar em grandes sistemas de distribuição que consistia em duas etapas. A primeira delas é feita com todos os *switches* do sistema inicialmente fechados. A partir de um critério de abertura baseado no aumento da perdas total do sistema, estes *switches* são sucessivamente abertos de modo a eliminar as malhas. A segunda etapa é um refinamento da primeira através da metodologia de troca de ramos. Os autores realizaram três testes com o sistema de 33 barramentos [20]. Em todos os testes, os resultados obtidos foram considerados pelos autores como sendo ótimos ou próximos do ótimo global.

### **2.3.2-Inteligência Artificial**

A inteligência artificial (meta-heurísticas) procura, através de técnicas inspiradas na natureza, o desenvolvimento de sistemas inteligentes que imitem aspetos do comportamento dos seres vivos, tais como: aprendizagem, percepção, raciocínio (redes neuronais artificiais em [36], [37], [38]), evolução e adaptação (computação evolucionária em [24], [39], [40]). Estes métodos são apresentados seguidamente em mais detalhe.

### **2.3.2.1 - Redes Neurais Artificiais**

Em 1993, foi apresentado um método baseado em Redes Neurais Artificiais do tipo *Multilayer Perceptron* [36], com o objetivo de propor uma solução para o problema de reconfiguração. Para treinar a rede neuronal, os autores utilizaram um conjunto de boas configurações para diferentes valores de carga, com o intuito de diminuir o esforço computacional, sendo a rede de distribuição foi dividida em várias zonas de carga. Isto exigiu a utilização de dois grupos de redes neuronais: o primeiro identifica o perfil de carga, o segundo gera as topologias baseadas nas saídas obtidas pelo anterior. Para os testes, foi utilizado o sistema de 16 barramentos [19] e os resultados obtidos em cada perfil de carga foram considerados pelos autores como sendo muito próximos dos ótimos.

Em 1996, os autores em [37] apresentam um método baseado em redes neuronais do tipo *Hopfield*, com a capacidade de evitar mínimos locais. A este, foram associados conhecimentos técnicos sobre a rede para que, mesmo após alguma falha, uma topologia gerada pela rede neuronal continuasse segura e podendo operar dentro dos limites. Testes foram realizados em dois sistemas de distribuição do Japão, e apesar dos autores não informarem acerca dos dados destes sistemas, segundos os mesmos, o método foi capaz de encontrar soluções ótimas para vários cenários de operação.

Em [36] e [38] os autores apresentam uma rede neuronal do tipo *Multilayer Perceptron* para resolver o problema de reconfiguração. Para reduzir o tamanho do conjunto de teste, foi utilizada uma técnica matemática de classificação de padrões capaz de identificar as melhores topologias para o treino da rede, o que possibilitou determinar boas topologias com reduzido esforço computacional, utilizando uma única rede neuronal. Foram realizados testes em dois sistemas de distribuição: o de 14 barramentos do IEEE e um de 136 barramentos do sistema de distribuição real da cidade de Três Lagoas, o que, segundo os autores, apresentou um desempenho igual ou superior a outros métodos que utilizam redes neuronais.

### **2.3.2.2 - Computação Evolucionária**

Esta área de investigação é inspirada no princípio Darwiniano da evolução das espécies. Para o problema de reconfiguração de redes de distribuição, são utilizados os algoritmos genéticos (AG) [24], [39], e os algoritmos evolutivos (AE) [40].

Os AG baseiam-se nos processos genéticos dos organismos biológicos, em que os seus cromossomas são representados por cadeias de bits e caracteres. Estes cromossomas, ao longo de várias gerações, vão sofrendo processos de cruzamento e mutação, também chamados operadores genéticos, de forma similar aos processos que ocorrem na natureza, e que evoluem de acordo com os princípios de seleção natural e sobrevivência dos mais aptos.

Em 1992, surgiu o primeiro método baseado em AG [23], aplicado na reconfiguração de sistemas de distribuição. Os autores codificam os genes (individuais) através de uma representação binária baseada nos estudos dos *switches* do sistema (o número um indica interruptor fechado, e o número zero indica interruptor aberto). Testes foram realizados em dois sistemas de distribuição de médio porte (106 *switches*) e de grande porte (1692 *switches*), sendo realizadas comparações com as metodologias de [41] que demonstram que o método baseado em AG obtém o melhor desempenho. Porém, este método tinha como limitação a geração de indivíduos quando os seus pais eram submetidos aos operadores genéticos e, conseqüentemente, tinham que ser descartados.

Para contornar esta limitação, os autores em [39] adotaram uma representação dos indivíduos através de cadeias de grafos que não permitem esta inexequibilidade durante o processo de geração. Também adotaram uma taxa de mutação variável ao longo do tempo da execução do método, o que melhora a sua convergência. Testes foram realizados em cinco sistemas de distribuição equivalentes a cidades reais (os dados sobre estes sistemas não foram mencionados). O método proposto foi comparado com outros dois algoritmos genéticos (Algoritmo Genético Simples - AGS, e Algoritmo Genético Híbrido - AGH), sendo que o seu desempenho, segundo os autores, foi melhor em todos os testes.

Os AE têm como conceito básico de simulação a evolução dos indivíduos mais adaptados ao ambiente (isto é, ao problema). Em [40], é apresentado um método baseado em AE para resolver o problema de reconfiguração de redes sob diferentes condições de carregamento. Os indivíduos são simbolizados por vetores decimais que representam somente os *switches* abertos necessários para manter o sistema radial. Para reduzir o esforço computacional na geração da população inicial e para melhorar o desempenho do processo, o autor desenvolveu uma metodologia capaz de identificar redes radiais. Foi utilizado um sistema de distribuição real de 215 barramentos considerando que todas as linhas têm um switch. Ao todo, foram realizadas cinco simulações para quatro situações diferentes, sendo que o método foi capaz de encontrar boas soluções em todos os casos.

### 2.3.3-Otimização Clássica

Até há pouco tempo as técnicas de programação matemática não eram aconselhadas para resolver problemas de reconfiguração devido à explosão combinatória a que estes estão sujeitos. Maioritariamente devido ao esforço computacional necessário, contudo, nos últimos anos com o desenvolvimento da tecnologia atingiu o ponto em que esta linha de investigação pode ser retomada. Assim, existem poucos exemplos na literatura que utilizam estas abordagens [10]. Em [28] e [10], é apresentado um método viável apenas em redes de pequeno porte, que utilizava a técnica de programação inteira “*branch-and-bound*” para encontrar a configuração ótima de perdas mínimas.

Em [35], o problema de reconfiguração foi concebido como um problema de transporte com custos quadráticos. O método proposto necessitou de uma topologia radial inicial, obtida através da linearização das perdas, a partir da qual se utilizou o método *Simplex* para problemas quadráticos, a fim de se melhorar a solução. Segundo o autor, o método foi capaz de encontrar a solução ótima do problema para um sistema de teste de 10 barramentos.

Em [17] e [18] é apresentada uma revisão bibliográfica da otimização do trânsito de energia, dividida em duas partes. Na primeira parte é dado um enfoque à formulação e aos métodos determinísticos, enquanto a segunda parte aborda os métodos não determinísticos e híbridos.

## 2.4 Considerações Finais

Neste capítulo, foram apresentadas algumas metodologias aplicadas na solução do problema de reconfiguração de redes de distribuição para a minimização de perdas, que diferem entre si em relação ao tipo de estratégia utilizada.

Alguns métodos, na sua formulação, consideram o sistema equilibrado e apenas aplicam a reconfiguração para diminuir as perdas para um determinado perfil de carga. Outros métodos consideram demandas variáveis ou sistemas desequilibrados, fazendo uso da representação trifásica do sistema e de curvas de carga ao longo do período estudado. Por falta de informações detalhadas a respeito de testes e resultados (tempos de computação, *hardware*, interface de desenvolvimento, sistema operacional, etc.) a comparação direta entre metodologias diferentes torna-se difícil de ser realizada.

A formulação matemática do problema e o modo como os métodos obtêm novas topologias podem gerar espaços de busca diferentes de um método para o outro, afetando as suas respostas. Um determinado método, adequado a um sistema de distribuição, pode não ter o mesmo desempenho em outros sistemas. E, quando aplicados ao mesmo problema, métodos diferentes poderão encontrar respostas diferentes, ainda que sejam próximas.

Um outro aspeto que importa salientar é que estes problemas têm muitas vertentes que devem ser tidas em consideração, e que as abordagens tipicamente não consideram correlações entre elas, como sendo as perdas, custos, limites de capacidade, entre outras vertentes. É nessa perspectiva que a abordagem multiobjetivo na programação matemática irá ganhar cada vez mais importância na área da reconfiguração, pelo facto de fazer uma representação ponderada das várias vertentes do problema real.

## Capítulo 3

# Otimização Multiobjetivo: Conceitos, Definições e Abordagens

### 3.1 Introdução

Neste capítulo são apresentadas as noções básicas de Otimização Multiobjetivo (MOO, do inglês *Multi-Objective Optimization*) divididas em cinco secções (da 3.2 à 3.6). Na primeira secção é apresentado o conceito de otimização, as suas características e a sua formulação genérica. A secção seguinte apresenta o conceito de otimização multiobjetivo, onde à semelhança da secção anterior são apresentadas as suas características e explicitados os tipos de abordagens. Em secção 3.4, apresentam-se as especificidades dos problemas de otimização multiobjetivo, começando pela metodologia tipicamente aplicada a estes problemas, passando para a formulação matemática típica, e por último um conjunto de conceitos, definições e propriedades inerentes às soluções de Pareto-Ótimas. Na secção 3.5, são definidas as metas em MOO, e na secção seguinte 3.6 são explicadas as diferenças entre MOO e otimização simples. Na última secção, são efetuadas algumas considerações finais.

### 3.2 O Conceito de Otimização e a sua Formulação

O conceito de otimização está associado à determinação de uma ou mais soluções admissíveis, as quais correspondem aos valores extremos de um ou mais objetivos. Os métodos de otimização são de grande importância na resolução de problemas práticos, em particular no domínio da engenharia, e da tomada de decisões em geral.

Quando um problema de otimização modela um sistema real envolvendo apenas uma função objetivo, a tarefa de determinar a solução ótima é denominada de otimização mono-objetivo ou otimização simples. Desde a Segunda Guerra Mundial, a maioria dos esforços realizados no campo da otimização foi para desenvolver e aplicar métodos de otimização mono-objetivo, utilizando, por exemplo, técnicas de investigação baseadas em gradientes ou em heurísticas. Além dos princípios de pesquisa determinística, também existem princípios de pesquisa estocástica usados em algoritmos de otimização para determinar, com mais segurança, soluções ótimas globais. Para estender a aplicação de um algoritmo de otimização a domínios de diferentes problemas, os princípios naturais e físicos são imitados para desenvolver novos algoritmos de otimização, como é o caso dos algoritmos ditos evolucionários.

Na matemática o termo otimização refere-se ao estudo de problemas que têm a seguinte forma [42]:

*Dada uma função  $f: A \rightarrow R$  para um conjunto  $A$  de números reais, determinar um elemento  $x_0$  pertencente a  $A$  de forma que  $f(x_0) \leq f(x)$  para todo  $x$  pertencente a  $A$  (minimização) ou  $f(x_0) \geq f(x)$  para todo  $x$  pertencente a  $A$  (maximização).*

Muitos problemas do mundo real e problemas teóricos podem ser modelados utilizando-se esta formulação.

Tipicamente,  $A$  é um subconjunto do espaço  $R^n$ , frequentemente determinado por um conjunto de restrições, igualdades e desigualdades que os elementos de  $A$  devem satisfazer. Os elementos de  $A$  são chamados de soluções viáveis e a função  $f$  chamada de função objetivo ou função custo, sendo esta função responsável por determinar o quão bem um determinado elemento de  $A$  soluciona o problema formulado. A solução que maximiza ou minimiza (de acordo com o problema) a função objetivo é chamada de solução ótima.

Logicamente, a definição apresentada acima pode ser bem aceita quando nos referimos a problemas simples, mas para uma grande variedade de outros tipos de problemas não é possível a aplicação desta formulação.

Embora a maioria das tentativas para se definir com precisão termos complexos e de utilização comum seja uma tarefa difícil, é necessário que se parta de um conceito inicial para que se tenha uma ideia sobre as discussões que se seguirão. Desta forma, pode-se tentar definir a “otimização como um processo para se fazer alguma coisa melhor” [42]. Esta definição é bastante ampla, uma vez que pode ser aplicada em qualquer ramo de atividade, como por exemplo:

- ✚ Nos desportos: fala-se em otimizar o desempenho dos atletas;
- ✚ Em computação: fala-se em otimizar o tempo de processamento de determinada tarefa.

Quando um engenheiro ou um investigador surge com uma nova ideia é através de um processo de otimização em que se procura, de alguma forma, melhorar esta ideia. Em alguns casos a otimização consiste em experimentar variações sobre um conceito inicial onde, usando as informações obtidas, melhora-se cada vez mais este conceito.

Quando é apresentada uma solução para um determinado problema, duas questões surgem naturalmente:

- 1ª - Seria esta a única solução para o problema? Na grande maioria das vezes, não.
- 2ª - Esta é a melhor solução possível? Esta é a difícil questão a ser respondida e para a qual a otimização é uma valiosa ferramenta de auxílio.

Aplicada à engenharia a otimização visa encontrar a “melhor solução” para o problema formulado. O termo “melhor solução” implica que existe mais de uma solução e que estas soluções não são iguais. A definição de melhor será sempre relativa, pois depende de vários fatores, tais como:

- ✚ A forma como o problema é formulado;
- ✚ O método de solução a ser empregado;
- ✚ A utilização ou não de restrições;
- ✚ A utilização ou não do conhecimento de um especialista no problema;

entre outros.

Como a escolha destes fatores passa a ter influência direta na “melhor solução”, esta será sempre dependente da pessoa que realiza o processo de otimização, o *decision maker*, a quem cabe aceitar uma determinada solução como a “melhor solução”.

Alguns problemas possuem uma solução exata e a “melhor solução” é única e tem o seu valor definido, como por exemplo, a solução de uma equação do segundo grau. Nestes casos, não existe como se otimizar a solução do problema, mas pode-se sempre procurar otimizar as formas de como se atingir a solução exata.

Um processo de otimização que vise a procura da “melhor solução”, aplica-se bem a problemas que possuam várias soluções de valor máximo ou mínimo em diferentes regiões do espaço de pesquisa, ou também chamado de espaço de objetivos. Como por exemplo, na compra de um computador, onde os computadores apresentam os mais variados preços e os mais variados desempenhos. Cabe neste caso ao comprador determinar a relação preço/desempenho (melhor solução) que ele irá aceitar para realizar a compra.

Quanto ao número de objetivos que serão empregados na otimização, os problemas podem ser divididos em duas grandes classes:

- ✚ Os problemas com um único objetivo: este é o caso mais simples de otimização, pois a comparação direta do valor de cada solução apresentada para o problema permite determinar qual a melhor solução;
- ✚ Os problemas com mais de um objetivo (multiobjetivo): neste caso o processo de otimização é um pouco mais complexo, pois necessita que a pessoa responsável pela otimização faça uma tomada de decisão, o *decision maker*, para a escolha da “melhor solução” de entre as possíveis.

A otimização de problemas multiobjetivo é um dos focos em estudo nesta dissertação, sendo detalhada seguidamente.

### 3.3 Otimização Multiobjetivo

A grande maioria dos problemas de otimização no mundo real são caracterizados pela utilização de mais do que um objetivo na sua solução. Em determinadas situações, os objetivos em estudo são concorrentes, ou seja, quando se procura a melhoria de um determinado objetivo existe a degradação de um ou mais dos outros objetivos envolvidos no processo. Este facto pode tornar extremamente difícil o processo de otimização.

Pode citar-se como exemplo de problema de objetivos concorrentes os investimentos financeiros. Para este caso, de entre os objetivos existentes, o investidor pode escolher a minimização dos riscos do investimento e a maximização dos lucros a serem obtidos. É sabido, entretanto, que as aplicações que apresentam baixos riscos geralmente apresentam baixa rentabilidade. Desta forma, a procura por um aumento de rentabilidade pode levar a um aumento do risco, o que corresponde a uma degradação do objetivo inicial de minimizar o mesmo. Neste processo de otimização é necessário encontrar-se um ponto de equilíbrio entre o risco que se deseja aceitar e o rendimento a obter-se, escolha esta que deve ser realizada pelo investidor.

A otimização multiobjetivo, também chamada otimização multicritério, é o caminho natural para a solução desta classe de problemas. Este tipo de otimização tem a sua origem no século dezanove, com os trabalhos de Edgeworth e Pareto.

No problema acima e em vários outros casos, não existe uma solução única para o problema e dificilmente os diferentes objetivos serão otimizados levando-se em conta uma única escolha. Assim, algum tipo de tomada de decisão é necessário para se atingir uma solução ótima. Este facto faz com que otimização multiobjetivo apresente um certo grau de “difusidade”, uma vez que não existe, neste tipo de otimização, uma definição amplamente aceite de ótimo, como no caso de problemas com um único objetivo.

Esta falta de um conceito de ótimo para a otimização multiobjetivo acarreta uma dificuldade na comparação dos resultados obtidos, devido ao facto de que a decisão sobre qual é a melhor solução sempre envolver a tomada de decisão por parte do *decision maker* que está a realizar o processo de otimização.

As otimizações multiobjetivo podem ser definidas como: “o problema de se encontrar o vetor de variáveis que satisfaçam as restrições e otimizem o vetor de funções cujos elementos representam a função objetivo. Esta função forma a descrição matemática dos critérios de avaliação, que são normalmente contraditórios entre si. Assim, o termo ótimo significa, entre as soluções obtidas, o valor da função objetivo que é aceite pelo indivíduo que realiza o processo de otimização” [43].

O estudo de um problema de otimização multiobjetivo envolve geralmente a caracterização do conjunto de soluções não dominadas, através da realização de um cálculo exaustivo destas soluções, ou então calculando uma amostra representativa daquele conjunto. Desta forma, na otimização multiobjetivo não se pretende determinar uma solução ótima (como em otimização mono-objetivo), mas sim um conjunto de soluções não dominadas (frente não dominada, frente de Pareto-Ótima ou simplesmente frente de Pareto).

Os métodos para resolver problemas de otimização multiobjetivo devem obedecer ao seguinte princípio: determinar um conjunto de soluções de compromisso, de forma a caracterizar o mais extensamente possível as gamas de valores alcançáveis para cada função objetivo.

Por conseguinte, a diferença fundamental entre a otimização mono-objetivo e multiobjetivo está na quantidade de soluções ótimas obtidas. No entanto, do ponto de vista prático, ao resolver um problema de otimização necessita-se, na maioria das vezes, de somente uma solução como resposta independentemente do tipo de otimização adotado. Assim, dentro da otimização multiobjetivo existem duas possíveis abordagens no tratamento do problema:

- 1) Definidas as prioridades e pesos entre os vários objetivos de interesse, sendo encontrada a solução ótima baseada nas informações fornecidas anteriormente;
- 2) Não contendo nenhuma informação adicional, é encontrado o conjunto de soluções não-dominadas para posteriormente escolher uma solução dentro desse conjunto.

Em [44] são esquematizadas estas duas abordagens. Nas Figuras 3.1 e 3.2 mostram-se estas duas abordagens, considerando que o problema possui duas funções objetivo.

Na abordagem 1, representada pela Figura 3.1, é importante ressaltar que é geralmente bastante difícil estabelecer o nível relativo de importância dos objetivos. Assim, a difícil questão da primeira abordagem é como definir todas as prioridades e pesos dos problemas que, na maioria das vezes, se conhece tão pouco. Nesta abordagem, as diversas funções objetivos do problema são transformadas em uma única e, portanto, basta utilizar uma técnica de otimização mono-objetivo para resolver o problema resultante. Neste caso, encontram-se disponíveis vários algoritmos que podem ser baseados em métodos clássicos, algoritmos de procura aleatória guiada, como por exemplo o *simulated annealing*, ou até mesmo os algoritmos evolucionários.

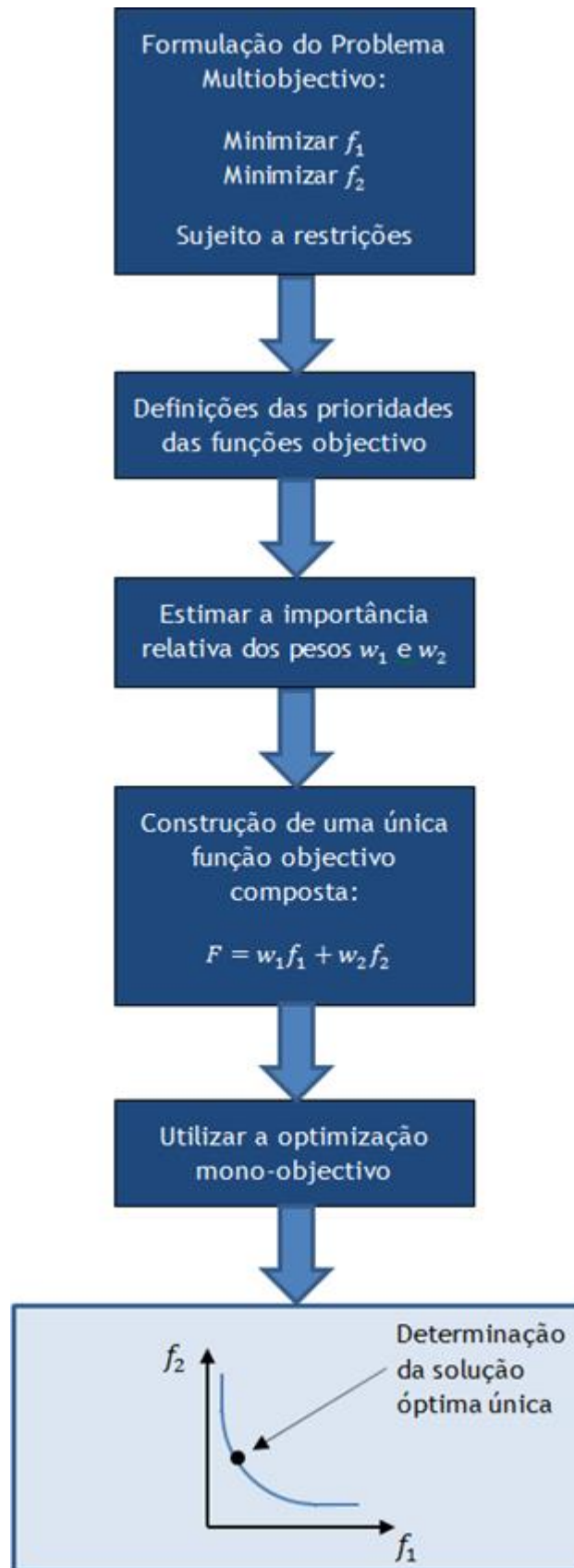


Figura 3.1 - Esquema da abordagem 1 (adaptado de [44]).

Por outro lado, existem algoritmos evolucionários que trabalham com os problemas baseando-se na abordagem 2. Assim, esses algoritmos possibilitam a obtenção de um grande número de soluções não-dominadas para que, posteriormente, seja escolhida entre este conjunto a melhor opção. Nos problemas multiobjetivo do mundo real existe a dificuldade em encontrar informações qualitativas e quantitativas inerentes ao problema.

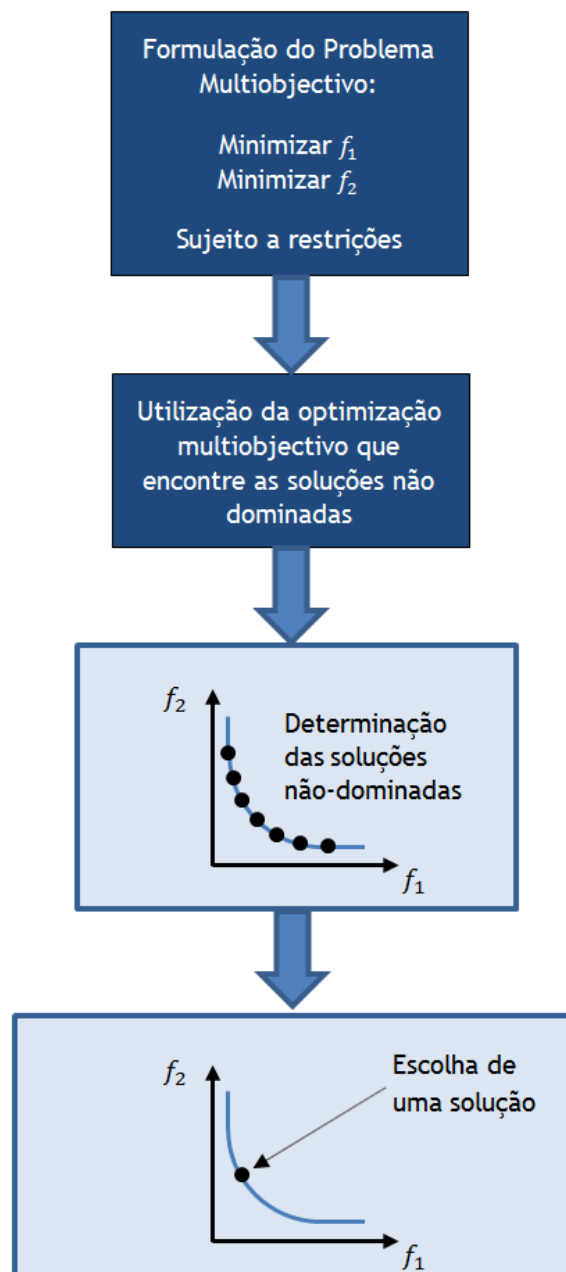


Figura 3.2 - Esquema da abordagem 2 (adaptado de [44]).

## 3.4 Problemas de Otimização Multiobjetivo

### 3.4.1-Planeamento Multiobjetivo

Atualmente, os avanços na tecnologia da computação, aliados ao aumento da complexidade nos problemas de gestão de recursos energéticos, têm estimulado a prática de modelos matemáticos e simulação computacionais como ferramentas para auxiliar na tomada de decisão. A escolha do método depende das características do sistema, avaliação de dados disponíveis, confiabilidade dessas informações, restrições e objetivos especificados.

Nos últimos anos vários investigadores [45] têm criticado o desenvolvimento e aplicação de técnicas de programação matemática que são formuladas utilizando um único critério, uma vez que nos sistemas de energia elétrica existem múltiplos objetivos e por vezes contraditórios, o que faz com que os investigadores procurem métodos mais confiáveis e eficientes para a identificação de soluções. Na otimização de um objetivo único produz-se uma única solução denominada solução ótima, enquanto no procedimento de otimização multiobjetivo produz-se um conjunto de soluções denominadas soluções de Pareto-Ótimas, soluções não dominadas, não inferiores ou soluções *trade-off*.

O planeamento é um processo no qual o individuo deve diagnosticar um problema, defini-lo, reunir dados, descrevê-lo matematicamente, gerar e avaliar alternativas para resolvê-lo para que, no final, o *decision maker* possa escolher uma alternativa para ser implementada. A metodologia consiste na sequência de seis passos apresentados em [46] e descritos seguidamente:

1. Identificação e quantificação dos objetivos;
2. Definição das variáveis de decisão e restrições;
3. Recolha de dados;
4. Geração e avaliação das alternativas;
5. Seleção de uma alternativa;
6. Implementação da alternativa escolhida.

Os passos 1 e 2 correspondem à formulação do modelo, ou seja, à identificação do problema e dos objetivos da proposta, definição das variáveis de controlo à disposição do individuo que toma a decisão (variáveis de decisão) e os seus respetivos limites (restrições).

Após a recolha de dados (passo 3), os passos 4 e 5 dizem respeito à geração das alternativas viáveis dentro do conjunto de restrições e a avaliação do impacto causado por essas alternativas nos objetivos do problema.

Para a execução dos passos 4 e 5, usualmente utilizam-se modelos matemáticos e computacionais com o objetivo de maximizar ou minimizar uma função objetivo sujeita a restrições. As técnicas mais utilizadas são programação linear, programação não linear e programação dinâmica.

A programação linear é um caso particular do modelo geral de otimização quando o conjunto de restrições e a função objetivo são lineares. O problema é que nem sempre a função objetivo e as restrições se encontram na forma linear e são feitas modificações para linearizar o problema.

A programação não linear é adequada aos problemas que envolvem funções objetivo ou, no mínimo, uma restrição não linear.

### 3.4.2-Problemas de Otimização Multiobjetivo

Um problema de Otimização Multiobjetivo (MOOP, do inglês *Muti-Objective Optimization Problem*) possui um conjunto de funções objetivo a serem otimizadas (maximizadas ou minimizadas). Além disso, possui várias restrições que devem ser satisfeitas para que uma solução seja exequível para o problema. O enunciado geral de um MOOP [44] é apresentado em (3.1):

$$\begin{array}{ll}
 \begin{array}{l} \text{minimizar/maximizar} \\ \text{restrições} \end{array} & \begin{array}{l} f_m(x), \\ g_j(x) \geq 0, \\ h_k(x) = 0, \\ x_i^{(inf)} \leq x_i \leq x_i^{(sup)}, \end{array} & \begin{array}{l} m = 1, 2, \dots, N_{obj} \\ j = 1, 2, \dots, NR_{des}; \\ k = 1, 2, \dots, NR_{igu}; \\ i = 1, 2, \dots, N_{var}, \end{array} & (3.1)
 \end{array}$$

onde  $x$  é um valor de  $N_{var}$  variáveis de decisão  $x = (x_1, x_2, \dots, x_{N_{var}})^T$  também denominado de *solução*. Os valores  $x_i^{(inf)}$  e  $x_i^{(sup)}$  representam os limites inferior e superior, respectivamente, para a variável  $x_i$ . Esses limites definem o *espaço de variáveis de decisão* ou *espaço de decisão*  $S_{dec}$ . As  $NR_{des}$  desigualdades ( $g_j$ ) e as  $NR_{igu}$  igualdades ( $h_k$ ) são chamadas de funções de restrição ou simplesmente restrições. Uma solução exequível satisfaz as  $NR_{igual} + NR_{des}$  restrições e os  $2N_{var}$  limites. Caso contrário, a solução não será exequível. O conjunto de todas as soluções exequíveis forma o espaço de soluções exequíveis ou  $S_{exeq}$ .

Cada função  $f_m(x)$  pode ser maximizada ou minimizada. Porém, para trabalhar com os algoritmos de otimização, é necessário converter todas as funções para serem apenas funções de maximização e de minimização [46]. O vetor das funções objetivo  $f(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_{N_{obj}}(x)]$  compõem um espaço multidimensional chamado *espaço de objetivos*  $S_{obj}$ . Para cada solução  $x$  no espaço de decisão, existe um  $f(x)$  em  $S_{obj}$ . Esta é uma diferença fundamental em relação à otimização de objetivos simples, cujo espaço de objetivos é unidimensional.

O mapeamento ocorre então entre um vetor  $x$  (de dimensão  $N_{var}$ ) e um vetor  $f(x)$  (de dimensão  $N_{obj}$ ). Por exemplo, se cada elemento de  $x$  e  $f(x)$  são números reais, então  $f(x)$  estaria “mapeada” como  $f(x) : \mathfrak{R}^{N_{var}} \rightarrow \mathfrak{R}^{N_{obj}}$ , como é exemplificado na Figura 3.3.

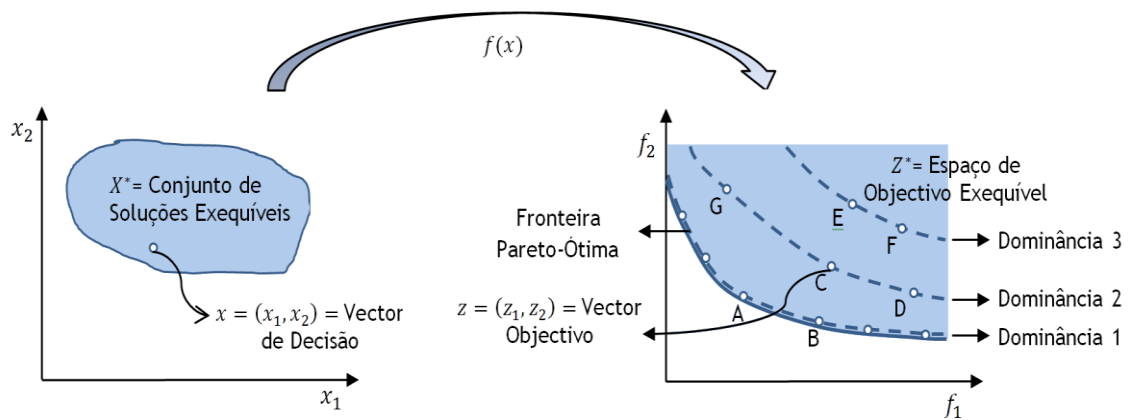


Figura 3.3 - Conjunto de soluções exequíveis, espaço objetivo exequível e grau de dominância em um problema de minimização (adaptada de [44]).

### 3.4.3-Soluções Pareto-Ótimas

As funções objetivo empregues nos problemas de otimização multiobjetivo são em geral contraditórios entre si. Uma função objetivo  $f_1$  é contraditória com uma outra função  $f_2$  quando não é possível melhorar o valor de  $f_1$  sem piorar o valor da função  $f_2$ . Um exemplo prático de objetivos contraditórios são preços e desempenho na compra de equipamentos, por exemplo, de computadores. Os computadores de maior custo são usualmente os de melhor desempenho, e vice-versa. Assim, em uma compra devem ser considerados vários modelos de computadores com diversos valores nos objetivos de preço e desempenho. Se ambos os objetivos possuem a mesma importância, não há como afirmar, por exemplo, que certa redução do preço compensa certa perda de desempenho.

Em MOOP, emprega-se o conceito de dominância de Pareto para comparar duas soluções exequíveis do problema. Dadas duas soluções  $x$  e  $y$ , diz-se que  $x$  domina  $y$  (representada como  $x \leq y$ ) se as seguintes condições forem satisfeitas:

1. A solução  $x$  é pelo menos igual a  $y$  em todas as funções objetivo;
2. A solução  $x$  é superior a  $y$  em pelo menos uma função objetivo;

Assim, existe um conjunto de soluções que possuem vantagens em desempenho mas que não são melhores em custo, e vice-versa. Ou seja, existe um conjunto de alternativas ótimas que são *não-dominadas* entre si nos objetivos custo e desempenho. Em um MOOP, o conjunto de soluções não dominadas é chamado de *conjunto Pareto-Ótimo*, o qual representa as soluções ótimas do problema. A *fronteira de Pareto* é o conjunto de valores das funções objetivo das soluções do conjunto Pareto-Ótimo.

A Figura 3.4 apresenta os valores das funções de preço e desempenho (de 0 a 100) de várias alternativas para o exemplo anterior de compra de computadores. Nesta figura é apresentada a relação de dominância entre as várias soluções, o conjunto de Pareto-Ótimo e a fronteira de Pareto.

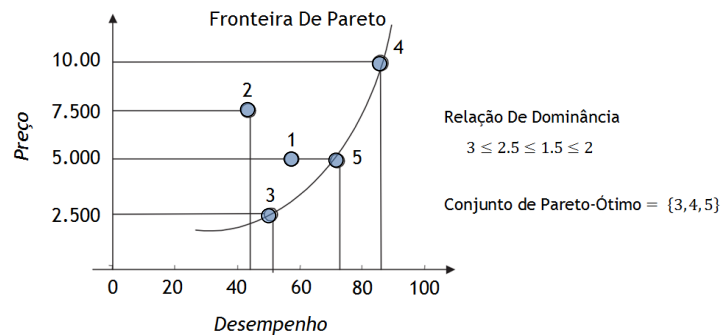


Figura 3.4 - Exemplo ilustrativo do preço e do desempenho de várias opções de compra (1 a 5) de computadores.

### 3.4.4-Dominância de Pareto: definição e propriedades

A seguir serão apresentados de uma forma mais formal, os conceitos descritos na secção anterior [44].

**Definição 1:** Uma solução  $x$  domina uma outra solução  $y$  (representada como  $x \leq y$ ) se as condições seguintes são satisfeitas:

1. A solução  $x$  não é pior que  $y$  em todos os objetivos,  $f_m(x) \leq f_m(y)$  para todo  $m = 1, 2, \dots, N_{obj}$ .
2. A solução  $x$  é estritamente melhor que  $y$  pelo menos em um objetivo, ou seja,  $f_m(x) < f_m(y)$  pelo menos para um valor de  $m$ .

Deve-se notar que a Definição 1 é aplicada em um MOOP onde as funções objetivo devem ser minimizadas. Se ambas as condições da Definição 1 são satisfeitas, pode-se dizer que:

1.  $y$  é dominado por  $x$ ;
2.  $x$  é não-dominado por  $y$ ;
3.  $x$  é não inferior que  $y$ .

A Figura 3.4 apresenta as relações de dominância para o exemplo de custo/desempenho. A solução 5 domina a solução 1 ( $5 \leq 1$ ), e a solução 3 domina a solução 2 ( $3 \leq 2$ ).

A relação de dominância satisfaz as seguintes propriedades:

1. Não é reflexiva. Conforme a Definição 1, uma solução não pode ser dominada por si mesma;
2. Não é simétrica, ou seja,  $x \leq y$  não implica que  $y \leq x$ ;
3. Transitiva, dado que se  $x \leq y$  e  $y \leq z$ , então  $x \leq z$ .

Essas propriedades caracterizam a relação de dominância como uma relação de ordem parcial estrita [44]. Um conjunto de soluções para um MOOP pode ser dividido em um conjunto de soluções dominadas utilizando o operador de dominância.

**Definição 2:** Dado conjunto de soluções  $P$ , o conjunto não dominado  $P'$  é formado por:

$$P' = \{x \in P | \nexists y: y \leq x\} \quad (3.2)$$

Quando o conjunto de soluções  $P$  corresponde ao conjunto de soluções exequíveis de um MOOP ( $P = S_{fact}$ ), o conjunto não-dominante  $P'$  é chamado de *conjunto Pareto-Ótimo*. A Figura 3.5 apresenta vários exemplos de conjuntos Pareto-Ótimos, conforme várias combinações de maximização/minimização de duas funções  $f_1$  e  $f_2$ . A curva indica onde o conjunto está localizado. Essa figura também ilustra que é possível ter conjuntos Pareto-Ótimos formados por uma região contínua ou pela união de regiões descontínuas.

O conceito de otimalidade local existe também em MOOP. Um conjunto Pareto-Ótimo local é definido conforme se segue:

**Definição 3** Dados  $P$ , conjunto de soluções e  $\epsilon$ , um número positivo arbitrariamente pequeno, o conjunto Pareto-Ótimo local  $P''$  é formado por:

$$P'' = \{x \in P | \nexists y: y \leq x \wedge \|y - x\|_\infty \leq \epsilon\} \quad (3.3)$$

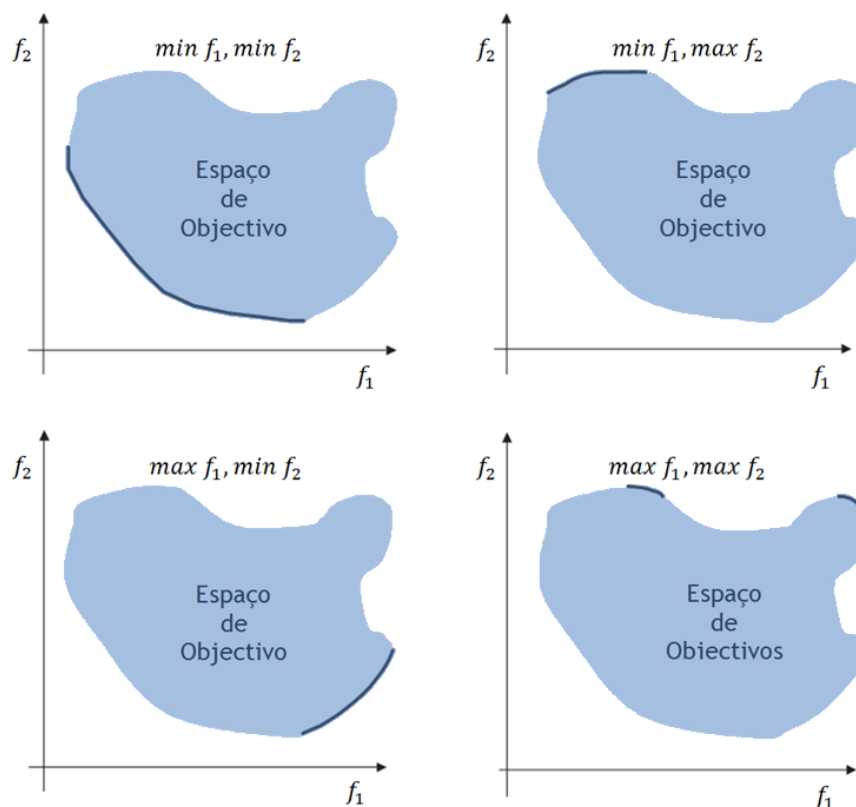


Figura 3.5 - Vários exemplos de conjuntos Pareto-Ótimos (adaptado de [44]).

A Figura 3.6 apresenta dois conjuntos Pareto-Ótimos que são não-dominados localmente, indicando a sua vizinhança no espaço de objetivos e no espaço de variáveis (à direita).

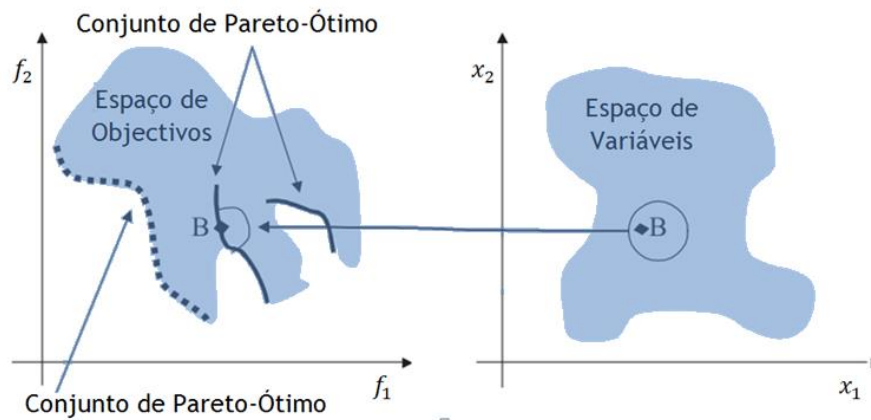


Figura 3.6 - Soluções Pareto-Ótimas locais e globais (adaptado de [44]).

**Definição 4** Dado um MOOP com  $f_m, m = 1 \dots N_{obj}$  funções objetivo e cujo conjunto Pareto-Ótimo é  $P'$ , a fronteira de Pareto  $PF$  é formada por:

$$PF = \{f(x) | x \in P'\} \quad (3.4)$$

onde  $f(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_{N_{obj}}]$  é o vetor de função objetivo para a solução  $x$ .

Da mesma forma para o conjunto Pareto-Ótimo, podem existir fronteiras de Pareto locais.

### 3.5 Metas em Otimização Multiobjetivo

Se a informação adicional sobre a importância relativa dos objetivos é desconhecida, todas as soluções Pareto-Ótimas são igualmente importantes. Em [44], são assinaladas três importantes metas em otimização multiobjetivo:

1. Encontrar um conjunto de soluções que esteja o mais próximo possível da fronteira de Pareto;
2. Encontrar um conjunto de soluções com a maior diversidade possível;
3. Realizar as duas metas anteriores com a maior eficiência computacional possível.

A primeira meta é comum a qualquer processo de otimização. Soluções muito distantes da fronteira de Pareto não são desejáveis. Por outro lado, encontrar a maior diversidade dentro das soluções é uma meta específica para a otimização multiobjetivo. A Figura 3.7a apresenta uma distribuição quase uniforme de soluções da fronteira de Pareto. A Figura 3.7b apresenta a fronteira com as soluções apenas em algumas regiões, isto é, com baixa diversidade. É necessário assegurar a maior cobertura possível da fronteira.

Como em MOOP trabalha-se com o espaço de decisões e o espaço de objetivos, é também desejável que as soluções estejam adequadamente distribuídas em ambos os espaços.

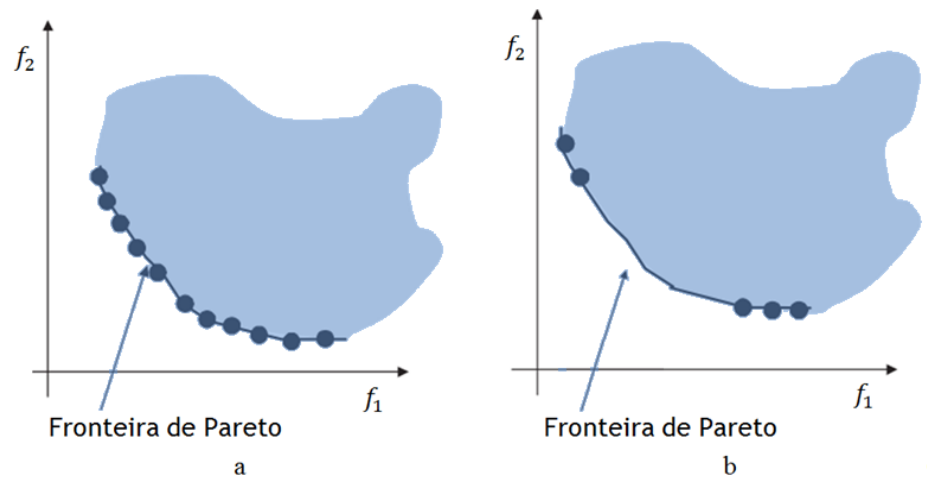


Figura 3.7 - Diferentes distribuições de soluções na fronteira de Pareto (adaptado de [44]).

Em geral, a diversidade em um desses espaços garante também a diversidade no outro. Em alguns problemas isso não acontece, dado que encontrar um conjunto de soluções uniformemente distribuídas é uma tarefa que pode consumir consideráveis recursos computacionais [46], sendo necessário que tais soluções sejam obtidas eficientemente.

### 3.6 Diferenças Entre Otimização Multiobjetivo e Objetivos Simples

Em [44], são identificados três importantes aspectos que diferenciam a otimização multiobjetivo e a otimização de objetivo simples:

- ✚ Nos problemas de otimização mono-objetivo tem-se como objetivo encontrar uma solução otimizada (máximo ou mínimo), enquanto nos problemas de otimização multiobjetivo pode existir mais do que uma solução otimizada. Na otimização multiobjetivo, encontrar o conjunto de soluções da fronteira de Pareto é tão importante quanto preservar a diversidade neste conjunto. Desta forma, um algoritmo eficiente para a otimização multiobjetivo deve considerar estes dois aspectos.
- ✚ Nos problemas de otimização multiobjetivo trabalha-se com os espaços das variáveis e dos objetivos, enquanto os problemas com um objetivo trabalham unicamente no espaço das variáveis, já que procuram apenas uma solução no espaço dos objetivos.

Desta forma, manter a diversidade nos espaços das variáveis e dos objetivos torna a solução dos problemas multiobjetivo mais complexa, pois a proximidade de duas soluções no espaço das variáveis não implica proximidade no espaço dos objetivos.

- ✚ Os métodos tradicionais de otimização multiobjetivo estão baseados em uma função simples na qual se pondera cada objetivo. Pode-se também tratar cada objetivo separadamente, utilizando os demais objetivos como restrições do problema. Portanto, um problema de otimização multiobjetivo pode ser convertido mediante técnicas e manipulações algébricas, em um problema de otimização mono-objetivo.

### 3.7 Considerações Finais

Neste capítulo foram apresentados os principais conceitos, definições e abordagens utilizados na otimização multiobjetivo, aplicada nesta dissertação para o desenvolvimento de ferramentas computacionais que determinam as configurações radiais ótimas durante vários intervalos de tempo, de forma a minimizar as perdas de energia ativa e os custos emergentes das operações de *switching*. Foram também evidenciadas as diferenças entre otimização multiobjetivo e otimização simples (mono-objetivo), demonstrando claramente que a abordagem multiobjetivo é mais complexa, mas consegue fazer uma melhor representação das várias vertentes do problema real, nomeadamente no problema em estudo.

# Capítulo 4

## Abordagens Metodológicas Multiobjetivo

### 4.1 Introdução

Neste capítulo é apresentada a revisão das metodologias e técnicas utilizadas na área da otimização multiobjetivo, aplicada a problemas de reconfiguração de sistemas de distribuição. Na secção 4.2 são definidos alguns conceitos como *trade-off* e taxa marginal de substituição, e na secção seguinte é apresentada a classificação dos métodos segundo vários autores. Essa classificação dá origem às secções 4.4, 4.5, 4.6 e 4.7, métodos sem preferência, métodos *a posteriori*, métodos *a priori* e métodos iterativos, respetivamente.

Como referido no capítulo anterior, a falta de um conceito de ótimo para a otimização multiobjetivo acarreta uma dificuldade na comparação dos resultados obtidos, devido ao facto de que a decisão sobre qual é a melhor solução envolve sempre a tomada de decisão por parte do indivíduo que está a realizar o processo de otimização. Neste capítulo, ao indivíduo que toma a decisão é chamado de *decision maker* (à semelhança dos capítulos anteriores).

### 4.2 Trade-offs e Taxa Marginal de Substituição

O *trade-off*,  $\Lambda_{ij}$ , reflete a relação do incremento de uma unidade, no valor do critério  $c_1$  em detrimento do critério  $c_2$ , para uma mesma acção. Segundo Chankong e Haimes [47], é obtido por meio do comportamento de  $f_1$  e  $f_2$  conforme (4.1):

$$\Lambda_{ij} = \Lambda_{ij}(c_1, c_2) = \frac{f_1(c_1) - f_1(c_2)}{f_2(c_1) - f_2(c_2)} \quad (4.1)$$

sendo  $f_2(c_1) - f_2(c_2) \neq 0$ .

O *trade-off* global,  $\Lambda_{ij}^G$ , que representa o melhor desempenho de um critério,  $c^* \in S$ , para duas funções,  $f_1$  e  $f_2$ , pode ser definido matematicamente (4.2), desde que  $c^* \in S$ , em que  $S$  é o Espaço de Objetivos, da seguinte forma:

$$\Lambda_{ij}^G = \Lambda_{ij}^G(c^*) = \sup_{c \in S_j > (c^*)} \frac{f_i(c^*) - f_i(c_2)}{f_j(c_1) - f_j(c^*)} \quad (4.2)$$

em que  $S_j(c^*) = \{c \in S | f_j(c) > f_j(c^*), f_i(c) \leq f_i(c^*)\}_{i=1, \dots, k, i \neq j}$ .

Caso os comportamentos dos desempenhos dos critérios  $c_1$  e  $c_2$  nas funções  $f_1$  e  $f_2$  sejam contínuos e diferenciáveis, o *trade-off*,  $\Lambda_{ij}$ , é definido como (4.3):

$$\Lambda_{ij}(c^*) = \frac{\partial f_j(c^*)}{\partial f_i} \quad (4.3)$$

Porém, após definido, o *trade-off* pode não refletir o comportamento esperado de acordo com as preferências do *decision maker*. Então, uma segunda possibilidade é a definição das taxas marginais de substituição para os critérios  $c_1$  e  $c_2$ . Essas taxas estão situadas nas curvas de indiferença sob o contorno da função valor/utilidade implícita do *decision maker*, conforme apresenta a Figura 4.1.

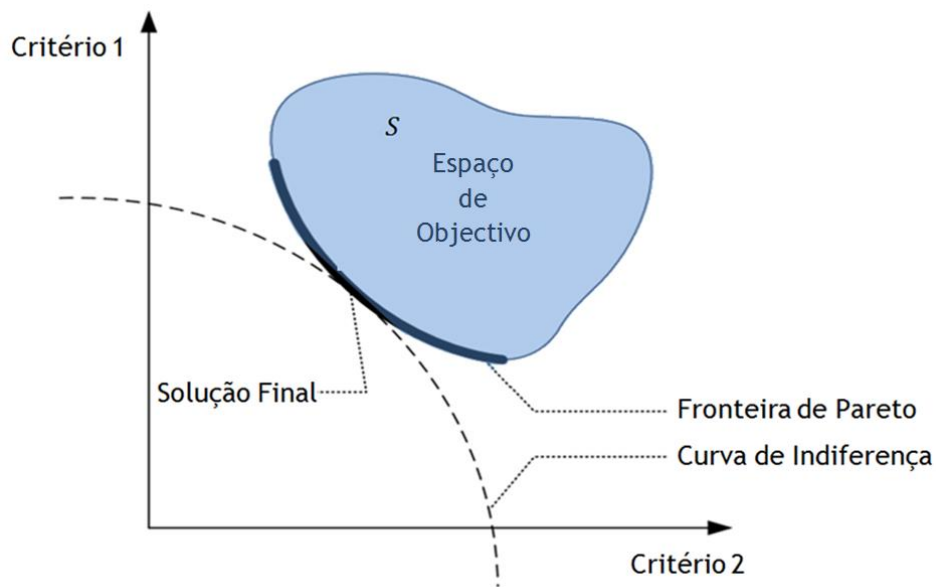


Figura 4.1 - Pareto-Ótimo sob a curva de indiferença (adaptado de [48]).

A taxa marginal de substituição,  $m_{ij} = m_{ij}(c^*)$  representa a preferência do *decision maker* sobre um critério, ou seja, a perda de desempenho de um critério que, segundo o *decision maker*, compensa o ganho de uma unidade de valor no desempenho de outro critério, enquanto todos os outros critérios permanecem constantes. Portanto, segundo Kaisa Miettinen [48], tem-se (4.4):

$$m_{ij} = \frac{\frac{\partial U(f(c^*))}{\partial f_i}}{\frac{\partial U(f(c^*))}{\partial f_j}} \quad (4.4)$$

sendo  $-m_{ij} = \Lambda_{ij} \forall i, j = 1, \dots, n, i \neq j$ .

### 4.3 Métodos de Otimização Multiobjetivo

Gerar uma solução Eficiente de Pareto<sup>3</sup> não é suficiente; é necessário encontrar a solução de Pareto-Ótima. Todavia, não é preciso obter o conjunto de todas as soluções Eficientes de Pareto para alcançar o Pareto-Ótimo. Matematicamente, para um problema de minimização tem-se:

$$\begin{array}{ll} \text{minimizar} & \{f_1(c), f_2(c), \dots, f_i(c)\} \\ \text{restrição} & c \in S \end{array} \quad (4.5)$$

em que  $c^* \in S$  é o Pareto Ótimo se não existir outro  $c \in S$  tal que  $f_i(c) \leq f_i(c^*) \forall i = 1, \dots, k$  e  $f_j(c) < f_j(c^*)$  pelo menos o índice  $j \neq i$  (4.5). Quando se pretende maximizar os desempenhos de funções que implicam benefícios, definem-se as soluções viáveis para o problema (4.6):

$$\begin{array}{ll} \text{maximizar} & \{f_1(c), f_2(c), \dots, f_i(c)\} \\ \text{restrição} & c \in S \end{array} \quad (4.6)$$

O conjunto é delimitado por  $\{c: c \in S \text{ onde não há outro } c^* \in S \text{ tal que } f_i(c^*) > f_j(c) \text{ para algum } j \in \{1, 2, \dots, k\} \text{ e } f_i(c^*) \geq f_i(c) \forall i \neq j.$

Para resolver o conjunto de todas as soluções, Rosenthal [49] sugere três classes de métodos:

- ✚ Métodos para gerar o conjunto de soluções de Pareto;
- ✚ Métodos que maximizam a função valor explicitada pelo *decision maker*;
- ✚ Métodos que maximizam a função valor implícita de forma iterativa.

Entretanto, a classificação mais usual proposta seguida por Miettinen [48] sugere quatro classes de métodos de acordo com a participação do *decision maker* no processo de decisão:

- ✚ Métodos em que a informação de preferência do *decision maker* não é utilizada;
- ✚ Métodos em que a informação de preferência do *decision maker* é utilizada *a posteriori*;
- ✚ Métodos em que a informação de preferência do *decision maker* é utilizada *a priori*;
- ✚ Métodos em que a informação de preferência do *decision maker* é utilizada de maneira iterativa e progressiva.

### 4.4 Métodos Sem Preferência

Os métodos sem preferência não consideram as opiniões (valores do *decision maker*) para obter o Pareto-Ótimo; nesse sentido, a solução final pode ser aceite ou rejeitada pelo *decision maker*.

---

<sup>3</sup> É uma solução de Pareto que não é Ótima mas que pode conduzir a um Pareto-Ótimo.

#### 4.4.1-Método do Critério Global

Este método também conhecido com “programação por compromisso” [50], minimiza a distância entre a referência e o espaço viável das soluções Eficientes de Pareto. A referência é o melhor desempenho possível de um critério ou o seu *benchmarking*,  $z_i^*$ , e desse modo tem-se a formulação (4.7):

$$\begin{array}{ll} \text{minimizar} & \left( \sum_{i=1}^k |f_i(c) - z_i^*|^p \right)^{1/p} \\ \text{restrições} & f_i(c) \geq z_i^* \\ & c \in S \end{array} \quad (4.7)$$

O expoente  $p \{1 \leq p \leq \infty\}$  pode ser substituído na formulação (4.7), segundo Osyczka, da seguinte forma (4.8):

$$\begin{array}{ll} \text{minimizar} & \max \left\{ \max_{c \in S} \left[ \left| \frac{f_i(c) - z_i^*}{z_i^*} \right|, \left| \frac{f_i(c) - z_i^*}{f_i(c)} \right| \right] \right\} \\ \text{sujeito a} & \end{array} \quad (4.8)$$

### 4.5 Métodos *a posteriori*

Nos métodos *a posteriori*, também chamados de métodos de geração de soluções Eficientes de Pareto, o *decision maker* seleciona a solução mais conveniente de entre as soluções geradas. Há duas desvantagens:

- ✚ Existe, geralmente, um tempo computacional excessivo;
- ✚ Existe uma dificuldade, por parte do *decision maker*, em selecionar a solução mais conveniente de entre as inúmeras soluções viáveis.

O equacionamento de problemas de otimização multiobjetivo por meio de métodos *a posteriori* é dividido em duas classes: na primeira classe, o objetivo é encontrar todas as soluções Eficientes de Pareto, e na segunda, o objetivo é encontrar as soluções Eficientes de Pareto da fronteira, ou seja, as extremas.

#### 4.5.1-Método dos Pesos

##### 4.5.1.1-Somatório De Pesos

O método de somatório dos pesos consiste em criar uma função objetivo somando cada objetivo multiplicando por um peso [44]. Os pesos são fornecidos como parâmetros.

A escolha dos pesos é um problema importante que depende da relevância de cada objetivo. É necessário realizar a normalização de cada função objetivo dado que os diferentes objetivos podem ter diferentes magnitudes. Por exemplo, o preço de um carro pode variar entre 4.000€ e 30.000€, enquanto o conforto pode estar entre 0% e 100%.

Assim que os objetivos estejam normalizados, pode-se formular uma função  $F(x)$  que corresponde à soma dos objetivos normalizados multiplicados pelos pesos respectivos. Um MOOP pode ser formulado como se segue [44]:

$$\begin{aligned}
 \text{minimizar} \quad & F(x) = \sum_{m=1}^{N_{obj}} w_m f_m(x), \\
 \text{restrições} \quad & g_j(x) \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, NR_{des}; \\
 & h_k(x) = 0, \quad k = 1, 2, \dots, NR_{igu}; \\
 & x_i^{(inf)} \leq x_i \leq x_i^{(sup)}, \quad i = 1, 2, \dots, N_{var},
 \end{aligned} \tag{4.9}$$

onde  $w_m \in [0,1]$  é o peso para cada função objetivo  $f_m$ . A solução do problema em (4.9) pertence ao conjunto de Pareto-Ótimo se os pesos são positivos para todos os objetivos. Ainda, pode-se garantir que se um MOOP é convexo [44], qualquer solução Pareto-Ótima pode ser encontrada usando o método do somatório dos pesos, empregando diferentes combinações de valor de  $w_m$ .

Seja um MOOP com dois objetivos, o Espaço de Objetivos e a Fronteira de Pareto são apresentados na Figura 4.2, sendo dado vetor  $W = (w_1, w_2)$  para cada objetivo.

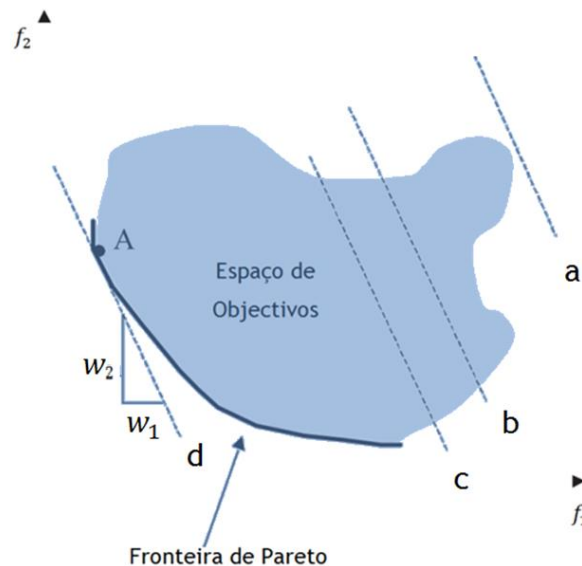


Figura 4.2 - O Método do Somatório de Pesos (adaptada de [44]).

Dado um vetor de pesos  $W$  é possível plotar o contorno de  $F$  no espaço de objetivos. Dado que  $F$  é uma combinação linear dos objetivos, obtém-se uma linha reta. Encontrar o mínimo valor em (4.9) é equivalente a achar uma linha de contorno com um valor mínimo para  $F$ .

A Figura 4.2 apresenta várias linhas de contorno para  $F$ , sendo que a linha  $d$  é *tangencial* a um ponto do espaço de objetivos (A). Esse ponto encontra-se na Fronteira de Pareto e, conseqüentemente, é uma solução de Pareto-Ótima. Modificando os valores para  $w_1$  e  $w_2$ , é encontrada uma solução Pareto-Ótima.

Embora esse método seja relativamente simples, requer várias iterações para atingir toda a fronteira de Pareto. No caso de um MOOP não convexo, este método não é capaz de determinar todas as soluções, nem efetuar a aplicação de vetores de pesos uniformemente distribuídos.

#### 4.5.1.2-Método dos Pesos como Método a priori

O método dos pesos pode ser utilizado, *a priori*, caso o *decision maker* atribua as suas preferências ao vetor de coeficientes dos critérios. Assim, os coeficientes são tratados como taxas marginais de substituição (4.10),

$$m_{ij} = \frac{w_j}{w_i} \quad (4.10)$$

Este método pode ser iterativo, ou seja, a cada iteração o vetor de coeficientes pode ser modificado pelo *decision maker* de forma direta, ou por uma função que representa o comportamento do coeficiente, segundo o *decision maker*.

#### 4.5.2-Método de $\varepsilon$ -Restrições

Em [44], é sugerida uma reformulação do MOOP considerando qualquer objetivo, mantendo restritos os demais objetivos com valores definidos pelo usuário. A formulação adotada é descrita em (4.11):

$$\begin{array}{ll} \text{minimizar} & f_u(x), \\ \text{restrições} & f_m(x) \leq \varepsilon_m, \quad m = 1, 2, \dots, N_{obj} \text{ e } m \neq u; \\ & g_j(x) \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, NR_{des}; \\ & h_k(x) = 0, \quad k = 1, 2, \dots, NR_{igu}; \\ & x_i^{(L)} \leq x_i \leq x_i^{(U)}, \quad i = 1, 2, \dots, N_{var}, \end{array} \quad (4.11)$$

em que cada  $\varepsilon_m$  definido pelo *decision maker* representa um limite máximo para o valor de  $f_m$ . Por exemplo, para um MOOP não convexo de dois objetivos  $f_1$  e  $f_2$ , escolhe-se  $f_2$  para ser minimizado e mantém-se  $f_1$  com a restrição  $f_1 \leq \varepsilon_1$ .

A Figura 4.3 apresenta o espaço de objetivos e vários valores para  $\varepsilon_1$ . O mínimo para  $f_2$  depende da escolha de  $\varepsilon$ . Por exemplo, usando  $\varepsilon_1^c$ , o valor mínimo para  $f_2$  é o ponto C. Então, empregando diferentes valores de  $\varepsilon$ , encontram-se diferentes soluções Pareto-Ótimas.

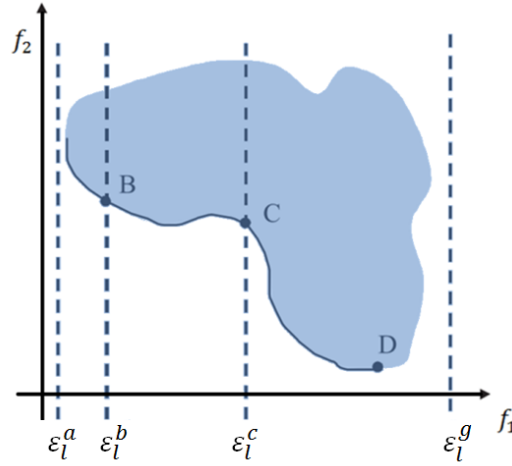


Figura 4.3 - Método de  $\varepsilon$  - Restrições (adaptada de [44]).

Desta forma, o método de  $\varepsilon$  - Restrições pode ser usado para gerar as soluções de Pareto-Ótimas independentemente do espaço de objetivos ser convexo, não convexo ou discreto [44]. Este método necessita que a escolha do vetor  $\varepsilon$  esteja em uma região exequível para cada objetivo. Por exemplo, na Figura 4.3, se for escolhido  $\varepsilon_l^a$  nenhuma solução será obtida. Assim, como no somatório de pesos são necessárias várias iterações para determinar a fronteira de Pareto, o uso de uma distribuição uniforme de  $\varepsilon$  não garante um conjunto de soluções com a mesma distribuição.

O método  $\varepsilon$ -Restrições pode ser conjugado com o método dos pesos e com as taxas de *trade-off*. Portanto, caso a solução obtida pelo método dos pesos seja  $c^* \in S$ , então  $w \in \mathbf{R}_+^k$  corresponde ao vetor de coeficientes, em que  $k$  é o número total de funções de desempenho. Assim, existe um vetor  $\varepsilon_i = f_i(c^*) \forall i = 1, \dots, k$  e  $\sum_{i=1}^k w_i = 1$ . Chankong e Haimes [47] apresentaram a formulação (4.12):

$$\begin{aligned} &\text{minimizar} && f_l(c) + \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq l}}^k \mu_i f_i(c) \\ &\text{restrição} && c \in S \end{aligned} \tag{4.12}$$

a qual pode ser, segundo Benson e Morin [50], transformada em (4.13) e uma única função objetivo irrestrita,

$$\text{minimizar} \quad f_l(c) + \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq l}}^k \lambda_i (f_i(c) - \varepsilon_i) + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq l}}^m \mu_j g_j(c) \tag{4.13}$$

em que  $S = \{c \in S \mid g(c) = (g_1(c), \dots, g_m(c))^T \leq 0\}$ ,  $g_j(c)$  representa as restrições de igualdade,  $\lambda \in \mathbf{R}^{k-1}$  e  $\mu \in \mathbf{R}^m$  são denominados multiplicadores de Lagrange.

Os multiplicadores de Lagrange e de Karushn-Tucker são equivalentes às taxas de *trade-off*, segundo Chankong e Haimes [47], desde que  $c^* \in S$  seja a solução para o problema, existindo os vetores  $\lambda \in R_+^{k-1}$  e  $\mu \in R_+^m$ , e as seguintes condições sejam satisfeitas:

- ✚  $\nabla f_l(c^*) + \sum_{i \neq l}^k \lambda_i \nabla(f_i(c^*) - \varepsilon_i) + \sum_{j=1}^m \mu_j \nabla g_j(c^*) = 0$ ;
- ✚  $\lambda_i(f_i(c^*) - \varepsilon_i) = 0 \forall i \neq l$ ;
- ✚  $\mu_j g_j(c^*) = 0 \forall j = 1, \dots, m$ ;
- ✚ a Hessiana  $\nabla^2 f_l(c^*) + \sum_{i \neq l}^k \lambda_i \nabla^2(f_i(c^*) - \varepsilon_i) + \sum_{j=1}^m \mu_j \nabla^2 g_j(c^*) = 0$  seja definida positiva.

Os *trade-offs* (4.3) são equivalentes, conforme (4.14):

$$\lambda_{li} = -\frac{\partial f_l(c^*)}{\partial f_i} \quad (4.14)$$

em que  $\lambda_i = \lambda_{li}, \forall i = 1, \dots, k, i \neq l$ .

### 4.5.3-Método Híbrido

Esse método descrito por Corley, Wendelle e Lee [50] é uma combinação dos métodos  $\varepsilon$ -Restrições e de pesos. O problema é equacionado conforme (4.15).

$$\begin{aligned} &\text{minimizar} && \sum_{i=1}^k w_i f_i(c) \\ &\text{restrições} && f_j(c) \leq \varepsilon_j \forall j = 1, \dots, k \\ &&& w_i \in R_+^* \forall i = 1, \dots, k \\ &&& c \in S \end{aligned} \quad (4.15)$$

### 4.5.4-Método p-norma

Também denominado de programação por compromisso [50], este método assume, diferentemente do método do critério global (4.9), um “peso”  $w_i \geq 0 \forall i = 1, \dots, k$  e  $\sum_{i=1}^k w_i = 1$ , para otimizar as distâncias da referência, como em (4.16):

$$\begin{aligned} &\text{minimizar} && \left( \sum_{i=1}^k w_i |f_i(c) - z_i^*|^p \right)^{1/p} \\ &\text{restrição} && c \in S \end{aligned} \quad (4.16)$$

Caso  $p = 1$ , os desvios dos coeficientes são minimizados pelo método dos pesos, exceto pela constante  $z_i^*$  - referência/*benchmarking*. Caso  $p = 2$ , os desvios dos coeficientes são minimizados pelo método dos mínimos quadrados. Caso  $p$  seja excluído da formulação tem-se (4.17):

$$\begin{array}{ll} \text{minimizar} & \alpha \\ \text{restrição} & \alpha \geq w_i(f_i(c) - z_i^*) \forall i = 1, \dots, k \\ & c \in S \\ & \alpha \in R \end{array} \quad (4.17)$$

A influência do valor atribuído a  $p$  foi estudada em problemas de natureza económica [50], sob o ponto de vista do risco, o qual afirma que para um *decision maker* com grande aversão ao risco devem-se usar valores elevados.

#### 4.5.5-Algoritmos Genéticos

A técnica de Algoritmos Genéticos (AG) fundamenta-se em procedimentos para configurar uma população de indivíduos, em que cada indivíduo constitui uma solução potencial do problema de otimização e é representado por cromossomas que representam o seu genótipo. Há três tipos de operações por meio de AG [51]: (i) seleção, (ii) mutação e (iii) recombinação.

Os melhores indivíduos são selecionados pela combinação e genes, que, por exemplo, podem ocorrer com pesos de importância relativa.

Fonseca e Fleming [51] apresentam o Algoritmo Genético Multiobjetivo (MOGA, do inglês *Multi-Objective Genetic Algorithm*) baseado no desenvolvimento de uma população Eficiente de Pareto ou próxima a esta, por meio de uma função *fitness*, para um indivíduo  $j$  com uma função de desempenho (4.18):

$$F_j(c) = f_i(\phi^j(c)) \quad (4.18)$$

em que  $\phi^j = \{\phi_1^j, \dots, \phi_n^j\}$ , e cromossomas  $\phi_i = \{1, \dots, n\}$ . Portanto, para encontrar uma solução não-inferior (não-dominada) entre uma população de  $N$  indivíduos, é necessário que não existam outros indivíduos  $k = 1, \dots, N, k \neq j$ , tal como apresenta (4.19):

$$\phi_i^k \leq \phi_i^j \forall i = 1, \dots, n \quad (4.19)$$

em que  $\phi_i^k < \phi_i^j$  para pelo menos um  $i$ .

Desse modo, os indivíduos são escalonados e agrupados a cada iteração com o intuito de construir o conjunto de soluções Eficientes de Pareto.

## 4.6 Métodos *a priori*

Para estes métodos, o *decision maker* deve especificar as suas preferências e os valores antes de iniciar o processo de solução.

### 4.6.1-Método da Função Valor/Utilidade

As escolhas efetuadas pelo *decision maker* são frequentemente baseadas em uma função implícita, cujo comportamento depende da sua formação social, permitindo avaliar os objetivos por meio de uma escala cardinal<sup>4</sup>. Portanto, Keeney e Raiffa [52] classificaram a referida função da seguinte forma:

- ✚ A função utilidade  $U: R^k \rightarrow R$ , em que  $U = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$  representa o comportamento do *decision maker* sobre os critérios em avaliação, considerando a probabilidade do valor do desempenho de cada critério;
- ✚ A função valor  $V: R^k \rightarrow R$ , em que  $U = \{v_1, v_2, \dots, v_k\}$  representa o comportamento do *decision maker* sobre os critérios em avaliação, não considerando a probabilidade do valor de desempenho de cada critério.

Desse modo, para dois critérios diferentes,  $c_1$  e  $c_2$ :

- ✚ se  $U(c_1) > U(c_2)$  ou  $V(c_1) > V(c_2)$ , o *decision maker* prefere  $c_1$  a  $c_2$ ;
- ✚ se  $U(c_1) = U(c_2)$  ou  $V(c_1) = V(c_2)$ , o *decision maker* é indiferente a  $c_1$  e  $c_2$ ;
- ✚ se  $U(c_1) < U(c_2)$  ou  $V(c_1) < V(c_2)$ , o *decision maker* prefere  $c_2$  a  $c_1$ .

Neste método, o *decision maker* deve explicitar matematicamente a forma da função implícita. O problema da função valor é representado em (4.20):

$$\begin{array}{ll} \text{minimizar} & V(f_i(c)) \\ \text{restrição} & c \in S \end{array} \quad (4.20)$$

Para a função utilidade, tem-se (4.21):

$$\begin{array}{ll} \text{maximizar} & U(f_i(c)) \\ \text{restrição} & c \in S \end{array} \quad (4.21)$$

---

<sup>4</sup> A preferência ordinal implica o ordenamento das alternativas (ações/performance) e não considera a intensidade das preferências. Essa abordagem permite, por exemplo, afirmar que a primeira escolha do *decision maker* é preferível à segunda escolha, mas não especifica quão preferível é a primeira opção. A preferência cardinal implica que a intensidade das preferências seja quantificada.

Ambas podem ser resolvidas por métodos de otimização, desde que não apresentem intransitividades<sup>5</sup> e incomparabilidades<sup>6</sup> [52]. Contudo, segundo Keeney e Raiffa, o método é restrito a problemas multiobjetivo de apoio à decisão com a região viável composta por alternativas de solução discretas.

Neste sentido, o conjunto de soluções Eficientes de Pareto é formado por  $n$  alternativas discretas, sendo que cada alternativa possui um valor  $v_i$  associado ao desempenho de cada critério  $f_i(c)$ , o qual, por sua vez, tem a sua importância ponderada pelo coeficiente  $w_i$ . Desse modo, uma alternativa  $a_n$  com  $k$  critérios pode ser avaliada, segundo Belton e Stewart [52], sob uma formulação (4.22) de agregação aditiva:

$$V(a_n) = \sum_{i=1}^k w_i v_{in}(f_{in}(c)) \quad (4.22)$$

ou sob uma formulação de agregação produtiva (4.23):

$$V(a_n) = \prod_{i=1}^k [v_{in}(f_{in}(c))]^{w_i} \quad (4.23)$$

ou, sob a utilidade esperada (4.24):

$$E\{U(a_n)\} = \int_i^k P_{in}(a_n) u_{in}(f_{in}(c)) da_n \quad (4.24)$$

em que  $P_{in}(a_n)$  é a função densidade de probabilidade do critério  $i$  para a alternativa  $n$ , e  $u_{in}(f_{in}(c))$  é a utilidade do desempenho do critério  $i$  da alternativa  $n$ .

A função utilidade de um critério  $i$  que compõe o vetor da alternativa  $n$  pode ser determinada, de entre outras, por uma função quadrática (4.25):

$$u_i(a_n) = x_1 (f_{in}(c))^2 + x_2 (f_{in}(c)) + x_3 \quad (4.25)$$

ou por uma função exponencial (4.26):

$$u_i(a_n) = x_1 + x_2 e^{x_3 f_{in}(c)} \quad (4.26)$$

em que  $x_1$ ,  $x_2$  e  $x_3$  são parâmetros de sensibilidade ajustados pelo *decision maker*, e  $u_i(a_n)$  é a utilidade do critério  $i$  para a alternativa  $n$ .

---

<sup>5</sup> A transitividade é a propriedade que relaciona, por exemplo, três alternativas de solução  $c_1$ ,  $c_2$ , e  $c_3$ , em que a relação de  $c_1$  e de  $c_2$  com  $c_3$  acarreta a relação de  $c_1$  com  $c_3$  [48].

<sup>6</sup> A comparabilidade surge quando é possível, por exemplo, comparar duas ações  $c_1$  e  $c_2$  [48].

A questão de como escolher ou formular a função utilidade é abordada amplamente por Keeney e Raiffa [52].

#### 4.6.2-Método do Ordenamento Lexicográfico

Neste método, o *decision maker* deve ordenar as funções de desempenho de acordo com a ordem de prioridade absoluta do critério avaliado antes de iniciar o processo de solução. Após o ordenamento, a função de maior importância é otimizada com as suas restrições originais, tendo a sua solução utilizada na otimização da segunda função, a fim de garantir a solução da função de maior prioridade, e assim sucessivamente até à última função  $k$  de desempenho.

Um problema de ordenamento lexicográfico é escrito em (4.27):

$$\begin{array}{ll} \text{lex minimizar} & f_1(c), f_2(c), \dots, f_k(c) \\ \text{restrição} & c \in S \end{array} \quad (4.27)$$

onde a função  $f_i(c) \forall i = 1, \dots, k$  é ordenada de maneira decrescente quanto à prioridade do critério a ela associado.

Há uma correspondência entre os métodos de ordenamento lexicográfico e de pesos; veja-se que se o segundo método possuir uma discrepância de magnitude elevada entre os coeficientes, terá um comportamento equivalente ao primeiro [50]. O uso do ordenamento lexicográfico é justificado em virtude da maneira sucessiva e fracionada como o *decision maker* toma decisões. Contudo, atribuem-se várias críticas ao método, entre as quais ressaltam:

- ✚ O *decision maker*, geralmente, encontra dificuldades em obter de maneira direta uma ordem de prioridade absoluta às funções de desempenho;
- ✚ A solução da função de desempenho de maior prioridade, caso seja única, sobrepõe-se às soluções das demais funções.

#### 4.6.3-Método de Programação por Metas

Este método tenta encontrar soluções que possam atingir uma meta pré-determinada para uma ou mais funções objetivo. Caso não exista uma solução exequível que alcance as metas para todos os objetivos, esta minimiza os *desvios* em relação às metas. Considerando uma função  $f(x)$  para ser minimizada dentro do espaço de busca  $S_{fact}$ , para cada objetivo é escolhido pelo usuário um valor/meta  $z$ . Matematicamente pode traduzir-se por (4.28):

$$\begin{array}{ll} \text{meta} & (f(x) = z) \\ & x \in S_{fac} \end{array} \quad (4.28)$$

Para se resolver um problema de programação por metas, cada meta é convertida em uma restrição de igualdade. Procura-se, então, minimizar todos os desvios em relação às metas. Existem várias formas de trabalhar com esses problemas, as quais serão descritas a seguir:

- Programação de metas com pesos: para um problema com  $N_{obj}$  objetivos, formula-se uma função somando os vários desvios para cada um dos  $N_{obj}$  objetivos. A formulação geral desse problema pode ser descrita conforme (4.29):

$$\begin{aligned}
 &\text{minimizar} && \sum_{m=1}^{N_{obj}} (\alpha_m \phi_m + \beta_m \eta_m) \\
 &\text{restrições} && f_m(x) - \phi_m + \eta_m = z_m, \quad m = 1, 2, \dots, N_{obj}; \\
 & && x \in S_{fact}, \\
 & && \phi_m, \eta_m \geq 0, \quad m = 1, 2, \dots, N_{obj},
 \end{aligned} \tag{4.29}$$

onde  $\alpha_m$  e  $\beta_m$  são os pesos dos desvios positivos e negativos ( $\phi_m$  e  $\eta_m$ , respectivamente) para o  $j$ -ésimo objetivo,  $z_m$  é a meta para a função  $f_m$  e  $S_{fac}$  é o espaço de decisão exequível. As soluções obtidas por este método dependem consideravelmente da escolha dos valores para  $\alpha_m$  e  $\beta_m$ . Ainda, segundo [50], este método possui dificuldades similares ao método do somatório dos pesos;

- Programação de metas lexicográficas: aqui as metas são organizadas em vários níveis de prioridade. Resolvem-se sequencialmente vários problemas de programação por metas. Inicialmente, as metas de primeira ordem de prioridade são consideradas na formulação do problema. Caso existam múltiplas soluções, as metas de segunda ordem de prioridade são consideradas formulando outro problema para minimizar apenas os desvios para as metas de segunda ordem. As metas de primeira ordem de prioridade são usadas como restrições. O processo continua com os demais níveis de prioridade até que seja encontrada uma única solução. Utilizando esse método, é encontrada frequentemente uma solução Pareto-Ótima. A Figura 4.4 apresenta um espaço de objetivos para as funções  $f_1$  e  $f_2$ .

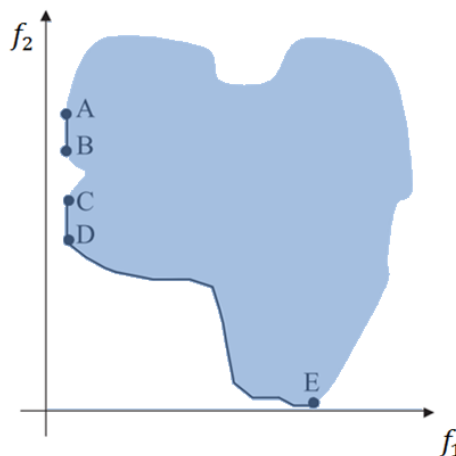


Figura 4.4 - Método da programação de metas lexicográficas (adaptado de [44]).

Se  $f_1$  é mais importante, minimiza-se  $f_1$  primeiro e obtêm-se as soluções das regiões  $AB$  e  $CD$  nas quais  $f_1$  é mínima. Dado que existem múltiplas soluções, minimiza-se  $f_2$  somente nas regiões  $AB$  e  $CD$  encontradas na iteração anterior. A solução é o ponto  $D$ , que corresponde ao mínimo para  $f_2$ . Então,  $D$  é a solução para todo o problema de programação de metas lexicográficas.

- Programação de matas mix-max: neste método é minimizado o máximo desvio em relação às metas. A formulação adotada está em (4.30):

$$\begin{aligned}
 &\text{minimizar } \delta \\
 &\text{restrições } \alpha_m \phi_m + \beta_m \eta_m \leq \delta, \\
 & \quad f_j(x) - \phi_m + \eta_m = z_m, \quad m = 1, 2, \dots, N_{obj}; \\
 & \quad x \in S_{fact}, \\
 & \quad \phi_m, \eta_m \geq 0, \quad m = 1, 2, \dots, N_{obj},
 \end{aligned} \tag{4.30}$$

onde  $\delta$  é o desvio máximo para qualquer meta,  $\phi_m$  e  $\eta_m$  são os desvios positivos e negativos para cada objetivo, e  $\alpha_m$  e  $\beta_m$  representam os pesos para cada desvio. Este método requer também a escolha dos pesos  $\alpha_m$  e  $\beta_m$

#### 4.6.4-Método de Alcançar a Meta

Em muitas situações, o *decision maker* deseja especificar uma solução (meta) e direcionar a procura no espaço de objetivos o mais próximo possível da meta. Esse método requer que o *decision maker* especifique a meta,  $z_i^*$ , e os “pesos” para cada meta que direcionarão o caminho da procura do conjunto de Pareto-Ótimo. A Figura 4.5 apresenta a direção de preferência do *decision maker* pelo vetor  $\vec{\theta} = Z^* + w\gamma$ , em que  $Z^* = \{Z_1^*, Z_2^*, \dots, Z_k^*\}$ .

É formulado um problema pelo método de alcançar a meta (4.31), de acordo com [44], da seguinte forma:

$$\begin{aligned}
 &\text{minimizar } \gamma \\
 &\text{restrições } f_i(c) - w_i\gamma \leq z_i^* \quad \forall i = 1, \dots, k \\
 & \quad c \in S
 \end{aligned} \tag{4.31}$$

em que  $\gamma$  é uma variável auxiliar irrestrita e  $w_i$  é o “peso” normalizado,  $\sum_{i=1}^k w_i = 1$ .

O menor valor de  $\gamma$  ocorre quando o vetor  $\vec{\theta}$  alcança a borda do espaço de objetivos  $S$  (Figura 4.5), portanto a melhor solução é afectada tanto pelo peso  $w_i$  quanto pela meta  $z_i^*$ .

Esse método pode ser ampliado para a forma iterativa, segundo Haimes e Hall [47], em que o gestor da rede pode alterar os pesos conforme as taxas de intercâmbio - *trade-offs* - entre as metas.

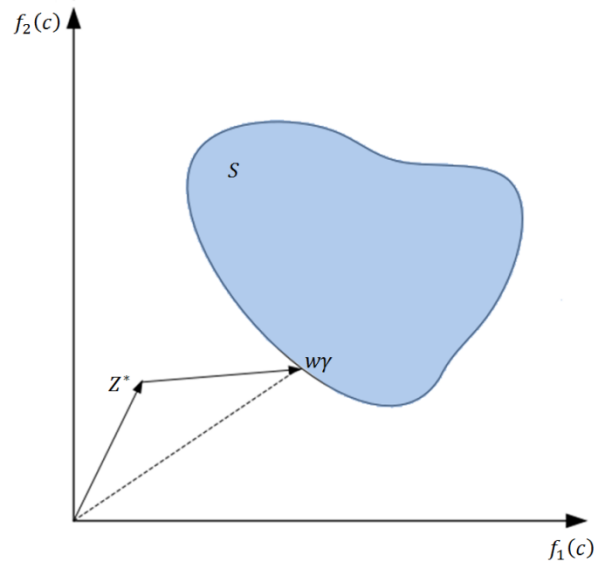


Figura 4.5 - Caminho para o método de alcançar a meta (adaptado de [44]).

## 4.7 Métodos Iterativos

Das quatro classes de métodos apresentadas, os métodos iterativos são os que possuem maior diversidade. Isso deve-se, de acordo com Miettinen [48], ao facto de a subjetividade das preferências e as escolhas do *decision maker* serem parte do processo de solução. Todavia, o *decision maker* usualmente não tem conhecimento da estrutura completa do processo de decisão, o que dificulta a interação com o método. Em virtude disso, é necessária a inserção da figura do “analista” em algumas metodologias, também conhecido como facilitador.

Assim, o *decision maker* atua em conjunto com o facilitador para atingir os objetivos e/ou comportamentos desejados. Uma vez que o facilitador determina a estrutura de preferências, a atuação do *decision maker* a cada iteração pode não ser ótima, porém é a melhor possível segundo o conjunto de valores do *decision maker*. Há várias classificações para os métodos iterativos, no entanto, de acordo com Vanderpooten em [48] podem se dividir em duas:

- ✚ Métodos orientados à procura de soluções propostas pelo *decision maker*;
- ✚ Métodos orientados à aprendizagem pela exploração das possíveis alternativas viáveis.

O método iterativo de substituição do valor de *trade-offs* (*Iterative Surrogate Worth Trade-off - ISWT*), baseado no método  $\varepsilon$ -Restrições, foi apresentado por Haimes *et al* [45]. O conceito principal é o de maximizar a função de valor implícito, sendo que o *decision maker* atua sobre as taxas de *trade-off*, a cada iteração, a fim de obter o comportamento desejado.

O método Geoffrion-Dyer-Feiber (GDF), proposto por Geoffrion *et al* [48], tem os mesmos objetivos do método *ISWT* mas difere no procedimento. Este método gera as taxas marginais de substituição para que o *decision maker* as visualize graficamente por meio das curvas de indiferença e, desse modo, maximize a função valor por aproximação.

A técnica de otimização por representação sequencial, apresentada por Sakawa [48], usufrui dos meios apresentados pelos dois métodos já citados, ou seja, usa as taxas de *trade-off* e as taxas marginais de substituição para aproximar e maximizar a função valor.

O método *Tchebycheff* proposto por Steuer [48] não utiliza a função valor, mas sim um vetor de *benchmarking*, a fim de maximizar a redução do espaço vetorial das metas. A cada iteração um vetor de metas é apresentado ao *decision maker* para que escolha segundo as suas preferências e, assim, o espaço de soluções é reduzido.

O método de passo (*Step Method - STEM*), apresentado por Benayun *et al* [48], é uma variação do método *Tchebycheff*. Porém, neste método o *decision maker* assume previamente a cada iteração o valor de corte das funções de desempenho - valores aceitáveis e inaceitáveis (Figura 4.6).

A “efervescência” dos métodos iterativos deve-se muito à necessidade de uma abordagem metodológica que permita incluir no processo de otimização multiobjetivo critérios qualitativos, possibilitando ao *decision maker* uma participação mais efetiva na definição dos objetivos do planejamento. Portanto, Keeney e Raiffa [48] e Chankong e Haimes [47] sugerem que um problema multiobjetivo pode ser estruturado de maneira hierárquica para o apoio à decisão.

As metodologias multiobjetivo têm aplicabilidade, segundo Hobbs e Meier [48], “num ambiente de incertezas, onde coexistem diferentes alternativas de solução e grupos afetados e sob um quadro de conflitos de valores”.

A *práxis* deve permitir ao *decision maker* “avaliar as consequências da implementação das suas ideias com o auxílio de modelos aceites por todos, a partir de uma base comum de informações” [48].

Dessa forma, a convergência para uma solução de compromisso, diante da negociação e participação, torna-se robusta e concreta. Entretanto, não existe uma definição de sucesso para sistemas multiobjetivo de apoio à decisão, pois o melhor sistema “não é obrigatoriamente o que utiliza as melhores técnicas, mas aquele capaz de induzir as melhores decisões” [53].

Não obstante, algumas características são relevantes, apesar de não garantirem o sucesso:

- ✚ Aprimorar o julgamento humano, e não substituí-lo;
- ✚ Ser flexível e adaptável às mudanças do contexto decisório;
- ✚ Ter acessibilidade tanto para usuários especialistas como por usuários com pouco esclarecimento técnico;
- ✚ Permitir a incorporação de julgamentos de valores;
- ✚ Permitir a construção do modelo com a participação dos *stakeholders*;
- ✚ Possibilitar a incorporação de variáveis de cunho social, ambiental, político e económico.

#### 4.7.1-Metodologia Multiobjetivo de Apoio à Decisão (MCDA)

A metodologia multiobjetivo para ser efetiva deve apresentar uma estrutura lógico-dedutiva que, partindo de alguns axiomas referentes ao comportamento na escolha individual, estabelece uma série de teoremas relativos que restringem o problema de agregar as preferências individuais na escolha.

##### **Objetivos**

A técnica multiobjetivo possui os seguintes objetivos [48]:

- ✚ Estruturar o processo de decisão;
- ✚ Facilitar a negociação;
- ✚ Documentar como as decisões são feitas;
- ✚ Informar os agentes envolvidos acerca das implicações e consequências dos atributos examinados, inspirando mais segurança na tomada de decisão.

##### **Implementação**

A absorção das variáveis intervenientes pela técnica multiobjetivo é feita pela aproximação das curvas de indiferença (da mesma utilidade) com os gestores de rede. Esse processo é ilustrado nas Figuras 4.6 e 4.7, que apresentam quais alternativas são igualmente preferenciais. A Figura 4.6 apresenta onde as várias alternativas viáveis se posicionam por meio dos critérios 1 e 2 dispostos nos eixos das abcissas e ordenadas, respetivamente, segundo uma escala que varia do melhor possível ao pior aceitável para o *decision maker*.

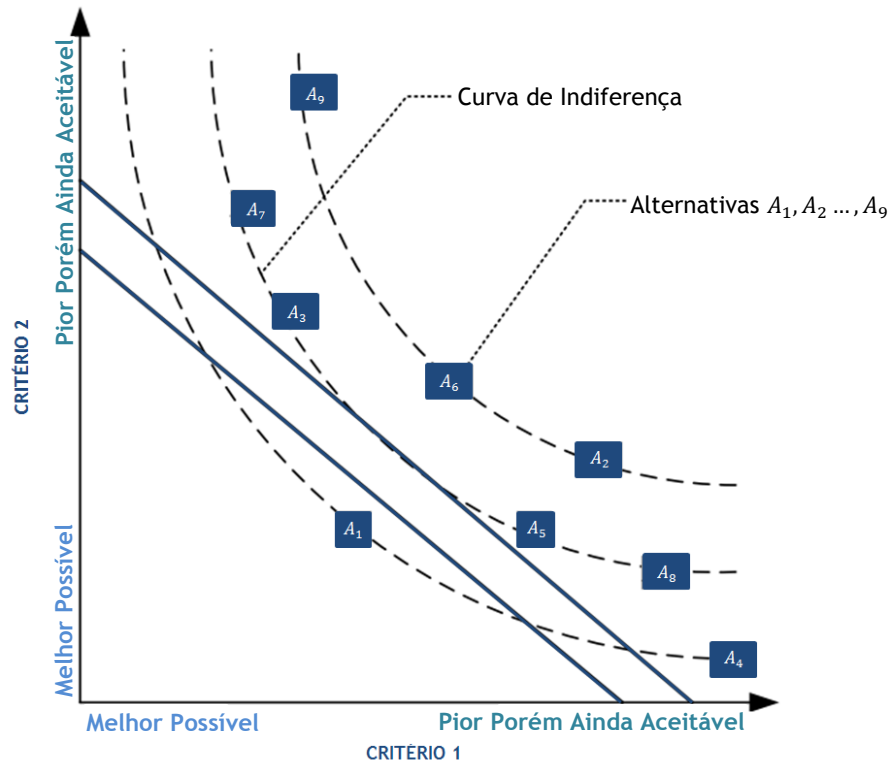


Figura 4.6 - Curvas de indiferença elaboradas com os decisores (adaptado de [48]).

Ainda, demonstra a indiferença dos *decision makers* perante as alternativas  $A_2$ ,  $A_6$  e  $A_9$ . A alternativa que maximiza os benefícios a todos os *decision maker* é aquela disposta na curva de indiferença que tangencia a curva de restrição [48].

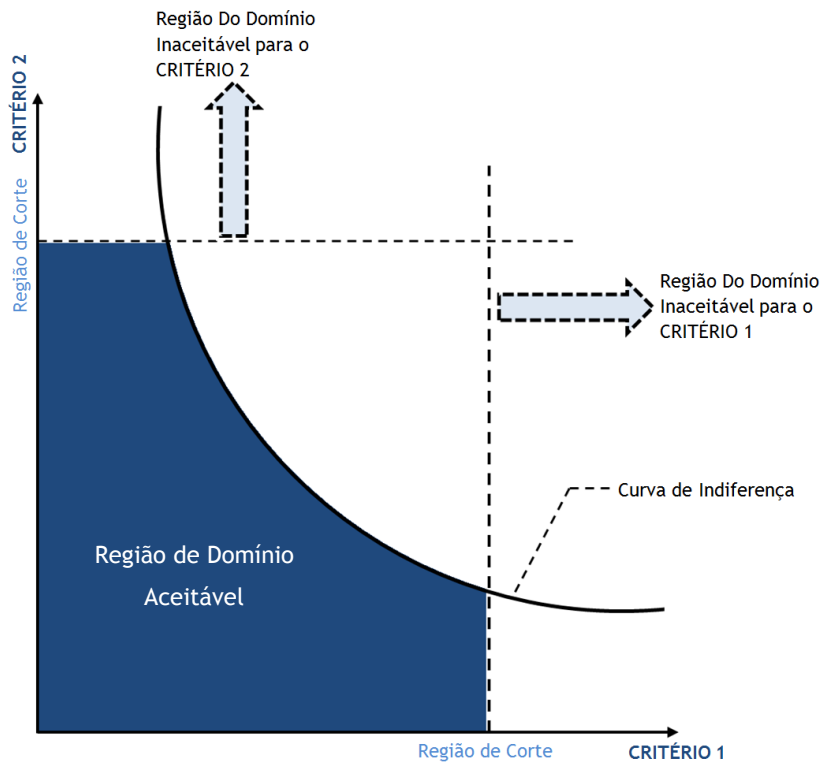


Figura 4.7 - Análise de Preferência, região de viabilidade dos critérios (adaptado [48]).

Caso não seja possível identificar a alternativa “ótima”, podem-se restringir as regiões inaceitáveis para cada critério, conforme é apresentado na Figura 4.7, por meio de cortes definidos pelos *decision makers*.

### ***Processo de Decisão***

A decisão realiza-se por meio de um processo, ao longo do tempo, e não sob um ponto determinado no tempo. Esse processo pode acontecer com muitos confrontos e interações entre as preferências dos autores [48]. Dessa forma, o conjunto de etapas e os resultados que irão orientar a decisão a ser tomada não podem ser separados do processo de decisão.

Os autores podem ser distinguidos, segundo Ensslin *et al* em [48], em intervenientes e intervenientes passivos. Os intervenientes são aqueles que, por ações intencionais, participam diretamente no processo de decisão com o objetivo de nele fazer prevalecer os seus valores. Os intervenientes passivos são aqueles que sofrem de forma passiva as consequências da decisão tomada, podendo exercer pressão sobre os intervenientes e atuar de forma indireta no processo de decisão.

Os autores intervenientes são classificados em *decision maker* (são aqueles que formalmente ou moralmente, detêm o poder de decisão) e o facilitador (consultor). Neste ponto reside a principal diferença, pois o facilitador também é considerado um ator e, portanto, jamais será neutro. A função do facilitador é apoiar o processo de tomada de decisão por meio de um modelo construído com tal finalidade. O problema de decisão não visa somente encontrar o valor “ótimo” de uma única solução de desempenho, mas sim otimizar o vetor de várias funções de desempenho. Diante disso, a metodologia multiobjetivo de apoio à decisão é perfeitamente aplicável [48].

Uma alternativa  $Y$  domina uma alternativa  $X$  se na passagem de  $Y$  para  $X$  existir uma melhoria de pelo menos uma das funções objetivo e as restantes permanecem inalteradas. Desta forma, a alternativa  $X$  é denominada inferior e deve ser descartada.

Assim, cada uma das alternativas não inferiores é elegível ou ótima, segundo o conceito formulado por Pareto. Entretanto, o problema não está resolvido, pois geralmente existe mais de uma alternativa classificada como não inferior, por exemplo as alternativas  $A_3$ ,  $A_5$ ,  $A_7$  e  $A_8$  da Figura 4.8.

A solução será encontrada quando o *decision maker* declarar as suas preferências para cada objetivo que compõem o vetor da alternativa. Portanto, a alternativa pode ser avaliada por exemplo pelo seu valor esperado, ou seja, pelo equacionamento em (4.24).

### Estruturação do modelo

O modelo multiobjetivo possui a estrutura apresentada na Figura 4.8, na qual são determinados os pontos de vista considerados como fundamentais pelos gestores de rede. A estrutura é baseada na lógica de decomposição de um critério ( $c_{i.i}$ ) complexo que pode ser decomposto em subcritérios de mais fácil mensuração, ou seja, o critério de nível hierárquico superior é definido pelos subcritérios de nível inferior que estão conectados pela árvore.

Os critérios de nível hierárquico inferior devem possuir a propriedade de serem mutuamente exclusivos e o conjunto define por completo o nível hierárquico superior, ao qual estão conectados. Na Figura 4.8, o critério  $c_{1.2}$  é completamente definido e mensurável pelos subcritérios  $c_{1.2.1}$  e  $c_{1.2.2}$ .

As relações de preferência na maximização podem ser exemplificadas da seguinte forma: sejam quatro ações  $a_1$ ,  $a_2$ ,  $a_3$  e  $a_4$  e um critério  $f_i(c)$  que mede o grau de preferência. O objetivo é maximizar o valor do critério  $f_i(c)$ . Dessa forma, se  $a_1$  é preferível a  $a_2$  ( $a_1 Pa_2$ ), então  $V(a_1) > V(a_2)$ . Essa relação é chamada de preferência estrita, e definida como  $a_1 Pa_2 \Leftrightarrow V(a_1) > V(a_2)$ .

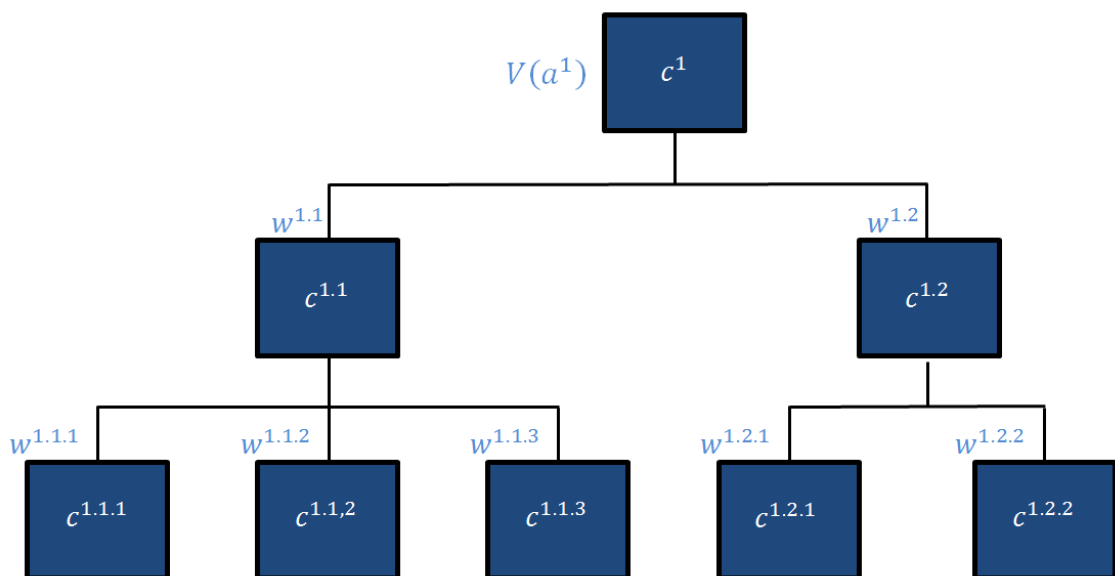


Figura 4.8 - Estrutura do modelo multiobjetivo (adaptado de [48]).

Dessa forma, se  $a_1$  é preferível a  $a_2$  ( $a_1 P a_2$ ), então  $V(a_1) > V(a_2)$ . Essa relação é chamada de preferência estrita, e definida como  $a_1 P a_2 \Leftrightarrow V(a_1) > V(a_2)$ . Caso  $a_3$  seja indiferente a  $a_4$  ( $a_3 I a_4$ ), então tem-se uma relação de indiferença definida como  $a_3 I a_4 \Leftrightarrow V(a_3) = V(a_4)$ . O mais comum neste tipo de função é a Otimização do custo.

O enquadramento do processo de decisão, segundo Keeney em [48], é formado pelo conjunto de ações potenciais associadas aos Pontos de Vista Fundamentais (PVFs) dos *decision makers*, os quais explicitam valores que os *decision maker* consideram importantes naquele contexto.

Os *decision makers*, diante de um cenário, alcançam os seus objetivos estratégicos por meios definidos como PVFs que delimitam o conjunto de ações potenciais disponíveis.

Para construir um ponto de vista fundamental é necessário enquadrar o critério candidato, segundo Ensslin *et al* em [48], nas seguintes propriedades:

- ✚ Ser essencial - é a necessidade do PVF em representar um aspecto que seja fundamentalmente importante segundo os objetivos estratégicos dos *decision makers*;
- ✚ Ser controlável - é a necessidade do PVF em representar um aspecto que seja influenciado apenas pelas relações potenciais em questão;
- ✚ Ser completo - o PVF deve permitir, com a menor ambiguidade possível, especificar a performance das ações potenciais, de acordo com os aspectos considerados;
- ✚ Ser operacional - o PVF deve possibilitar a coleta das informações requeridas sobre a performance das ações potenciais, dentro do tempo disponível e com um esforço viável;
- ✚ Ser isolável - o PVF deve permitir a análise de um aspecto fundamental de forma independente em relação aos demais aspectos do conjunto;
- ✚ Ser não-redundante - o conjunto de PVF não deve analisar o mesmo aspecto mais de uma vez;
- ✚ Ser conciso - o número de aspectos considerados pelo conjunto de PVF deve ser o mínimo necessário para modelar o problema de forma adequada;
- ✚ Ser compreensível - o PVF deve ter significado claro e objetivo, permitindo a geração e comunicação de ideias.

Quando o objetivo for construir uma função valor ou utilidade, é requerida apenas a independência preferencial mútua entre pares de PVFs.

Um PVF é preferencialmente independente dos outros PVFs se a ordem e intensidade de preferência entre um par de ações potenciais, no PVF considerado, não depender da performance das mesmas ações nos demais PVFs. Essa verificação proporciona duas consequências fundamentais, segundo Ensslin *et al em* [48]. A primeira é a possibilidade de realizar uma avaliação local, ou seja, medir a performance de um determinado PVF, independente da performance dos outros PVFs. A segunda é a exequibilidade de realizar uma avaliação global, ou seja, determinar a performance global em todos os eixos de avaliação do modelo multiobjetivo.

### **Descritores**

Para cada ponto de vista é necessário um descritor e uma função utilidade associada ao descritor. Essa é uma etapa crucial, na qualidade do modelo multiobjetivo, pois a partir dos descritores iniciar-se-á o processo para identificar oportunidades de aperfeiçoamento.

O descritor é constituído por níveis de impacto, em que cada nível de impacto é visto como uma representação do desempenho da ação potencial no critério considerado. Os níveis de impacto são ordenados, em termos de preferência, de acordo com o sistema de valores dos gestores de rede, e o nível mais atrativo corresponde a uma ação cuja performance é a melhor possível. De outra forma, o menos atrativo corresponde a uma ação cuja performance é a melhor possível. De outra forma, o menos atrativo corresponde a uma ação cuja performance é a pior aceitável [48].

De acordo com o paradigma construtivista, não existe um descritor ótimo, mas um descritor que é adequado à medida que o *decision maker* o considere como uma ferramenta apropriada para se avaliarem as ações potenciais.

Os autores em [48] afirmam que os descritores podem ser classificados em diretos (têm o formato de uma medida numérica intrínseca), construídos ou indiretos (associa uma propriedade fortemente relacionada); quantitativo ou qualitativo, contínuo (formado por uma função matemática contínua), ou discreto (formado por um número finito de níveis de impacto).

### **Propriedades**

- ✚ Mensurabilidade - Permite quantificar a performance de uma ação de forma clara;
- ✚ Operacionalidade - define claramente como e quais dados recolher;
- ✚ Compreensibilidade - permite a descrição e interpretação da performance da ação potencial de forma não ambígua.

### ***Taxas de substituição (trade-offs)***

As taxas de substituição de um modelo multiobjetivo representam a perda de desempenho que uma ação potencial deve sofrer sobre um critério para compensar o ganho de desempenho em outro. A necessidade dessas taxas é revelada na avaliação local e global das ações potenciais.

### ***Avaliação do modelo***

A avaliação global é requisitada quando uma alternativa dominante não for suficiente para auxiliar a decisão [48]. Neste caso, a avaliação é feita por meio da Equação (4.23) ou da Equação (4.24).

## **4.7.2-Método da Pontuação Direta**

Para a utilização desse método, deve-se obter previamente um descritor (qualitativo ou quantitativo). O *decision maker* forma um conjunto de níveis de impacto, ordenados preferencialmente, estando definidos o pior e o melhor nível. A esses dois níveis (melhor e pior) são associados valores que servirão de base para a escala de preferências. Em seguida, os *decision makers* são questionados a expressar numericamente a atratividade dos demais níveis em relação aos valores aferidos como melhor possível e pior aceitável. Os valores intermediários são definidos por compensação (Ensslin et segundo [48]).

### ***Vantagens***

- ✚ A rapidez na obtenção da função de valor;
- ✚ A simplicidade do procedimento;
- ✚ A ausência de transformações matemáticas que possam afetar a credibilidade dos resultados obtidos.

### ***Desvantagens***

Exigir dos *decision makers* que expressem suas preferências numericamente, podendo gerar funções de valor que estejam em desacordo com as suas preferências.

### ***Implementação***

A implementação computacional é trivial, porém requer uma interface amigável (interpretativa) com o operador.

### 4.7.3-Método da Bisseção

Este método é especialmente útil quando os descritores são quantitativos contínuos. Neste caso, é preciso que um índice numérico (descriptor) já esteja previamente construído e os níveis de impacto (pior e melhor) definidos, A esses dois níveis são associados valores que servirão de base para a escala. Em seguida, pede-se aos *decision makers* para identificar uma ação potencial fictícia que possua, segundo esse índice, um desempenho cujo valor esteja na metade dos dois valores extremos e/ou associar uma função distribuição de probabilidade (Ensslin *et al* segundo [48]).

#### **Vantagens**

- ✚ Não requer transformações matemáticas e os pontos são obtidos de forma direta.

#### **Desvantagens**

- ✚ Exigir que os *decision makers* expressem as suas preferências matematicamente;
- ✚ Requer um descriptor quantitativo contínuo;
- ✚ Ter um procedimento de questionamento que exige um grande nível de abstrações do *decision maker*.

#### **Implementação**

A implementação computacional é trivial, porém requer uma interface amigável (interpretativa) como o operador.

### 4.7.4-Método MACBETH

A abordagem MACBETH (*Measuring Attractiveness by a Categorical Based Evaluation Technique*) é uma técnica de apoio à construção de escalas numéricas de intervalos baseados na elaboração de julgamentos semânticos de diferença de atratividades entre duas ações.

A função valor é obtida por meio de comparações, para a par, da diferença de atratividade entre ações potenciais. Tais comparações são feitas solicitando que os *decision makers* se expressem qualitativamente, por uma escala ordinal semântica (Tabela 4.1), a intensidade de preferência de uma ação sobre a outra.

O MACBETH utiliza a qualificação semântica dos *decision makers* para, por modelos de Programação Linear, determinar a função valor que melhor represente tais julgamentos [48].

Tabela 4.1- Escala comparativa de qualificação semântica para o método MACBETH.

$v(p, q)$	Qualificação Semântica
$C_0$	Nenhuma diferença de atratividade
$C_1$	Diferença de atratividade muito fraca
$C_2$	Diferença de atratividade fraca
$C_3$	Diferença de atratividade moderada
$C_4$	Diferença de atratividade forte
$C_5$	Diferença de atratividade muito forte
$C_6$	Diferença de atratividade extrema

Para usar o método, constrói-se uma matriz de julgamento semântico, verificando-se a diferença de atratividade que o *decision maker* percebe entre os níveis de impacto do descritor. Essa matriz fornece os dados de entrada no *software* MACBETH que, ao ser executado, gera uma escala. Tal escala procura determinar uma função valor que respeite os julgamentos semânticos preferidos pelo *decision makers*.

#### **Vantagens**

- ✚ Os *decision makers* expressam as suas preferências entre pares de ações de forma qualitativa.

#### **Desvantagens**

- ✚ O método requer transformações matemáticas, a partir do julgamento dos *decision makers*, ou seja, os pontos são obtidos de forma indireta;
- ✚ Por vezes não existe nenhuma função valor compatível com a matriz de julgamentos fornecida pelos *decision makers*;
- ✚ O processo de questionamento pode-se tornar tedioso, em virtude da elevada quantidade de comparações exigida.

#### **4.7.5-Método AHP**

O *Analytic Hierarchy Process* (AHP), apresentado por Saaty [48], tem como um dos objetivos representar os modelos de modo mais realista, incluindo todas as medidas importantes tangíveis ou intangíveis, fatores quantitativamente mensuráveis ou qualitativos.

A ordenação hierárquica é um tipo de estrutura hábil para fornecer uma visão global do problema e da relação de complexidade, que ajuda o *decision maker* na avaliação da dimensão e do conteúdo dos critérios, pela comparação homogênea dos elementos. Consequentemente, o processo reduz-se a uma sequência de comparações, par a par, desses componentes identificados. A estrutura hierárquica desenvolve-se linearmente ou não, do nível mais elevado até ao nível inferior, dos conceitos e das características gerais para os princípios básicos e concretos. O método AHP usa comparações por pares entre as alternativas, entre os critérios, objetivando-se determinar as propriedades das alternativas ao longo da hierarquia. Após a construção da hierarquia, cada *decision maker* fará a comparação, par a par, de cada elemento de um dado nível hierárquico, criando-se uma matriz de concordância,

$$\begin{bmatrix} v_{1,1} & v_{1,2} & \dots & v_{1,q} \\ v_{2,1} & v_{2,2} & \dots & 0 \\ v_{3,1} & v_{3,2} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{p,1} & v_{p,2} & \dots & v_{p,q} \end{bmatrix} \quad (4.32)$$

recíproca positiva, em que ele representará a partir de uma escala predefinida (Tabela 4.2) a sua opinião/preferência de entre os elementos, comparados entre si, em que a escala comparativa pode traduzir-se na equação (4.33).

$$v(p, q) = \frac{1}{v_{q,p}} \quad (4.33)$$

Tabela 4.2- Escala comparativa de qualificação semântica para o método AHP.

$v(p, q)$	Qualificação Semântica
1	Igualmente Preferido (indiferente)
3	Preferência Fraca de $p$ sobre $q$
5	Preferência Moderada de $p$ sobre $q$
7	Preferência Forte de $p$ sobre $q$
9	Preferência Absoluto de $p$ sobre $q$

Saaty determinou a importância relativa entre as alternativas avaliadas; porém, sugere que se calcule a consistência do julgamento disposto na matriz de concordância segundo (4.34):

$$\begin{cases} \frac{\lambda^{max} - n}{n - 1} \leq 1 \rightarrow \text{consistente} \\ \frac{\lambda^{max} - n}{n - 1} > 1 \rightarrow \text{inconsistente} \end{cases} \quad (4.34)$$

em que  $\lambda^{max}$  é o maior auto valor e  $n$  é a dimensão da matriz.

### **Vantagens**

- ✚ Os pontos são obtidos de forma direta;
- ✚ A mente humana tem muitas dificuldades em comparar simultaneamente diversas alternativas.

### **Desvantagens**

- ✚ A comparação aos pares pode provocar inconsistências;
- ✚ A obtenção indireta da importância relativa pode revelar um comportamento indesejado do modelo para o *decision maker*.

### **Implementação**

AHP Multiobjetivo - Converte as preferências da escala verbal para numérica, mas ao contrário do método AHP que utiliza uma escala linear este utiliza uma escala geométrica.

AHP-BC - Uma das variações do AHP que procura eliminar um problema do AHP original quanto à reversão da ordem que se verificava no momento da inclusão da nova alternativa.

EXPERT CHOICE - Efetua análises de inconsistências, por meio de matrizes recíprocas, nos julgamentos do usuário - *software* utilizado em empresas.

### **4.7.6-Método Electre**

O método Electre (do inglês *Elimination and Choice Translating Reality*), demonstrado por Bernard Roy e Figueira [54], aplica-se no tratamento de alternativas discretas avaliadas qualitativamente. As alternativas são comparadas por meio do estabelecimento de uma relação de preferência. O índice de concordância é uma percentagem ponderada dos critérios para os quais a alternativa  $i$  é preferida à alternativa  $j$  - esses índices são dispostos em uma matriz de concordância.

ELECTRE I - efetua a construção de matrizes de concordância e de discordância por meio de critérios de peso e das diferenças entre cada par de valores das alternativas, sendo designado para problemas de escolha. A eliminação é sequencial.

ELECTRE II - efetua a hierarquização de alternativas da “melhor” para a “pior”, por meio da lógica *fuzzy*. Utiliza critérios de pesos.

ELECTRE III - efetua comparações com pseudocritérios por meio de lógica *fuzzy*, utilizando o critério de pesos. Três aspectos são considerados: de aceitação, de rejeição e/ou estimação da credibilidade da informação.

ELECTRE IV - efetua a hierarquização considerando uma família de pseudocritérios, porém sem introduzir qualquer critério de pesos.

ELECTRE V - Baseado no ELECTRE I. No entanto, é capaz de usar pseudocritérios (critério com limitações), pressupondo uma série finita de alternativas sobre uma família de critérios.

#### **Vantagens**

- ✚ O método é aplicado eficazmente em várias situações práticas, em virtude principalmente da legitimidade dos “pesos” em relação ao *decision maker*;
- ✚ A análise de sensibilidade é exequível.

#### **Desvantagens**

- ✚ Os índices de concordância podem ser quantidades consideradas “obscuras” pelo *decision maker*, caso não as compreenda.

### **4.7.7-Método Promethee**

O método Promethee (do inglês *Preference Ranking Organisation Method for Enrichment Evaluation*), demonstrado por Brans e Mareschal [54], estabelece uma estrutura de preferências entre alternativas discretas. A estrutura de preferências é definida por comparações par a par. Para cada critério de avaliação pode ser definida uma função de preferências distinta compreendida entre 0 (indiferença) e 1 (preferência total). A classificação das alternativas é obtida por meio de um índice de preferências global - determinada por pesos associados para cada critério.

PROMETHEE I - ordena parcialmente as alternativas por meio de dois fluxos de hierarquização: um positivo que mostra como a alternativa  $m$  sobressai sobre as outras, e um outro negativo mostra como a alternativa  $m$  é sobrevalorizada relativamente às outras. É semelhante ao índice de concordância do método ELECTRE III.

PROMETHEE II - Hierarquiza as ações, numa ordem decrescente, no entanto generaliza o conceito de qualificação. Não há “incomparabilidades”. Preordenação completa única.

PROMETHEE III - Considera intervalos e não fluxos para enfatizar a regra de indiferença na hierarquização, fornecendo uma preordenação de intervalos sobre uma série finita de ações.

PROMETHEE IV - Efetua a escolha por uma série infinita de ações, por meio das mesmas relações de hierarquização que o PROMETHEE III, mas os fluxos são definidos sobre uma subsérie compacta de  $R^n$ .

PROMETHEE V - Permite incorporar restrições para as alternativas. O problema é diferente: várias alternativas têm que ser selecionadas segundo uma restrição verificada entre a quantidade existente. Após a hierarquização, alguns critérios são otimizados somente para as melhores alternativas.

#### ***Vantagens***

- ✚ A possibilidade do exercício de diversas funções de preferência;
- ✚ O método é aplicado eficazmente em várias situações práticas, em virtude principalmente da legitimidade dos “pesos” em relação ao *decision maker*.

#### ***Desvantagens***

- ✚ A análise de sensibilidade deixa a desejar em virtude da possibilidade de existência de diversas funções de preferência para cada critério.

### **4.7.8-Método da Função Utilidade Multidimensional**

A função utilidade, apresentada por Keeney, Raiffa e Dyer segundo [48], é a representação matemática da estrutura de preferências do *decision maker* e incorpora a maneira de agir do *decision maker* em situações de incerteza. A função utilidade é representada por uma variável normalizada, na qual o valor zero é associado à pior consequência aceitável,  $A_+$ , e o valor um à melhor consequência possível,  $A^*$ . Entretanto, existem certas condições a serem satisfeitas para representar as preferências dos *decision makers* sob a forma de função utilidade. Essas condições são axiomas do comportamento racional, que implicam um comportamento consistente dos *decision makers* na escolha entre as alternativas com diferentes probabilidades de ocorrência.

### **Vantagens**

- ✚ A possibilidade explícita das alternativas por meio de funções utilidade;
- ✚ A robustez matemática do método.

### **Desvantagens**

- ✚ A rigidez das suposições psicológicas envolvidas;
- ✚ A falta de procedimento eficiente para analisar a sensibilidade das soluções alcançadas.

### **Implementação**

Este método assume o axioma da preexistência de um sistema completo de preferências, transitividade e independência do *decision maker*, ou seja, assume completamente os axiomas da Teoria da Utilidade. Para tal, são necessários três passos: (i) examinar a estrutura qualitativa das preferências dos *decision makers*; (ii) determinar a função de utilidade marginal; (iii) determinar os coeficientes de escala. Isso foi aplicado, por exemplo, no Método do Peso Médio (do inglês *Weighted Average*) - valores numéricos são desenvolvidos para cada critério  $i$  e alternativa  $j_i$ , sendo assumidos pesos e uma função de utilidade linear para cada critério.

E, no método ARIADNE (do inglês *Alternative Ranking Interactive Aid based on DomInance structural information Elicitation*) - formas de utilidade aditiva da Programação Linear são utilizadas para considerar todos os valores e pesos, na hierarquização de atributos, para chegar a uma estrutura de dominância.

## **4.8 Considerações Finais**

Como verificado neste capítulo, nos métodos *a priori* o *decision maker* expressa as suas preferências antes do início do processo de solução. Nos métodos iterativos, o *decision maker* expressa preferências em intervalos diferentes durante o processo de solução. Por fim, os métodos de geração fornecem a representação adequada ou completa do conjunto de Pareto. Neste caso, o *decision maker* decide tomar a decisão final tendo conhecimento de todas as alternativas possíveis. Os métodos mais populares são o método da ponderação e o método de  $\varepsilon$ -Restrições.

De entre os métodos destacam-se os chamados métodos tradicionais (método dos pesos,  $\varepsilon$  - Restrições e programação por metas), onde a principal vantagem é que possuem provas de convergência que garantem encontrar pelo menos uma solução de Pareto-Ótima. Cada técnica utiliza uma forma diferente de redução e introduz parâmetros adicionais. A escolha desses parâmetros afeta diretamente os resultados obtidos. Cada vez que os parâmetros são modificados, é necessário resolver um novo problema de otimização. Alguns métodos não garantem soluções ao longo de toda a fronteira de Pareto. Se esta é convexa, o método do somatório dos pesos não encontra certas soluções, independentemente dos pesos escolhidos.

Todos os métodos apresentam vantagens e desvantagens. Na comparação entre eles, o método de  $\varepsilon$  -Restrições destaca-se por apresentar mais vantagens, que levaram à sua implementação na metodologia descrita no capítulo seguinte. Concretamente:

1. Para problemas lineares, é aplicado o método dos pesos para a região viável original e os resultados para uma solução de canto (solução extrema), gerando assim só soluções extremas eficientes. Pelo contrário, o método de  $\varepsilon$ -restrições altera a região viável original e é capaz de produzir soluções não-extremas eficientes.
2. O método dos pesos não pode produzir soluções eficientes que não sejam suportadas em problemas multiobjetivo inteiros e inteiros-mistos, enquanto o método de  $\varepsilon$ -restrições não sofre deste obstáculo.
3. No método dos pesos, o peso das funções objetivo tem forte influência nos resultados obtidos. Portanto, é preciso escalar as funções objetivo para uma escala comum, antes de realizar a soma dos pesos, não sendo esse cuidado necessário no método de  $\varepsilon$ -restrições.
4. Uma vantagem adicional do método de  $\varepsilon$ -restrições reside no facto de se poder controlar o número de soluções eficientes geradas ajustando adequadamente o número de pontos da grelha, em cada um dos intervalos da função objetivo.

# Capítulo 5

## Novo Modelo Matemático Multiobjetivo usando o Método De $\epsilon$ - Restrições

### 5.1 Introdução

Neste capítulo é apresentado o novo modelo matemático proposto, efetuando-se primeiramente um enquadramento geral na secção 5.2. Na secção seguinte, é apresentado o modelo matemático onde é exposta a visão geral do método de  $\epsilon$  - restrições (AUGMENTED), seguido da nova formulação aplicada à reconfiguração de sistemas de distribuição.

### 5.2 Enquadramento

Os Sistemas de Distribuição (SD) são uma parte da infraestrutura extremamente malhada de um Sistema de Energia Elétrica. A maioria dos sistemas são extensos, e tipicamente são pouco malhados quando são construídos, porém são operados com uma reconfiguração radial. A configuração radial apresenta várias vantagens em relação à configuração malhada: mais fácil coordenação da proteção, controlo da tensão e do trânsito de potência, menos prováveis falhas de corrente, e o baixo custo [2]. Por estas razões, na maioria dos problemas que dizem respeito aos SD são consideradas as restrições que garantem a radialidade [55].

A reconfiguração é o processo que permite alterar o estado dos *switches* de forma a obter uma configuração específica do SD. A reconfiguração de um SD é realizada por várias razões, em condições de funcionamento normal ou em condições de funcionamento de emergência. Por conseguinte, trata-se de um problema de otimização que geralmente é um problema uni-objetivo ou combinatorial não linear multiobjetivo. A classificação da maioria dos problemas pode ser encontrada na revisão bibliográfica apresentada em [56]. Têm sido utilizadas várias funções objetivo, mas a mais comum é a minimização das perdas de potência ativa [57], [58]. Outras funções que também são normalmente utilizadas são as que incluem a minimização do desvio do valor nominal da tensão [59], maximização da fiabilidade através da otimização de diferentes índices [60] e minimização das operações de *switching* [61]. As abordagens com problemas multiobjetivo visam otimizar as funções objetivo anteriores [62], [63]. A configuração emergente das Redes Elétricas Inteligentes (do inglês *Smart Grids*), Geração Distribuída DG (do inglês *Distributed Generation*) e Sistemas de Armazenamento de Energia ESS (do inglês *Energy Storage Systems*), desempenham um papel fundamental e colocam novos desafios no funcionamento dos SD [64], [65], [66].

A maioria dos estudos mencionados na literatura resolve os problemas com técnicas baseadas em meta-heurísticas, principalmente porque são facilmente aplicadas a este tipo de problemas e oferecem vantagens computacionais, especialmente no caso das formulações multiobjetivo. Há também estudos que tentam resolver o problema de reconfiguração de SD através da linearização das restrições [67], [68], formulando-o com programação Linear Inteira-mista (MILP-*Mixed-Integer Linear Programming*). No entanto, o tratamento da reconfiguração de SD com uma abordagem de Programação Matemática Multiobjetivo (MOMP- *Multi-Objective Mathematical Programming*) apresenta dificuldades e desafios, principalmente devido ao esforço computacional que é necessário para garantir que a solução obtida seja a melhor possível [5].

Embora a resolução de um problema com um único objetivo seja um processo que devolve um valor máximo ou mínimo de entre as soluções viáveis, a solução de um problema de Programação Matemática Multiobjetivo (MOMP) não é uma tarefa trivial, uma vez que não há no geral uma única solução que otimize simultaneamente todas as funções objetivo. Em MOMP o resultado esperado é o conjunto das soluções relativamente ideais, chamado o conjunto de Pareto (*Pareto Set*). A solução é chamada de Solução Pareto-Ótima, se essa solução não puder ser melhorada em nenhuma das funções objetivo, sem deterioração de uma das outras funções objetivo [46]. Os métodos para a resolução de problemas MOMP são classificados de acordo com a fase em que em o *decision maker* decide intervir [46]. Como verificado no capítulo anterior, em métodos *à priori* o *decision maker* expressa as suas preferências antes do início do processo de solução. Em métodos iterativos, o *decision maker* expressa preferências em intervalos diferentes durante o processo de solução. Por fim, os métodos de geração fornecem a completa ou a representação adequada do conjunto de Pareto. Neste caso, o *decision maker* pode tomar a decisão final tendo conhecimento de todas as alternativas possíveis. Os métodos mais populares são o método da ponderação e o método de  $\varepsilon$ -Restrições. Porém, eles não são amplamente utilizados devido ao elevado esforço computacional; contudo, a contínua melhoria do *hardware* e *software* faz com que a aplicação destes métodos seja cada vez mais importante.

## 5.3 Modelo Matemático

### 5.3.1-Visão Geral do Método de $\varepsilon$ - Restrições (AUGMENTED)

Considerando um MOMP geral (5.1) com a função objetivo  $p$ :

$$\begin{aligned} & \text{Maximize } (f_1(x), \dots, f_p(x)) \\ & \text{s. t. } x \in S. \end{aligned} \tag{5.1}$$

onde  $x$  é o vetor das variáveis de decisão e  $S$  é a região viável do problema.

O método de  $\varepsilon$  - Restrições sugere a otimização de uma das funções objetivo, usando as outras funções objetivo como restrições, obtendo o seguinte problema:

$$\begin{aligned}
 & \text{Maximize } f_1(x) \\
 & \text{s. t. } f_2(x) \geq e_2, \\
 & \quad \dots \\
 & \quad f_p(x) \geq e_p, \\
 & \quad x \in S.
 \end{aligned} \tag{5.2}$$

As soluções eficientes do problema são geradas por variação paramétrica do lado direito das restrições formuladas pelas funções objetivo. A aplicação do método  $\varepsilon$  - Restrições requer o conhecimento da gama de funções objetivo que são utilizadas como limitações sobre o conjunto eficiente. A abordagem mais comum é obter o intervalo através da tabela de *pay-off* (a tabela que resulta da otimização individual de todas as funções objetivo). O melhor valor pode ser facilmente obtido a partir desta tabela, enquanto o pior valor geralmente é aproximado com o mínimo da respectiva coluna da tabela *pay-off*. A tabela de *pay-off* unicamente não garante que o intervalo pertence ao conjunto eficiente. Essa ambiguidade é abordada no método  $\varepsilon$  - Restrições-*Augmented* (AUGMECON) proposto por Mavrotas em [5], onde a tabela de *pay-off* é construída utilizando otimização lexicográfica.

A otimização lexicográfica de uma série de funções objetivo é realizada através da otimização individual das funções objetivo dependendo da sua prioridade. A maior prioridade nas funções objetivo é a otimizada em primeiro lugar, proporcionando um valor ideal  $f_1 = z_1^*$ . Em seguida, a segunda função objetivo é otimizada adicionando a restrição  $f_1 = z_1^*$ . As funções objetivo seguintes são otimizadas da mesma maneira, acrescentando todas as soluções ótimas obtidas anteriormente pelas funções objetivo com as restrições em forma de igualdade. Esta técnica garante a preservação das soluções ótimas anteriormente obtidas.

Após a realização da otimização lexicográfica, os intervalos são divididos em N intervalos iguais e os n+1 pontos da rede que surgem são usados para variar o lado direito das restrições da função objetivo do método clássico de  $\varepsilon$  - restrições. Este método garante o fornecimento apenas de soluções eficientes. Ao variar o número de pontos da rede varia-se a densidade do conjunto obtendo-se soluções eficientes. Regra geral: quantos mais pontos fornecer, mais denso e eficiente vai ser o conjunto de soluções, mas o esforço computacional deste processo tem que ser considerado.

Neste trabalho, é aplicada uma versão melhorada do método AUGMECON, chamado AUGMECON2 [6], apresentando vantagens técnicas em relação ao primeiro método, aumentando ainda mais a sua aplicabilidade.

### 5.3.2-Formulação Matemática Do Problema

Nesta secção é apresentada a formulação matemática proposta. Para simplificar a aplicação do método de otimização multiobjetivo e para reduzir o esforço computacional, as restrições que normalmente aparecem na literatura em problemas de reconfiguração de sistemas de distribuição, tais como limites de tensão no nó, correntes na linha, potência reativa, etc., não são considerados.

#### 5.3.2.1-Função Objetivo

##### a) Minimização Dos Custos De Operação

A função objetivo (5.3) minimiza as perdas totais de energia durante o intervalo de tempo total:

$$TL = \sum_t \sum_b P_{b,t}^{loss} \quad (5.3)$$

##### b) Minimização Do Custo Total De Switching

A função objetivo (5.4) corresponde ao custo total proveniente das operações de comutação necessárias durante o horizonte temporal, a fim de alterar a configuração do sistema de distribuição.

$$TSC = \sum_t \sum_b C_{b,t}^{sw} \quad (5.4)$$

As duas funções objetivo são conflituosas. Como a carga para os diferentes nós do sistema de distribuição varia com o tempo, os fluxos que percorrem os ramos mudam, assim como as perdas. Consequentemente, a reconfiguração do sistema de distribuição, a fim de minimizar as perdas num dado período de tempo específico, contribuem para a mudança do custo total das operações de *switching*.

#### 5.3.2.2-Restrições

##### a) Restrições De Radialidade

A configuração radial do sistema é assegurada por (5.5) - (5.7).

A equação (5.5) corresponde ao somatório de todos os ramos  $b$  durante o período  $t$  que estão fechados.

As restrições (5.6) e (5.7) consideram os nós de transferência, ou seja, nós sem produção ou consumo.

$$\sum_{b \in B} x_{b,t} = N - N^f - \sum_{i \in I: i \in (\Omega_i^t \cup \Omega_b^j)} (1 - y_{i,t}) \quad (5.5)$$

$$x_{b,t} \leq y_{i,t} \quad \forall b \in B, i \in (\Omega_i^t \cup \Omega_b^i \cup \Omega_b^j), t \in T \quad (5.6)$$

$$\sum_{b \in B: i \in (\Omega_i^t \cup \Omega_b^i \cup \Omega_b^j)} x_{b,t} \geq 2 \cdot y_{i,t} \quad \forall i \in \Omega_i^t, t \in T \quad (5.7)$$

### b) Restrições que Asseguram a Conexão Dos Nós Com os Elementos de Distribuição

As seguintes restrições impedem a ocorrência de ilhas na rede. Por conseguinte, eles não permitem que uma parte da rede seja alimentada a partir de elementos de distribuição (por exemplo, sistemas de armazenamento de energia e geração distribuída). Contudo, esta situação pode ocorrer e ser benéfica (por exemplo, por razões de back-up) onde estas restrições podem ser modeladas, com a finalidade de permitir que alguns dos nós possam desempenhar o papel de nós de alimentação.

$$\sum_{b \in B: i \in \Omega_b^j} k_{b,t} - \sum_{b \in B: i \in \Omega_b^i} k_{b,t} + k_{i,t}^g = k_i^d \quad \forall i \in I, t \in T \quad (5.8)$$

$$-N^{de} \cdot x_{b,t} \leq k_{b,t} \leq N^{de} \cdot x_{b,t} \quad \forall b \in B, t \in T \quad (5.9)$$

$$k_{i,t}^g > 0 \quad \forall i \in \Omega_i^f, t \in T \quad (5.10)$$

$$k_{i,t}^g = 0 \quad \forall i \notin \Omega_i^f, t \in T \quad (5.11)$$

$$k_i^d = 1 \quad \forall i \in \Omega_i^{de} \quad (5.12)$$

$$k_i^d = 0 \quad \forall i \notin \Omega_i^{de} \quad (5.13)$$

A equação (5.8) representa os nós de transferência que são nós que não têm nenhuma carga associada, onde no primeiro membro temos que o somatório do trânsito de potência fictício que flui no ramo  $b$  durante um período de tempo  $t$  no nó de destino  $j$  menos o somatório do trânsito de potência fictício que flui no ramo  $b$  durante um período de tempo  $t$  no nó de início  $i$  mais a geração fictícia no nó  $i$  durante o período  $t$ , é igual à demanda no nó  $i$  durante o período  $t$ . Logo, (5.9) limita o trânsito de potência fictício que flui no ramo  $b$  durante o período  $t$  como limite máximo e limite mínimo, onde se tem de avaliar o número de nós que têm DG ou ESS.

Em (5.10) e (5.11) a geração fictícia no nó  $i$  durante o período  $t$  é maior que zero em qualquer nó pertencente ao subconjunto dos nós que são pontos de alimentação. Se for igual a zero então a geração fictícia no nó não tem um ponto de alimentação. À semelhança de (5.10) e (5.11), (5.12) e (5.13) indicam se há demanda fictícia no nó  $i$ , ou não, respetivamente.

c) *Balço de Energia no nó, Limites de Transito de Potência no Ramo, Limites dos Alimentadores e Limites de Geração Distribuída.*

As restrições (5.14) - (5.17) representam o equilíbrio de energia em cada nó do sistema de distribuição, definindo o conjunto de valores apropriados para as respetivas variáveis de decisão.

$$\sum_{b \in B: i \in \Omega_b^j} f_{b,t} - \sum_{b \in B: i \in \Omega_b^i} f_{b,t} + P_{i,t}^f + P_{i,t}^{dg} + P_{i,t}^{dis} = D_{i,t} + P_{i,t}^{ch} \quad \forall i \in I, t \in T \quad (5.14)$$

$$-f_b^{max} \cdot x_{b,t} \leq f_{b,t} \leq f_b^{max} \cdot x_{b,t} \quad \forall b \in B, t \in T \quad (5.15)$$

$$0 \leq P_{i,t}^f \leq P_i^{f,max} \quad \forall i \in I, t \in T \quad (5.16)$$

$$0 \leq P_{i,t}^{dg} \leq P_i^{dg,max} \quad \forall i \in I, t \in T \quad (5.17)$$

A equação (5.14) representa o balanço de energia, onde no primeiro membro temos que o somatório do trânsito de potência que flui no ramo  $b$  durante um período de tempo  $t$  no nó de destino  $j$  menos o somatório do trânsito de potência que flui no ramo  $b$  durante um período de tempo  $t$  no nó de início  $i$  mais a potência que o alimentador pode fornecer no nó  $i$  durante o período  $t$ , mais a potência de DG fornecida ao nó  $i$  durante o período  $t$  mais o descarregamento energético do ESS no nó  $i$  durante o período  $t$  é igual à demanda no nó  $i$  durante o período  $t$  mais o carregamento energético do ESS no nó  $i$  durante o período  $t$ . Em (5.15) é representado o limite do trânsito de potência no ramo  $b$ , limite máximo e limite mínimo. A mesma situação para (5.16) e (5.17), que representam o limite mínimo e máximo da potência que o fornecida no nó de alimentação  $i$  durante o período  $t$  e a potência de DG fornecida ao nó  $i$  durante o período  $t$ , respetivamente.

d) *Aproximação Linear Das Perdas*

As perdas de energia nos ramos são aproximadas utilizando uma função quadrática da potência que flui no ramo. As unidades dos coeficientes  $b$  e  $c$  são  $[.]$  e  $[MW^{-1}]$ , respetivamente.

$$P_{b,t}^{loss} = b \cdot f_{b,t} + c \cdot f_{b,t}^2 \quad \forall b \in B, \forall t \in T \quad (5.18)$$

A expressão das perdas pode ser linearizada utilizando o conceito de Conjuntos de Ordem Especial do Tipo 2 (SOS2) [69]. Este conceito é descrito por (5.19) - (5.21). É de notar que as variáveis  $Z$  são positivas e contínuas.

$$\sum_{p \in P} z_{b,t,p} = 1 \quad \forall b \in B, \forall t \in T \quad (5.19)$$

$$f_{b,t} = \sum_{p \in P} X_p \cdot z_{b,t,p} \quad \forall b \in B, \forall t \in T \quad (5.20)$$

$$F_{b,t} = \sum_{p \in P} Y_p \cdot z_{b,t,p} \quad \forall b \in B, \forall t \in T \quad (5.21)$$

Pela definição de SOS2, também é estipulado que não pode haver mais do que dois valores adjacentes de  $z$  maiores que zero. A precisão da aproximação depende da amostragem da função não-linear, ou seja, do número de amostras e dos intervalos que são utilizados. Também é relatado que a linearização de uma função utilizando este método tem vantagens computacionais quando se utiliza o algoritmo de troca de ramos (em inglês *Branch-and-Bound*), que é implementado em muitos *softwares* comerciais.

A equação (5.19) diz que o somatório de todas as variáveis usadas para aproximar as perdas de energia (usando SOS2), num ramo  $b$ , num período de tempo  $t$  conjuntamente com os pontos que são usados para aproximar a função não linear das perdas, as perdas de energia são positivas e iguais a um. Em (5.20) e (5.21), o trânsito de potência que flui no ramo  $b$  durante um período de tempo  $t$  é dado pelo somatório da coordenada do ponto  $p$  multiplicada pela variável de SOS2 usada para a aproximação das perdas.

#### e) Custo de comutação

As equações (5.22) - (5.24) definem o custo de *switching*, seguindo a mudança de estado de cada ramo. Através do parâmetro  $SC_b$ , onde um custo de *switching* diferente pode ser anexado a cada ramo e este representa o custo emergente destas operações, considerando vários fatores, tais como, custos de degradação de equipamentos, as restrições de grupo, etc. [70].

$$C_{b,t}^{sw} = (x_{b,t} - x_{b,t-1}) \cdot SC_b \quad \forall b \in B, t \in T | t > 1 \text{ se } x_{b,t} = 1 \quad (5.22)$$

$$C_{b,t}^{sw} = (x_{b,t-1} - x_{b,t}) \cdot SC_b \quad \forall b \in B, t \in T | t > 1 \text{ se } x_{b,t} = 0 \quad (5.23)$$

$$C_{b,t}^{sw} = 0 \quad \forall b \in B \text{ se } t = 1 \quad (5.24)$$

Na equação (5.22), o custo de *switching* no ramo  $b$  durante o período de tempo  $t$  é dado pelo estado no ramo  $b$  durante o período de tempo  $t$ , menos o estado do ramo no período imediatamente anterior no ramo  $b$  durante o período de tempo  $t$  pelo custo de *switching* do ramo, quando o ramo está fechado.

Quando o ramo está aberto (5.23), o custo de *switching* no ramo  $b$  durante o período de tempo  $t$  é dado pelo estado do ramo no período imediatamente anterior no ramo  $b$  durante o período de tempo  $t$ , menos o estado no ramo  $b$  durante o período de tempo  $t$ , pelo custo de *switching* do ramo. A equação (5.24) traduz-se da seguinte forma: no período de tempo inicial quando  $t = 1$ , o custo de *switching* é zero.

#### f) Restrições do Sistema de Armazenamento de Energia

Sistemas de Armazenamento de Energia, ESS (do inglês *Energy Storage System*) constituem um ativo importante das redes elétricas inteligentes. Tecnologias promissoras, como as baterias de sódio-enxofre, NAS (do inglês *Sodium-sulfur batteries*), já foram usados na prática de forma eficiente para armazenar grandes quantidades de energia. O seu objetivo principal é o de apoiar as atividades de *Demand Response*, para equilibrar a produção volátil das Fontes de Energia Renováveis, RES (do inglês *Renewable Energy Sources*) e oferecer apoio a outros Serviços Auxiliares (SA) [71]. Nesta dissertação, considera-se uma formulação geral de um ESS através de (5.25) a (5.30), a fim de investigar a sua capacidade de facilitar os objetivos operacionais do sistema de distribuição.

$$SOE_{i,t} = SOE_{i,t-1} + P_{i,t}^{ch} \cdot CE_i - \frac{P_{i,t}^{dis}}{DE_i} \quad \forall i \in \Omega_i^S, t \in T \quad (5.25)$$

$$P_{i,t}^{ch} \leq CR_i \cdot y_{i,t}^S \quad \forall i \in \Omega_i^S, t \in T \quad (5.26)$$

$$P_{i,t}^{dis} \leq DR_i \cdot z_{i,t}^S \quad \forall i \in \Omega_i^S, t \in T \quad (5.27)$$

$$SOE_{i,t} \leq SOE_i^{max} \quad \forall i \in \Omega_i^S, t \in T \quad (5.28)$$

$$SOE_{i,t} \geq SOE_i^{min} \quad \forall i \in \Omega_i^S, t \in T \quad (5.29)$$

$$y_{i,t}^S + z_{i,t}^S \leq 1 \quad \forall i \in \Omega_i^S, t \in T \quad (5.30)$$

O estado energético do ESS (5.25) no nó  $i$  durante o período de tempo  $t$  é dado pelo estado energético do ESS no nó  $i$  durante o período de tempo  $t$  imediatamente anterior, mais o carregamento energético do ESS no nó  $i$  durante o período de tempo  $t$  pela eficiência do carregamento do ESS no nó  $i$ , menos o quociente do descarregamento energético do ESS no nó  $i$  durante o período de tempo  $t$  pela ineficiência do carregamento do ESS no nó  $i$ . Este estado energético é restringido por (5.26)-(5.27), onde (5.26) é o carregamento do ESS no nó  $i$  durante o período de tempo  $t$  que tem de ser inferior à taxa de carregamento no nó  $i$  quando o ESS está a carregar durante o período de tempo  $t$ . A restrição (5.27) é o descarregamento energético do ESS no nó  $i$  durante o período de tempo  $t$  que tem de ser inferior à taxa de descarregamento no nó  $i$  quando o ESS está a descarregar durante o período de tempo  $t$ .

Em (5.28) e (5.29), é estabelecido os valores máximo e mínimo do ESS no nó  $i$ , ou seja, para (5.28) o estado energético do ESS no nó  $i$  durante o período de tempo  $t$  tem de ser menor ou igual ao estado energético máximo do ESS no nó  $i$ ; para (5.29) o estado energético do ESS no nó  $i$  durante o período de tempo  $t$  tem de ser maior ou igual ao estado energético mínimo do ESS no nó  $i$ . Por fim a restrição (5.30) traduz-se da seguinte forma: o ESS no nó  $i$  durante o período de tempo  $t$  ou está a carregar ou a descarregar, isto é, só pode fazer uma das operações e nunca as duas em simultâneo.

## 5.4 Considerações Finais

Neste capítulo descreveu-se um modelo de programação matemática multiobjetivo para resolver problemas de aplicação de programação matemática em problemas de reconfiguração de sistemas de distribuição. Este modelo tem em conta os efeitos de Geração Distribuída e de Sistemas de Armazenamento de Energia.

Este problema apresenta objetivos conflituosos para a avaliação das soluções potenciais, devido a que por um lado se pretende minimizar perdas de potência ativa e por outro lado o custo de *switching*, que estão intimamente relacionados. A redução das perdas de potência ativa é feita com base no número de reconfigurações; porém, cada reconfiguração acarreta um custo, pelo que a metodologia proposta deverá encontrar um compromisso entre as duas premissas.

No modelo matemático desenvolvido foram explicitamente consideradas como funções objetivo a minimização de perdas de potência ativa e do custo total de *switching*. No modelo matemático foram consideradas as restrições necessárias para o funcionamento normal do sistema de distribuição, radialidade, nós de transferência e limites de capacidade.

Este modelo multiobjetivo vai ser aplicado no capítulo seguinte a vários sistemas de teste, sendo que o *decision maker* poderá verificar para cada caso qual a melhor configuração para cada período de tempo, bem como, qual o melhor compromisso entre as funções objetivo.

# Capítulo 6

## Testes Computacionais e Análise de Resultados

### 6.1 Introdução

Neste capítulo apresenta-se a aplicação da metodologia apresentada no Capítulo 5, a três casos de estudo, procedendo à reconfiguração radial do sistema de distribuição num problema MOOP multiobjetivo. Nas secções 6.2 e 6.3, dois casos de estudo correspondem aos sistemas de 16 e 69 nós, respetivamente, sendo que na secção 6.4 o sistema de teste é baseado no sistema real da Ilha de S. Miguel, no arquipélago dos Açores. Estes sistemas foram adaptados de forma a conter na sua arquitetura sistemas de Geração Distribuída e Sistemas de Armazenamento de Energia, os quais não estavam presentes originalmente no sistema.

Numa primeira fase, para cada um dos sistemas são apresentadas as características originais destes, e as alterações efetuadas de forma a se poder aplicar a metodologia proposta. Seguidamente são avaliados os resultados obtidos, bem como o desempenho computacional verificado.

O modelo matemático, descrito no capítulo anterior, incorpora explicitamente duas funções objetivo: minimização das perdas totais de energia durante um intervalo de tempo total e minimização do custo total proveniente das operações de comutação necessárias durante o horizonte temporal, a fim de alterar a configuração do sistema de distribuição. A metodologia proposta é codificada utilizando *General Algebraic Modeling System* (GAMS) e o solver CPLEX.

### 6.2 Sistema de Teste de 16 Nós

#### 6.2.1-Sistema Retirado da Bibliografia

O sistema de 16 nós descrito em Civanlar et al. [19], apresentado na Figura 6.1, corresponde a uma rede de distribuição radial de 23 kV, com 3 *switches* de interligação normalmente abertos. A sua topologia inicial é apresentada na Figura 6.1, sendo que os ramos normalmente abertos estão representados a linha com traço interrompido. Na Figura 6.2, todos os *switches* (virtualmente representados por ramos entre os barramentos) podem ser reconfiguráveis no sistema original retirado da bibliografia.

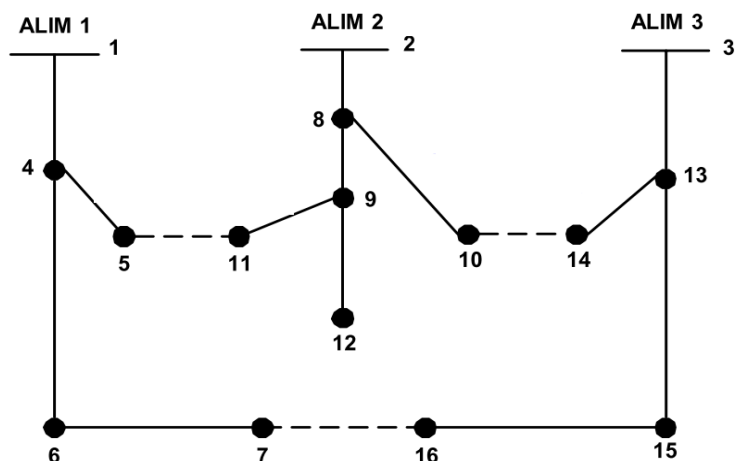


Figura 6.1 - Sistema de 16 Nós (retirado de [19]).

### 6.2.2-Sistema de 16 Nós Adaptado

Na Figura 6.2 é apresentado o sistema de teste de 16 nós adaptado, mantendo a sua topologia original bem como os pontos de alimentação do sistema.

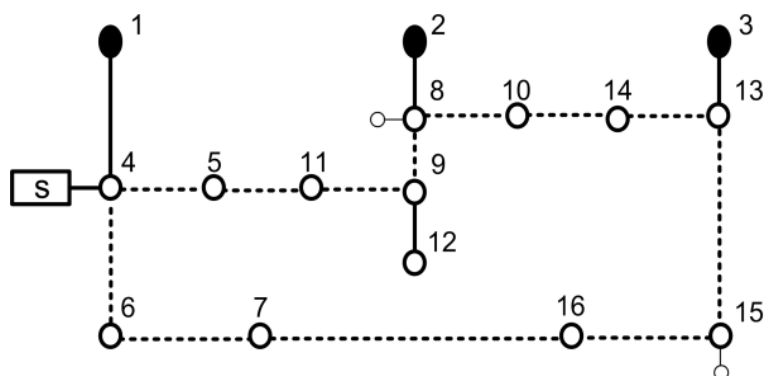


Figura 6.2 - Sistema de teste de 16 nós (adaptado de [19]).

Em todos os ramos existem *switches* exceto nos ramos 1-4, 2-8, 3-13 e 9-12; estes ramos estão sempre conectados e não podem ser desconectados. Considera-se que os limites de potência ativa para todos os ramos são 500 kW e que o custo de *switching* para uma única operação de abrir ou fechar é de 10 €. Para aproximar as perdas no sistema utilizaram-se 51 pares de  $(X_i, Y_i)$ , um para cada 5 kW no intervalo [-500 kW, 500 kW]. A operação do sistema é estudada ao longo de um horizonte temporal de 7 horas. As diferentes variações de carga no nó durante o horizonte temporal são apresentadas na Tabela 6.1.

Tabela 6.1- Variação da Carga (kW) no sistema de teste de 16 Nós.

	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7		T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7
N1	-	-	-	-	-	-	-	N9	50	60	55	50	80	40	50
N2	-	-	-	-	-	-	-	N10	35	25	40	100	50	55	125
N3	-	-	-	-	-	-	-	N11	120	80	80	90	30	80	120
N4	80	50	40	90	120	110	80	N12	105	40	45	100	35	95	105
N5	20	30	50	40	120	200	20	N13	100	80	50	120	100	25	100
N6	30	55	65	45	85	90	30	N14	25	20	10	45	35	40	40
N7	90	80	30	90	25	30	90	N15	90	120	150	85	50	60	90
N8	200	80	5	30	20	50	100	N16	90	130	160	120	80	70	120

No nó 4 é considerado um Sistema de Armazenamento de Energia ESS (do inglês *Energy Storage System*), representado na Figura 6.2 por S. A capacidade é de 15 kWh, com uma taxa de carga/descarga igual a 3 kW, considerando uma eficiência de carga/descarga de 90%. O estado-de-energia mínimo, a fim de evitar uma descarga profunda, é de 8 kWh. A sua energia no estado inicial é de 9 kWh. São consideradas duas unidades de Geração Distribuída DG (do inglês *Distributed Generation*) com capacidade máxima de 15 kW e 10 kW nos nós 8 e 15, respetivamente. Os nós 1, 2 e 3 são nós de alimentação que podem fornecer 1000 kW, 400 kW e 600kW, respetivamente.

### 6.2.3-Testes Computacionais e Análise De Resultados

O conjunto de Soluções Eficientes de Pareto obtido pelo método é apresentado na Tabela 6.2 e na Figura 6.3. São usados cinco pontos da grelha, sendo o tempo computacional requerido de 25,01 segundos. A Tabela 6.2 fornece o conjunto completo de soluções eficientes de Pareto. Depois de se obter uma representação adequada da solução eficiente do conjunto de Pareto, deve ser aplicado um processo de tomada de decisão, como o Processo Analítico Hierárquico AHP (do inglês *Analytic Hierarchy Process*) ou a Técnica de Ordem de Preferência por Similaridade para a Solução Ideal, Topsis (do inglês *Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution*), de forma a tornar a decisão final.

Tabela 6.2- Conjunto das Soluções Eficientes de Pareto para o sistema de teste de 16 nós.

	Perda Total de Potência Ativa [kWh]	Custo Total de <i>Switching</i> [€]
1	904,16	120
2	905,92	80
3	908,05	60
4	908,18	40
5	944,14	20
6	1016,33	0

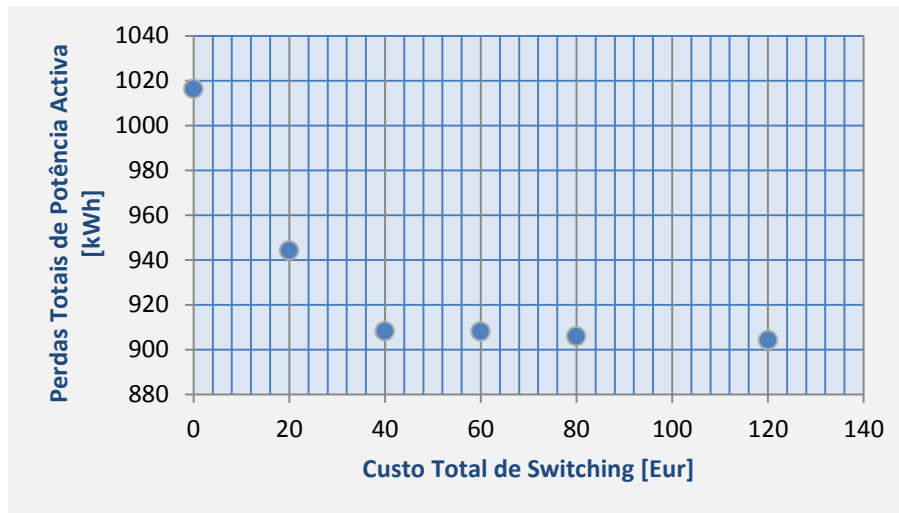


Figura 6.3 - Conjunto de Soluções Eficientes de Pareto para o sistema de teste de 16 nós.

Quando o custo de *switching* decresce, as perdas de potência ativa aumentam. Na Figura 6.3 pode-se verificar que as quatro primeiras soluções aumentam ligeiramente as perdas de potência ativa, enquanto o custo de *switching* é reduzido significativamente. Posteriormente, o custo de *switching* continua a diminuir, enquanto as perdas de potência ativa aumentam de 3,95% para 11,9% na quinta e sexta soluções eficientes. Assim, é possível considerar que a escolha final é a quarta solução eficiente.

As configurações desta solução são apresentadas nas Figuras 6.4 e 6.5. A primeira reconfiguração ocorre no início do período T5, onde o ramo 9-11 fecha e o ramo 5-11 abre. No início do período T7 o ramo 5-11 fecha e o ramo 9-11 abre. As unidades de DG fornecem energia na sua capacidade máxima em todos os períodos.

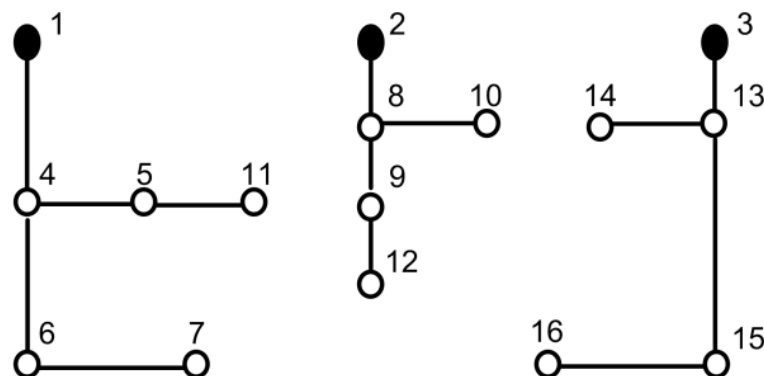


Figura 6.4 - Configuração do Sistema de Distribuição durante os períodos T1 - T4 e T7.

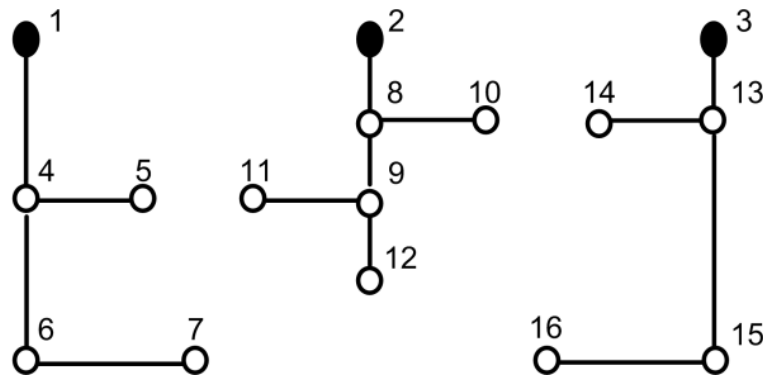


Figura 6.5 - Configuração do Sistema de Distribuição durante os períodos T5 e T6.

Na Figura 6.6 é apresentado o Estado de Energia do ESS. Durante o período T3, quando a carga que é fornecida pelo nó de alimentação (nó 1) é relativamente menor do que nos outros períodos, o ESS está a carregar. Essa energia armazenada é usada em períodos posteriores, T5 e T6, a fim de satisfazer o aumento das necessidades de demanda.

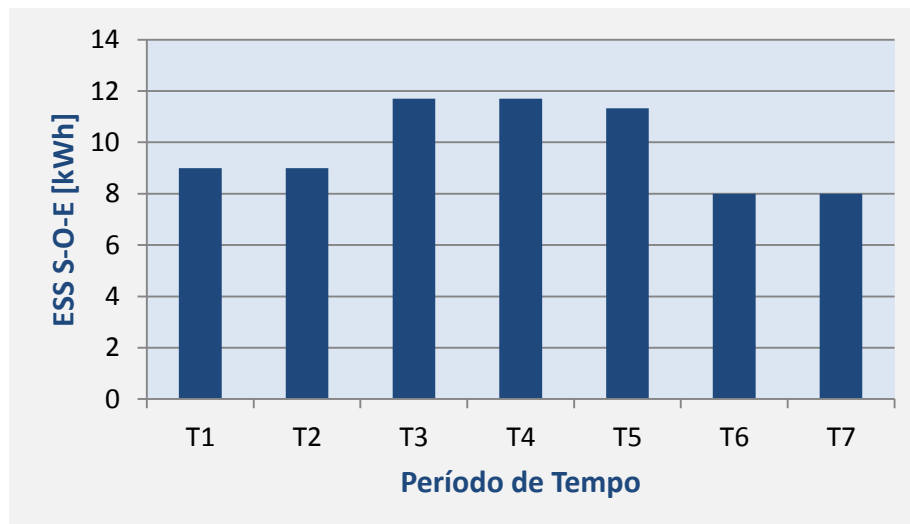


Figura 6.6 - Estado de Energia do ESS no horizonte temporal.

## 6.3 Sistema de Teste de 69 Nós

### 6.3.1-Sistema Retirado da Bibliografia

Os testes conduzidos por Baran e Wu [20] foram realizados sobre duas redes. Uma das redes tem apenas 10 nós com um único nó de alimentação, tendo sido originalmente apresentada em Grainger e Lee [72]. Esta rede de 10 nós aparece também como rede de teste em alguns trabalhos, tal como em Borghetti [8], entre outros, mas contudo não é uma rede muito interessante do ponto de vista de aplicação computacional por ser demasiado simples com um único nó de alimentação.

A outra rede apresentada na Figura 6.7 tem 69 nós, distribuídos por um nó de alimentação principal e 9 ramos laterais. Foi originalmente proposta por Baran e Wu [20], mas posteriormente tem sido utilizada por muitos outros trabalhos, entre os quais se destacam Borghetti [8], Huang et al. (1996), Ghose et al. (1999), Milošević e Begović (2004) e Das (2008), com o intuito de estabelecer um estudo comparativo de resultados.

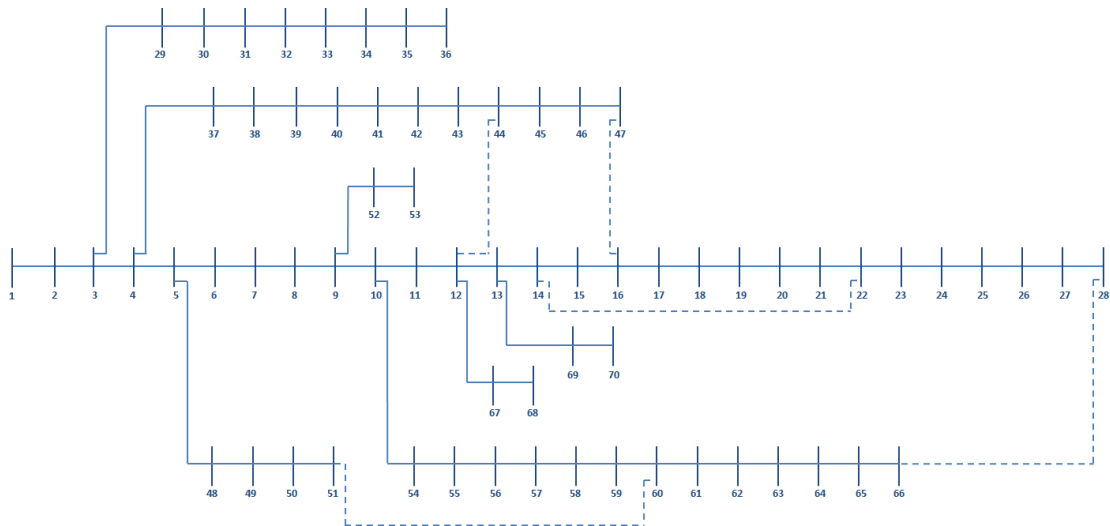


Figura 6.7 - Sistema de Teste de 69 nós (retirado de [20]).

### 6.3.2-Sistema de 69 Nós Adaptado

Selecionou-se o sistema de 69 nós, referido anteriormente, para se realizar um segundo estudo. Na Figura 6.8 é apresentado o sistema de teste de 69 nós adaptado, mantendo a sua topologia e o nó de alimentação do sistema.

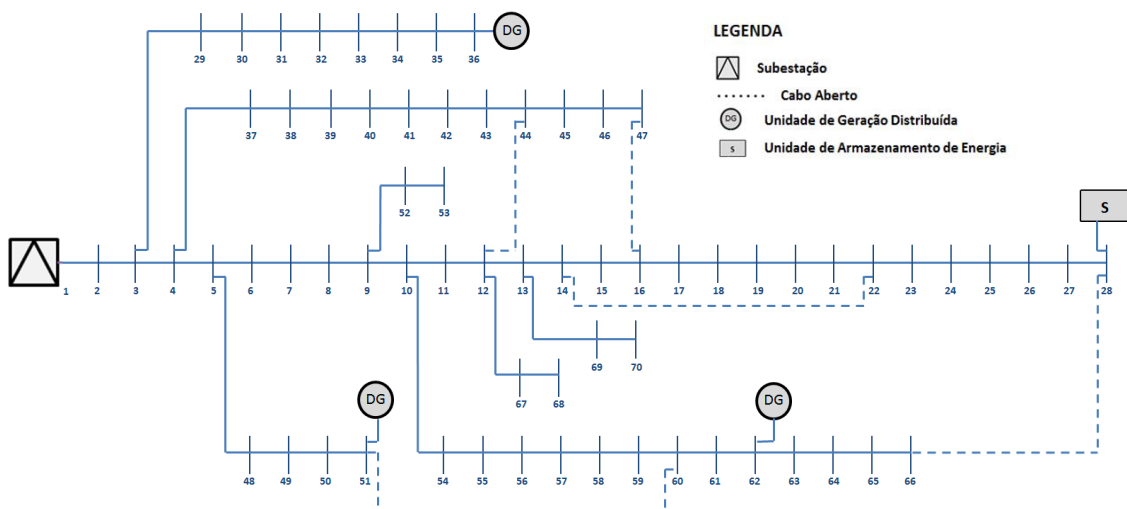


Figura 6.8 - Sistema de 69 adaptado à metodologia em estudo.

A adaptação efetuada consiste na junção de Unidades de DG e de ESS. Mais concretamente, foram adicionadas ao sistema três Unidades de DG, no nó 36, no nó 51 e no nó 62, com uma capacidade de 10 kW, 15 kW e 20 kW, respetivamente, como se apresenta na Tabela 6.3.

Tabela 6.3 - Unidades de Geração Distribuída.

Unidades de Geração Distribuída	
Nós	Capacidade [kW]
36	10
51	15
62	20

O ESS apresenta uma capacidade de 20 kWh, com uma taxa de carga/descarga de 4 kW. Para evitar a descarga profunda deste ESS estipulou-se um mínimo de descarga de 8 kWh, sendo o seu estado inicial de 10 kWh. A alimentação do sistema está localizada no nó 1, e este nó de alimentação podem fornecer 2000 kW.

Todos os ramos são considerados como sendo capazes de *switching*, exceto os ramos 1-2, 2-3, 9-52, 52-53, 12-67, 67-68, 13-69 e 69-70, que não podem ser desconectados. Considera-se que os limites de potência ativa para todos os ramos são 500 kW e que o custo de *switching* para uma única operação de abrir ou fechar o switch é de 10€, à semelhança do sistema de teste anterior.

Para aproximar as perdas no sistema foram utilizados 51 pares de  $(X_i, Y_i)$ , um para cada 5kW no intervalo [-500kW, 500kW]. A operação do sistema é estudada ao longo de um horizonte temporal de 7 horas.

As diferentes variações de carga no nó são apresentadas na Tabela 6.4.

### 6.3.3-Testes Computacionais e Análise De Resultados

O conjunto de Soluções Eficientes de Pareto obtido pelo método é apresentado na Tabela 6.5 e na Figura 6.9. São usados sete pontos da grelha, sendo o tempo computacional requerido de 56,24 segundos. A Tabela 6.5 fornece o conjunto completo de soluções eficientes de Pareto. Depois de obter uma representação adequada da solução eficiente do conjunto de Pareto, deve ser aplicado um processo de tomada de decisão, como o AHP ou a Topsis, de forma a tornar a decisão final.

Tabela 6.4 - Variações de Carga (kW) no sistema de teste de 69 Nós.

	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7
N1	-	-	-	-	-	-	-
N2	-	-	-	-	-	-	-
N3	-	-	-	-	-	-	-
N4	-	-	-	-	-	-	-
N5	-	-	-	-	-	-	-
N6	-	-	-	-	-	-	-
N7	0,878	0,207	0,588	0,107	0,199	0,038	0,832
N8	13,455	8,236	15,156	13,758	16,456	14,546	13,145
N9	24,887	29,465	28,465	19,564	23,546	18,596	18,454
N10	10	10	8	8	14	11	9
N11	9,333	10,132	8,231	7,564	7,564	11,454	7,566
N12	48,5	46,416	50,263	48,152	42,131	52,514	44,251
N13	48,5	51,451	44,145	48,565	46,415	52,415	43,464
N14	2,71	4,45	3,14	2,15	3,46	2,54	1,46
N15	2,71	2,41	4,55	1,45	3,54	4,45	4,46
N16	-	-	-	-	-	-	-
N17	15,176	14,526	15,141	18,264	16,455	15,564	13,485
N18	16,5	16,1	13,465	14,456	13,455	18,145	14,545
N19	16,5	18,64	15,159	17,546	13,465	14,565	14,485
N20	-	-	-	-	-	-	-
N21	0,316	0,223	0,585	0,777	0,211	0,607	0,882
N22	37,983	35,155	35,416	38,655	38,548	38,486	34,486
N23	1,762	5,465	4,565	3,464	1,455	4,465	4,565
N24	-	-	-	-	-	-	-
N25	9,39	8,56	11,63	8,63	14,68	11,54	15,48
N26	-	-	-	-	-	-	-
N27	4,667	8,415	2,445	6,454	7,415	8,456	5,465
N28	4,667	7,466	3,415	3,455	6,566	8,566	5,464
N29	8,667	7,456	12,441	9,464	12,458	6,569	8,592
N30	8,667	7,132	11,998	11,461	6,464	12,465	12,596
N31	-	-	-	-	-	-	-
N32	-	-	-	-	-	-	-
N33	-	-	-	-	-	-	-
N34	4,582	8,749	7,646	7,563	2,521	6,456	3,153
N35	6,501	7,469	3,465	9,465	3,151	6,146	8,145
N36	1,92	3,54	3,964	2,526	1,546	1,146	3,565
N37	8,667	7,456	8,456	12,155	10,561	5,455	11,565
N38	8,667	12,465	4,566	3,145	9,156	10,451	10,415
N39	-	-	-	-	-	-	-
N40	8	8	4	10	7	4	15
N41	8	12	2	6	5	13	8
N42	0,392	0,030	0,196	0,419	0,661	0,017	0,989
N43	-	-	-	-	-	-	-
N44	2	3	4	1	5	6	5
N45	-	-	-	-	-	-	-
N46	3,076	9,453	9,125	5,631	7,563	3,163	6,563
N47	3,076	4,152	6,152	6,263	1,464	8,132	6,563
N48	-	-	-	-	-	-	-
N49	26,35	26,25	30,45	26,46	21,38	31,41	33,54
N50	28,226	32,415	30,455	24,263	25,453	30,216	24,133
N51	128,226	131,526	111,156	127,146	112,233	133,263	117,321
N52	13,512	17,416	11,146	11,126	9,416	15,362	13,541
N53	1,202	4,562	3,563	2,566	1,563	3,526	1,456
N54	1,449	2,562	1,415	2,632	4,263	3,633	4,253
N55	8,787	12,665	4,156	4,545	10,152	7,152	10,526
N56	8,663	7,465	4,256	7,256	12,546	12,564	12,416
N57	-	-	-	-	-	-	-
N58	-	-	-	-	-	-	-
N59	-	-	-	-	-	-	-
N60	0,667	0,725	0,122	0,561	0,815	0,239	0,374
N61	-	-	-	-	-	-	-
N62	414,667	414,632	412,135	416,526	411,611	414,416	418,626
N63	10,667	13,416	12,256	11,256	13,616	12,456	5,541
N64	-	-	-	-	-	-	-
N65	75,67	71,544	79,516	79,455	73,633	75,455	72,255
N66	19,67	17,568	18,566	17,598	18,145	17,566	19,564
N67	6	5	8	7	7	4	6
N69	6	4	6	8	5	4	6
N69	9,333	10,456	10,526	8,456	9,416	10,566	8,562
N70	9,333	10,563	10,625	8,562	8,467	8,636	9,744

Tabela 6.5 - Conjunto de Soluções Eficientes de Pareto para o sistema de teste de 69 nós.

	Perda Total De Potência Ativa [kWh]	Custo Total De Switching [€]
1	891,02	100
2	899,96	80
3	900,86	70
4	903,10	60
5	999,34	30
6	1045,86	20
7	1210,87	10
8	1371,42	0

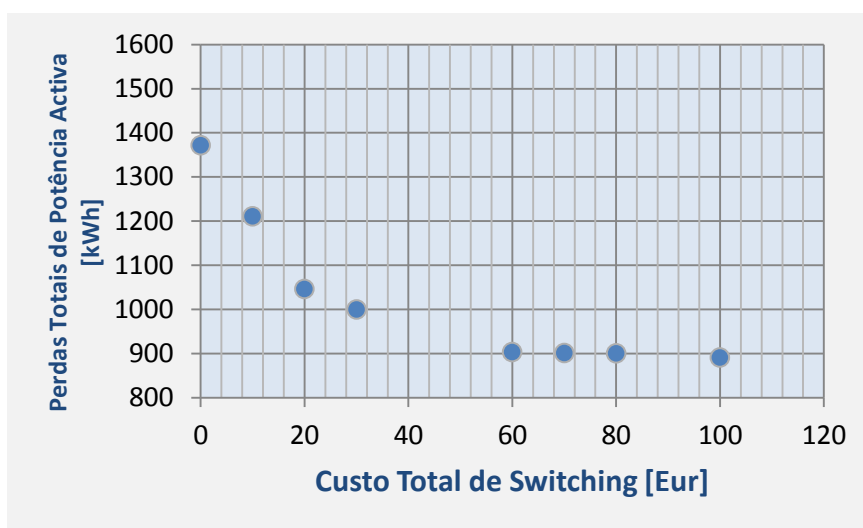


Figura 6.9 - Conjunto de Soluções Eficientes de Pareto para o Sistema de teste de 69 nós.

Novamente, quando o custo de switching decresce, as perdas de potência ativa aumentam. Na Figura 6.9, pode-se verificar que as quatro primeiras soluções aumentam ligeiramente as perdas de potência ativa, enquanto o custo de *switching* é reduzido significativamente. Posteriormente, o custo de *switching* continua a diminuir, enquanto as perdas de potência ativa aumentaram da sexta para a sétima (e da sétima para a oitava) soluções eficientes. Assim, é possível considerar que a escolha final é a quarta solução eficiente.

As configurações desta solução são apresentadas na Figuras 6.10 e 6.11. A primeira reconfiguração ocorre no início do período T2, onde o ramo 28-66 fecha e o ramo 62-63 abre. No início do período T3 o ramo 62-63 fecha e o ramo 28-66 abre. No início do período T6 o ramo 28-66 fecha e o ramo 62-63 abre. As unidades de DG fornecem energia na sua capacidade máxima em todos os períodos.

Na Figura 6.12 é apresentado o Estado de Energia do ESS. Durante o período T3, quando a carga no sistema é maior, o ESS está a descarregar.

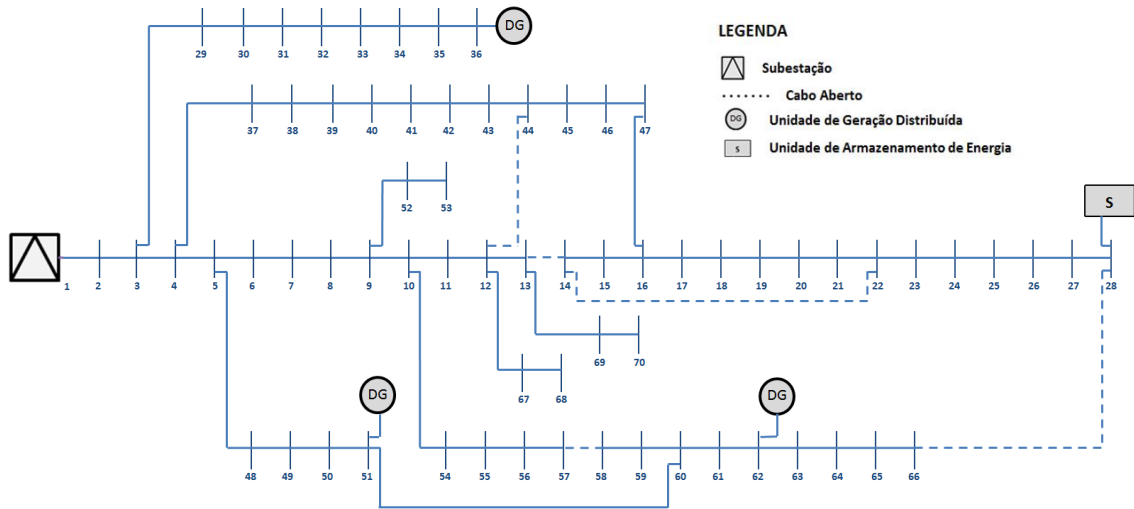


Figura 6.10 -Configuração do Sistema de Distribuição durante os períodos T1 e T3 - T5.

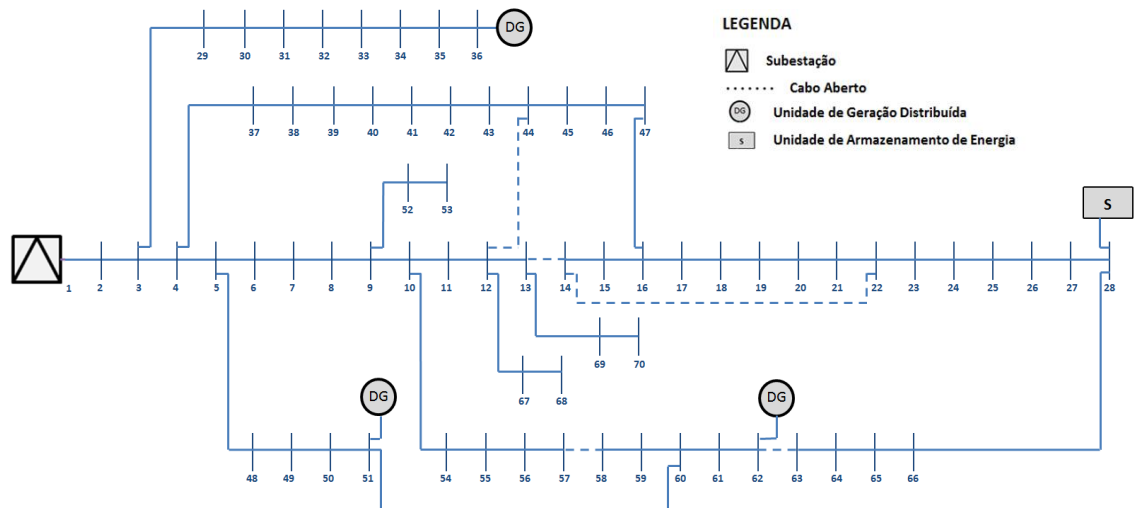


Figura 6.11 - Configuração do Sistema de Distribuição durante os períodos T2 e T6 - T7.

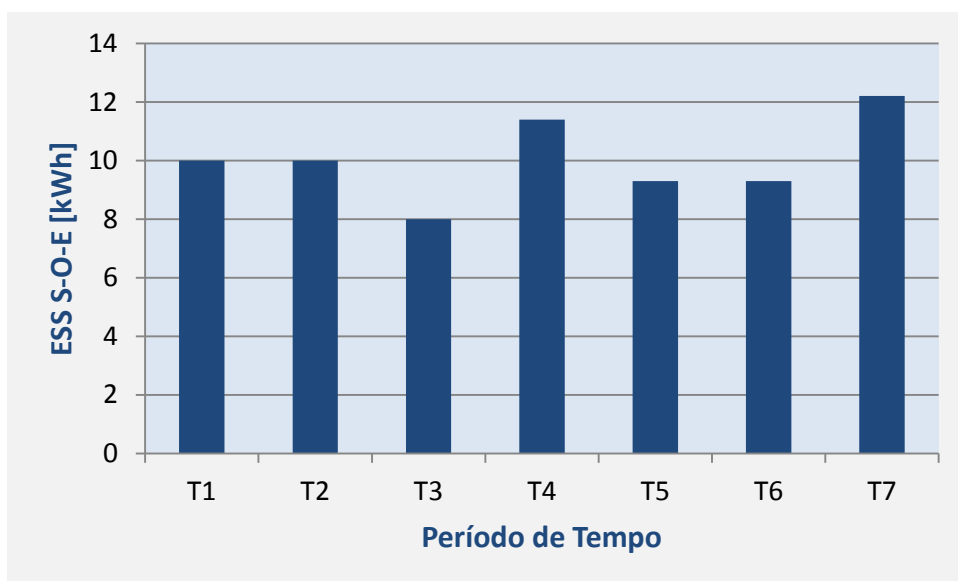


Figura 6.12 - Estado de Energia do ESS no horizonte temporal.

No período T4 a carga no sistema é menor e o ESS está a carregar. Essa energia armazenada é usada em períodos posteriores T5, a fim de satisfazer o aumento das necessidades de demanda, sendo que no período T7 o ESS está a carregar novamente.

## **6.4 Sistema de Teste da Rede de MT 10 kV de Interligação São Roque - Lagoa**

### **6.4.1-Rede de MT 10kV e Interligação São Roque - Lagoa (Ano 2013)**

A população residente na ilha de São Miguel (Figura 6.13) era de 137830 habitantes em 2011, estando repartida de uma forte e fortemente desigual pelos concelhos de Ponta Delgada (68809 hab.), Ribeira Grande (32112 hab.), Lagoa (14416 hab.), Vila Franca do Campo (11229 hab.), Povoação (6327 hab.) e Nordeste (4937 hab.), num total de 42982 famílias (INE, 2011). O sistema em estudo nesta dissertação faz parte da maior rede de distribuição da ilha, a “Rede de MT 10kV de Ponta Delgada e Interligações São Roque e Lagoa”, fornecendo energia a 83225 hab., ou seja, a mais de metade dos habitantes da ilha, sendo por isso uma rede de distribuição de elevada importância.

A densidade populacional situava-se nos 185 hab/km<sup>2</sup> em 2011, valor bastante superior ao registado na Região Autónoma dos Açores (106 hab/km<sup>2</sup>). Os concelhos de Ponta Delgada, com 295 hab/km<sup>2</sup>, e do Nordeste, com 49 hab/km<sup>2</sup>, representam as situações extremas.

A evolução demográfica nesta ilha revela uma tendência de crescimento populacional, tendo-se verificado uma taxa de crescimento de 4,7% entre o período intercensitário 2001-2011.

### **6.4.2-Contextualização do Sistema**

O Sistema de Teste da Rede de MT 10kV de Interligação São Roque - Lagoa, está enquadrado no Sistema Elétrico da Ilha de S. Miguel, em Portugal, entre o conselho de Ponta Delgada e o Conselho da Lagoa. O sistema está concessionado à EDA, S.A. - Electricidade dos Açores, enquanto concessionária da rede de transporte e distribuição da Região Autónoma dos Açores.

O facto de o sistema em estudo pertencer ao sistema de distribuição de uma ilha é de importância acrescida, visto que, o custo da energia produzida nas redes das ilhas é cerca do triplo do custo da energia produzida nas centrais continentais.

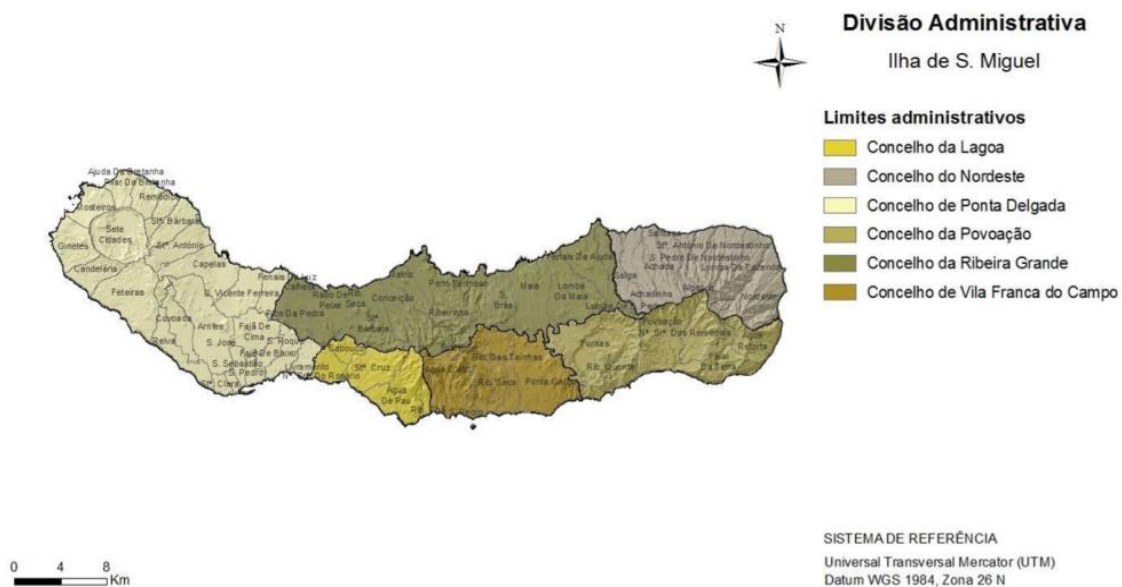


Figura 6.13 - Divisão administrativa da Ilha de São Miguel (Fonte: Direcção-Geral do Território [73], “Carta Administrativa Oficial de Portugal” acedido em 19/04/2014).

O facto anteriormente mencionado é uma motivante para criar sistemas elétricos otimizados [74], sendo um importante desafio do ponto de vista do tema em estudo.

A rede está estabelecida com o nível de tensão de 10 kV nas cidades de Ponta Delgada, Ribeira Grande e Lagoa, na vila de Vila Franca do Campo e na freguesia das Sete Cidades, na qual se insere o Sistema de Teste da Rede de distribuição MT. As restantes localidades são abastecidas por uma rede de distribuição com o nível de tensão de 30 kV.

### 6.4.3-Enquadramento Energético da Ilha de S. Miguel - Sistema Elétrico da Ilha de S. Miguel

#### 6.4.3.1-Elementos Base Constituintes do Sistema

Em Dezembro de 2012, o sistema elétrico da Ilha de S. Miguel era composto por onze centrais de produção de eletricidade e por onze subestações. O sistema é composto por uma rede de transporte a 60kV e por uma rede de distribuição MT com níveis de tensão de 10 e 30kV.

#### 6.4.3.2-Sistema Electroprodutor

O sistema electroprodutor da Ilha de São Miguel é constituído pela Central Termoelétrica do Caldeirão (CTCL), pelas Centrais Geotérmicas da Ribeira Grande (CGRG) e Pico Vermelho (CGPV), pelo Parque Eólico dos Graminhais (PEGR) e pelas Centrais Hídricas dos Túneis (CHTB), Fábrica Nova (CHFN), Canário (CHCN), Foz da Ribeira (CHFR), Ribeira da Praia (CHRP) e Salto do Cabrito (CHSC). Os respetivos dados são representados na Tabela 6.6.

Tabela 6.6 - Centrais de Produção de Energia.

Centrais de Produção de Energia Eléctrica							
Siglas	Fonte Primária	Grupos Geradores			Transformadores de Acoplamento		
		Tensão (kV)	Unidades	Pot. Instalada (kW)	Relação de Transformação	Unidades	Pot. Instalada
CTCL	Térmica - Fuel	11	4	67 280	11/60kV	4	92,00
		6,3	4	30 784	6,3/60kV	4	40,00
CGRG	Geotérmica	10	4	16 600	-	-	-
CGPV	Geotérmica	11	1	13 000	11/30kV	1	17,00
PEGR	Eólica	0,4	10	9 000	0,4/30kV	10	10,00
CHTN	Hídrica	6	1	1 658	6/30kV	1	2,00
CHTB	Hídrica	0,4	1	94	0,4/30kV	1	0,16
CHFN	Hídrica	3	1	608	3/30kV	1	0,50
CHCN	Hídrica	0,4	1	400	0,4/30kV	1	0,50
CHFR	Hídrica	0,4	1	800	0,4/30kV	1	0,50
CHRP	Hídrica	0,4	1	800	0,4/30kV	1	1,00
CHSC	Hídrica	0,4	1	670	0,4/30kV	1	1,00
Total	-	-	30	141 694	-	26	165,16

#### 6.4.3.3-Subestações

A rede de transporte AT 60 kV contempla oito subestações AT/MT, nomeadamente Caldeirão (SECL 60/30 kV), Aeroporto (SEAE 60/10 kV), São Roque (SESR 60/10 kV), Graminhais (SEGR 60/30 kV) e Sete Cidades (SESC 30/10 kV). Na Tabela 6.7 são apresentados os dados gerais das subestações.

Tabela 6.7 - Transformadores, relações de transformação e potência instalada (Retirado de [75]).

Siglas	Relação de Transformação	Número de Transformadores	Potência Instalada (MVA)
SECL	60/30 kV	1	12,50
SEMF	60/30 kV	2	25,00
SELG	60/30 kV	1	12,50
	60/10 kV	2	16,25
SEFO	60/30 kV	1	12,50
	60/10 kV	3	20,00
SEVF	30/10 kV	2	10,00
SEPD	60/10 kV	2	40,00
SEAE	60/10 kV	1	20,00
SESR	60/10 kV	2	22,50
SESC	30/10 kV	1	0,50
SEGR	60/30 kV	1	10,00
SERG	10/60 kV	2	16,00
Total	-	21	217,75

### 6.4.3.4-Rede de Transporte

O sistema de transporte de energia elétrica (Figura 6.14 e Tabela 6.8) é constituído por uma rede AT 60 kV em anel e por uma linha MT 30 kV que interliga a Central Geotérmica do Pico Vermelho (CGPV) à Subestação de Foros (SEFO). Toda a produção da Central Termoelectrica do Caldeirão (CTCL) e da Geotérmica da Ribeira Grande (CGRG) é injetada diretamente na rede de transporte AT 60 kV. A identificação geográfica da rede é apresentada na Figura 6.15.

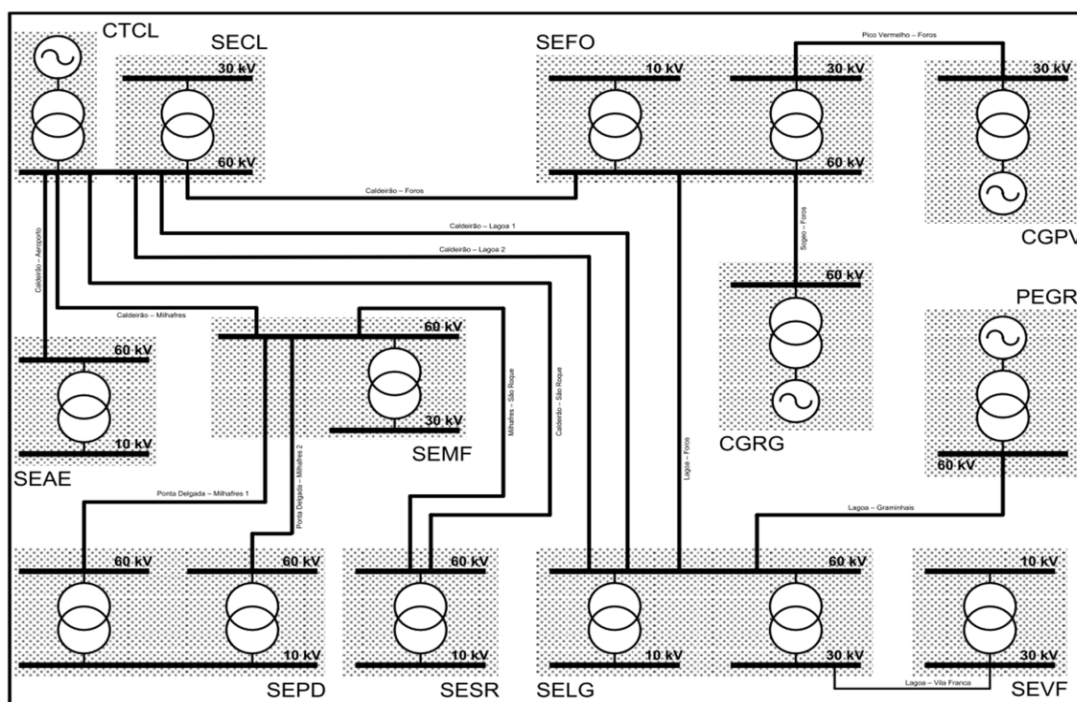


Figura 6.14 - Esquema Unifilar Simplificado da Rede de Transporte de S. Miguel (Retirado de [75]).

Tabela 6.8 - Rede de Transporte AT/MT (Retirado de ([78])).

Rede de Transporte AT/MT				
Designação	Nível de Tensão (kV)	Extensão da Rede (km)		
		Aérea	Subterrânea	Total
Caldeirão - Aeroporto	60	9.37	-	9.37
Ponta Delgada - Milhafres 1	60	1.99	-	1.99
Ponta Delgada -Milhafres 2	60	2.00	-	2.00
Caldeirão - Milhafres	60	5.65	-	5.65
Caldeirão - São roque	60	4.04	-	4.04
Milhafres - São Roque	60	6.45	-	6.45
Caldeirão - Foros	60	9.98	-	9.98
Caldeirão - Lagoa 1	60	5.66	-	5.66
Caldeirão - Lagoa 2	60	5.68	-	5.68
Lagoa - Foros	60	8.58	-	8.58
Graminhais - Lagoa	60	31.10	-	31.10
Sogeo - Foros	60	4.56	-	4.56
Subtotal Rede MT 60 kV		95.06	-	95.06
Pico Vermelho - Foros	30	1.58	0.22	1.80
Subtotal Rede MT 30 kV		1.58	0.22	1.80
Total da Rede Transporte AT/MT		96.65	0.22	96.86

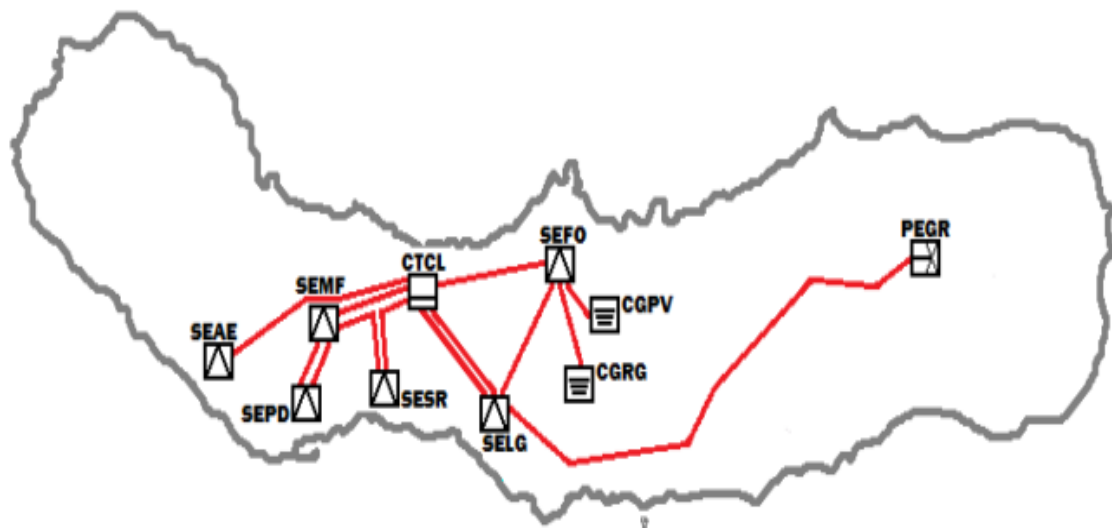


Figura 6.15 - Identificação Geográfica da Rede de Transporte (retirado de [75]).

#### 6.4.3.5-Rede de Distribuição MT

A rede de distribuição MT está estabelecida com o nível de tensão de 10 kV nas cidades de Ponta Delgada, Ribeira Grande e Lagoa, na Vila Franca do Campo e na freguesia das Sete Cidades. As restantes localidades são abastecidas por uma rede de distribuição com o nível de tensão de 30 kV. Os dados gerais da rede MT são apresentados na Tabela 6.9.

O sistema de teste é constituído por duas subestações, a Subestação de S. Roque (SESR) e a Subestação da Lagoa (SELG), com um total de quatro linhas. A Subestação de S. Roque contribui para o caso de estudo com uma linha e a Subestação da Lagoa contribui com três linhas, que tem 46 pontos de carga (PT's), públicos<sup>7</sup> ou privados<sup>8</sup>, a partir dos quais fornecem energia a uma dimensão de 1931 clientes.

<sup>7</sup> Um PT Público ou Posto de Transformação de Serviço Público (abreviatura PTD) é uma instalação elétrica propriedade e responsabilidade da concessionária do transporte e distribuição, cuja construção (investimento) e manutenção são também da responsabilidade da concessionária do transporte e distribuição e que alimenta vários clientes através de uma rede BT estabelecida na via pública.

<sup>8</sup> Um PT Particular (ou Privado) ou Posto de Transformação de Cliente (abreviatura PTC) é uma instalação elétrica privada, propriedade de uma entidade particular (cliente), que tem obrigatoriamente um técnico responsável (devidamente acreditado e capacitado para o efeito). Os custos de construção (investimento) e manutenção são suportados pela entidade particular proprietária e que alimenta uma única instalação de utilização estabelecida em propriedade privada.

Tabela 6.9 - Rede de Distribuição por Subestação (Retirado de [78]).

Rede de Distribuição MT por Subestação											
Insta.	Nível de Tensão (kV)	Saída MT	Extensão da Rede (km)			Postos de Transformação					
			Aérea	Subt.	Total	PTD		PTC		N.º Total	Pot. Instalada Total (kVA)
						N.º	S (kVA)	N.º	S (kVA)		
SEPD	10	Ponta Delgada 1	-	5.97	5.97	7	3 320	6	3 405	13	6 725
		Ponta Delgada 2	-	7.18	7.18	4	2 290	13	4 405	17	6 695
		Ponta Delgada 3	-	6.15	6.15	6	5 280	7	6 160	13	11 440
		Ponta Delgada 4	-	4.84	4.84	5	4 290	15	4 270	20	8 560
		Ponta Delgada 5	-	3.49	3.49	2	715	6	2 670	8	3 385
		Ponta Delgada 6	-	14.80	14.80	18	7 670	5	1 575	23	9 245
		Ponta Delgada 7	-	1.23	1.23	-	-	1	2 500	1	2 500
		Ponta Delgada 8	-	4.84	4.84	6	5 880	6	2 755	12	8 635
		Ponta Delgada 9	-	2.52	2.52	1	630	2	1 575	3	2 205
		Ponta Delgada 10	-	1.50	1.50	1	3 150	1	2 500	2	5 650
		Ponta Delgada 11	-	5.85	5.85	7	3 875	6	4 960	13	8 835
<b>Total</b>			<b>0.00</b>	<b>58.35</b>	<b>58.35</b>	<b>57</b>	<b>37 100</b>	<b>68</b>	<b>36 775</b>	<b>125</b>	<b>73 875</b>
SEAE	10	Aeroporto 1	-	7.35	7.35	6	2 890	15	8 005	21	10 895
		Aeroporto 2	-	11.63	11.63	12	6 305	6	1 810	18	8 115
		Aeroporto 3	-	9.77	9.77	9	2 970	9	4 885	18	7 855
		<b>Total</b>	<b>0.00</b>	<b>28.74</b>	<b>28.74</b>	<b>27</b>	<b>12 165</b>	<b>30</b>	<b>14 700</b>	<b>57</b>	<b>26 865</b>
SESR	10	São Roque 1	-	8.47	8.47	5	2 540	4	1 910	9	4 450
		São Roque 2	-	10.77	10.77	14	6 110	1	980	15	7 090
		São Roque 3	-	9.02	9.02	9	3 655	5	1 240	14	4 895
		São Roque 4	0.11	9.53	9.63	11	4 970	11	2 980	22	7 950
		<b>Total</b>	<b>0.11</b>	<b>37.78</b>	<b>37.88</b>	<b>39</b>	<b>17 275</b>	<b>21</b>	<b>7 110</b>	<b>60</b>	<b>24 385</b>
SELG	10	Lagoa 1	-	9.37	9.37	13	4 885	3	460	16	5 345
		Lagoa 2	-	4.05	4.05	5	2 220	-	-	5	2 220
		Lagoa 3	-	8.33	8.33	6	4 430	5	3 945	11	8 375
		Lagoa - Cabouco	2.71	-	2.71	-	-	1	100	1	100
		<b>Sub-Total 10 kV</b>	<b>2.71</b>	<b>21.75</b>	<b>24.46</b>	<b>24</b>	<b>11 535</b>	<b>9</b>	<b>4 505</b>	<b>33</b>	<b>16 040</b>
	30	Lagoa - Vila Franca	29.00	7.44	36.43	22	7 300	12	2 310	34	9 610
		Lagoa - Livramento	6.70	5.75	12.44	2	2 015	2	790	10	2 805
		Lagoa - Cabouco	4.35	9.37	13.72	15	3 985	15	4 785	23	8 770
		<b>Sub-Total 30kV</b>	<b>40.04</b>	<b>22.56</b>	<b>62.60</b>	<b>29</b>	<b>13 300</b>	<b>29</b>	<b>7 885</b>	<b>67</b>	<b>21 185</b>
<b>Total</b>	<b>42.76</b>	<b>44.31</b>	<b>87.06</b>	<b>38</b>	<b>24 835</b>	<b>38</b>	<b>12 390</b>	<b>100</b>	<b>37 225</b>		
SEFO	10	Ribeira Grande 2	-	3.42	3.42	3	880	4	4 040	7	4 920
		Ribeira Grande 3	-	9.42	9.42	10	5 245	3	2 520	13	7 765
		Ribeira Grande 4	-	4.95	4.95	6	3 190	6	2 030	12	5 220
		<b>Sub-Total 10 kV</b>	<b>0.00</b>	<b>17.79</b>	<b>17.79</b>	<b>19</b>	<b>9 315</b>	<b>13</b>	<b>8 590</b>	<b>32</b>	<b>17 905</b>
	30	Foros - Calhetas	18.99	13.80	32.79	31	12 230	14	4 880	45	17 110
		Foros - Ribeirinha	17.60	2.49	20.09	13	4 050	14	4 890	27	8 940
		Foros - Nordeste	115.39	3.98	119.78	61	14 520	52	4 995	113	19 515
<b>Sub-Total 30 kV</b>	<b>152.39</b>	<b>20.27</b>	<b>172.66</b>	<b>105</b>	<b>30 800</b>	<b>80</b>	<b>14 765</b>	<b>185</b>	<b>45 565</b>		
<b>Total</b>	<b>152.39</b>	<b>38.06</b>	<b>190.45</b>	<b>124</b>	<b>40 115</b>	<b>93</b>	<b>23 355</b>	<b>217</b>	<b>63 470</b>		
SECL	30	Caldeirão - Ribeira S.	12.10	1.39	13.49	5	1 165	22	10 455	27	11 620
		Caldeirão - Livramen.	17.72	6.17	23.89	16	6 840	21	8 920	37	15 760
		<b>Total</b>		<b>7.56</b>	<b>37.38</b>	<b>21</b>	<b>8 005</b>	<b>43</b>	<b>19 375</b>	<b>64</b>	<b>27 380</b>
SEMF	30	Milhafres - Sete Cida.	74.43	1.96	76.40	36	6 990	24	2 680	60	9 670
		Milhafres - Covoada	17.83	7.15	24.98	22	10 280	15	5 195	37	15 475
		Milhafres - Capelas	30.64	4.73	35.37	36	10 920	10	1 905	46	12 825
		Milhafres - Remédios	27.32	0.39	27.71	13	3 050	12	2 760	25	5 810
		<b>Total</b>	<b>150.23</b>	<b>14.23</b>	<b>164.46</b>	<b>107</b>	<b>31 540</b>	<b>61</b>	<b>12 540</b>	<b>168</b>	<b>43 780</b>
SEVF	10	Vila Franca 1	-	5.11	5.11	3	2 140	2	1 650	5	3 790
		Vila Franca 2	-	4.22	4.22	6	3 705	3	750	9	4 455
		<b>Sub-Total 10 kV</b>	<b>0.00</b>	<b>9.32</b>	<b>9.32</b>	<b>9</b>	<b>5 845</b>	<b>5</b>	<b>2 400</b>	<b>14</b>	<b>8 245</b>
	30	Vila Franca 3	-	0.35	0.35	1	800	1	400	2	1 200
		Vila Fra. - Ponta Gar.	15.39	1.33	16.72	17	4 720	4	360	21	5 080
		Vila Franca - Furnas	18.83	6.20	25.02	6	1 660	3	600	9	2 260
<b>Sub-Total 30 kV</b>	<b>34.22</b>	<b>7.88</b>	<b>42.10</b>	<b>24</b>	<b>7 180</b>	<b>8</b>	<b>1 360</b>	<b>32</b>	<b>8 540</b>		
<b>Total</b>	<b>34.22</b>	<b>17.20</b>	<b>51.42</b>	<b>33</b>	<b>13 025</b>	<b>13</b>	<b>3 760</b>	<b>46</b>	<b>16 785</b>		
PSFU	30	Furnas 1	0.53	3.64	4.17	7	2 365	-	-	7	2 365
		Furnas 2	-	0.53	0.53	-	-	1	250	1	250
		Furnas - Povoação	12.65	1.55	14.20	10	2 790	4	700	14	3 490
		<b>Total</b>	<b>13.18</b>	<b>5.71</b>	<b>18.89</b>	<b>17</b>	<b>5 155</b>	<b>5</b>	<b>950</b>	<b>22</b>	<b>6 105</b>
SESC	10	Sete Cidades 1	-	2.90	2.90	3	575	-	-	3	575
		<b>Total</b>	<b>0.00</b>	<b>2.90</b>	<b>2.90</b>	<b>3</b>	<b>575</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>3</b>	<b>575</b>
<b>TOTAL REDE MT 10 kV</b>			<b>2.82</b>	<b>176.63</b>	<b>179.45</b>	<b>178</b>	<b>93 810</b>	<b>146</b>	<b>74 080</b>	<b>324</b>	<b>167 890</b>
<b>TOTAL REDE MT 30 kV</b>			<b>419.87</b>	<b>78.21</b>	<b>498.08</b>	<b>312</b>	<b>95 680</b>	<b>226</b>	<b>56 875</b>	<b>538</b>	<b>152 555</b>
<b>TOTAL REDE DE DISTRIBUIÇÃO MT</b>			<b>422.69</b>	<b>254.84</b>	<b>677.53</b>	<b>490</b>	<b>189 490</b>	<b>372</b>	<b>130 955</b>	<b>862</b>	<b>320 445</b>

Nas Figuras 6.16 e 6.17 são apresentados todos os aspetos relevantes do sistema, tendo sido alterada a designação dada a cada PT segundo a tabela apresentada no Anexo A.4, para tornar o algoritmo desenvolvido em GAMS mais eficiente, uma vez que uma codificação alfanumérica é mais complexa comparada com uma codificação só numérica.

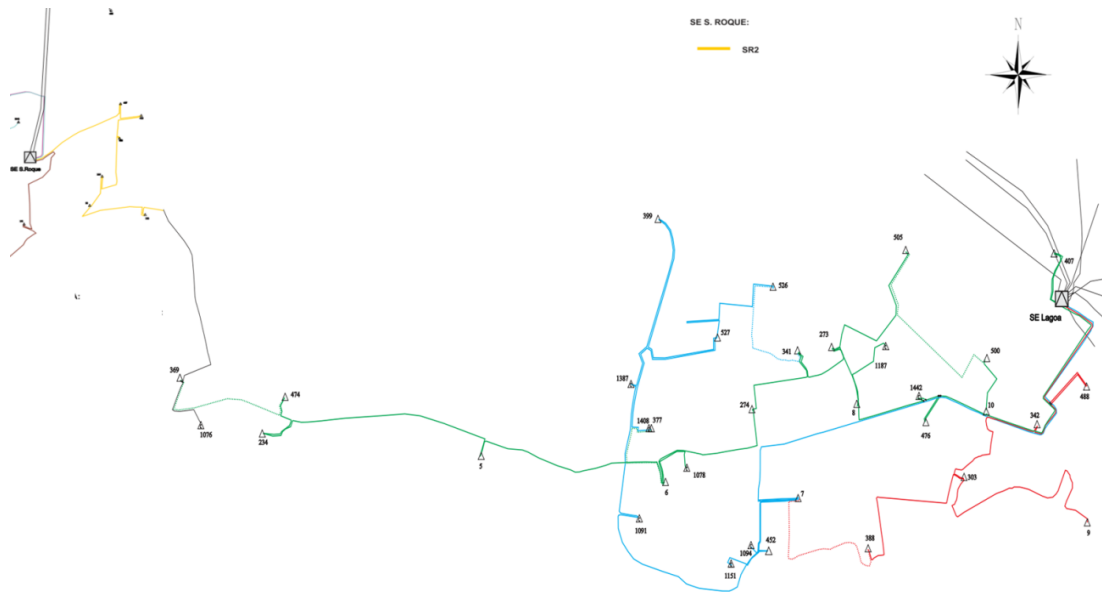


Figura 6.16 - Interligação Sistema de Teste da Rede de MT 10kV de Interligação São Roque - Lagoa (retirado de [75]).

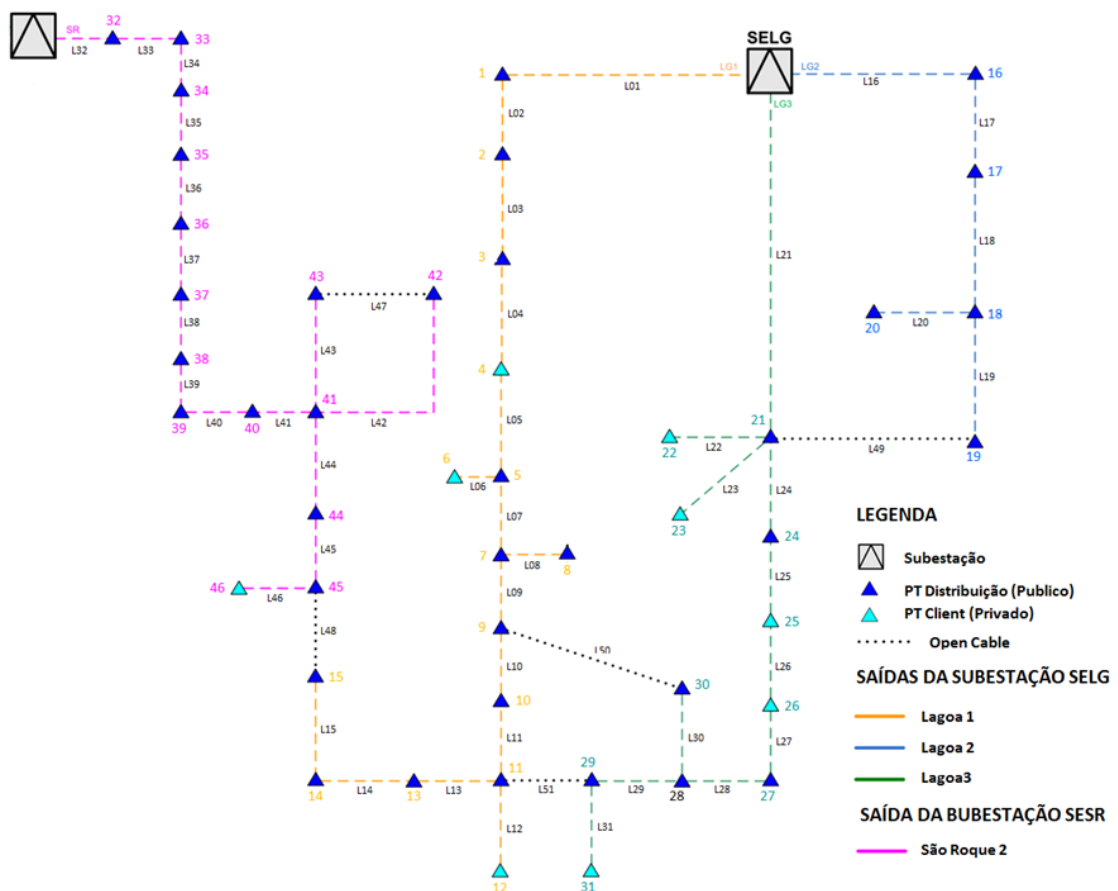


Figura 6.17 - Esquema unifilar do Sistema de Teste da Rede de MT 10kV de Interligação São Roque - Lagoa (retirado de [75]).

#### 6.4.4-Sistema de Teste da rede de MT 10 kV de Interligação São Roque - Lagoa

Selecionou-se o esquema unifilar do Sistema de Teste da Rede de MT 10kV de Interligação São Roque - Lagoa adaptado para se realizar o terceiro estudo. Na Figura 6.18 é apresentado o esquema unifilar do Sistema de Teste.

A este circuito foram adicionadas Unidades de DG e ESS, sendo ainda considerado que em todos os ramos existem *switches*, exceto nos ramos L01, L06, L08, L12, L20, L21, L22, L23, L30, L31 e L32 que estão sempre conectados e que não podem ser desconectados.

Considera-se que os limites de potência ativa para todos os ramos são de 800 kW, apesar de ser conhecido o valor para cada ramo. O custo de *switching* para uma única operação de abrir ou fechar o *switch* é de 10 €.

Para aproximar as perdas no sistema foram utilizados 51 pares de  $(X_i, Y_i)$ , um para cada 5 kW no intervalo  $[-500 \text{ kW}, 500 \text{ kW}]$ . A operação do sistema é estudada ao longo de um horizonte temporal de 7 horas. As diferentes variações de carga no nó são apresentadas na Tabela 6.10, tendo por base os dados reais fornecidos em [75].

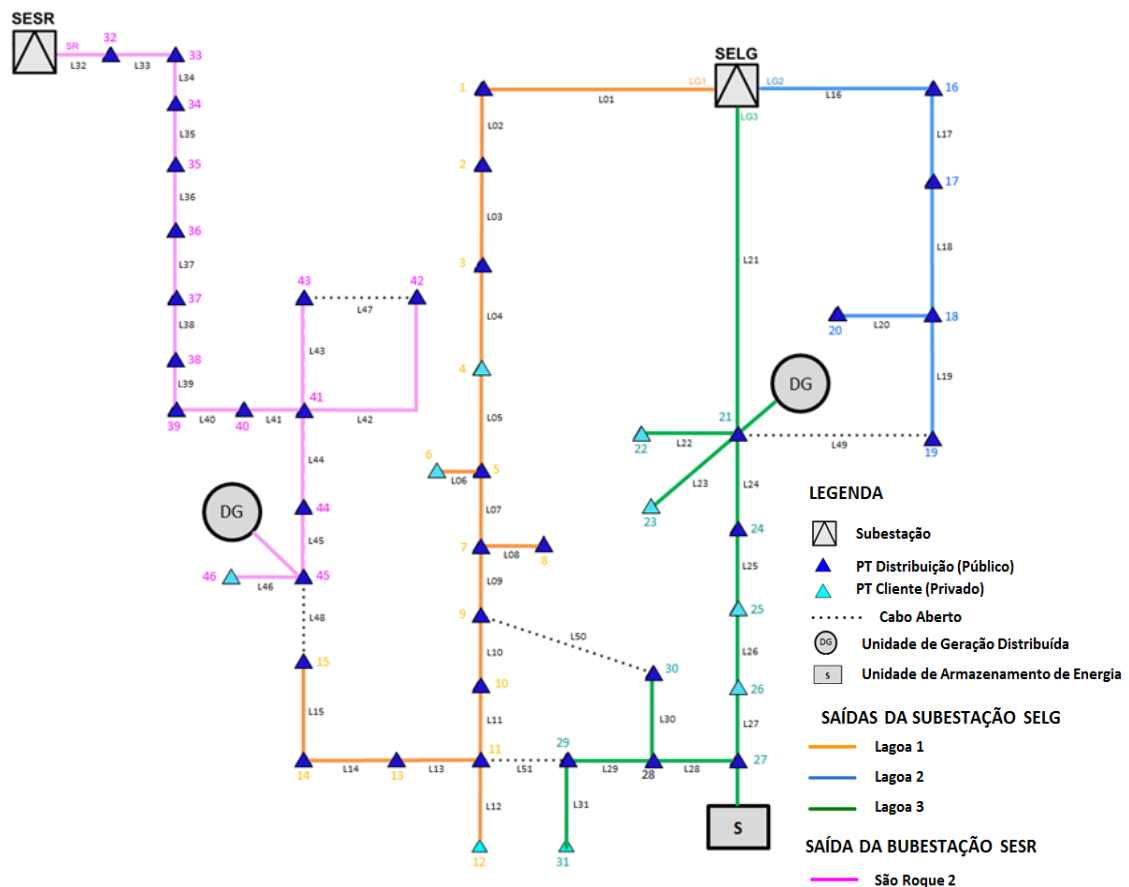


Figura 6.18 - Esquema unifilar do Sistema de Teste da Rede de MT 10kV de Interligação São Roque - Lagoa adaptado [75].

Tabela 6.10 - Variação da Carga (kW) no Sistema de Teste da Rede de MT 10kV de Interligação São Roque - Lagoa

	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7
N1	1	91	109	77	101	91	119
N2	2	81	77	86	68	92	82
N3	3	63	77	76	63	75	56
N4	4	32	33	30	22	25	26
N5	5	47	59	48	49	61	57
N6	6	28	24	22	26	25	27
N7	7	48	40	46	51	41	52
N8	8	45	39	34	39	38	36
N9	9	113	104	72	108	83	90
N10	10	48	45	44	62	68	58
N11	11	73	92	84	59	81	73
N12	12	18	28	22	21	29	18
N13	13	68	69	67	71	53	72
N14	14	96	69	103	101	71	101
N15	15	43	34	33	28	41	40
N16	16	49	58	79	56	71	70
N17	17	43	41	69	64	54	62
N18	18	57	69	56	48	78	56
N19	19	55	42	46	69	54	43
N20	20	63	56	49	44	40	39
N21	21	163	184	48	123	157	221
N22	22	172	101	126	78	202	163
N23	23	58	164	175	189	137	155
N24	24	56	55	111	123	54	132
N25	25	79	124	57	94	128	121
N26	26	98	136	151	97	91	167
N27	27	61	90	45	68	103	141
N28	28	140	32	91	32	61	32
N29	29	84	214	185	116	174	185
N30	30	66	47	133	55	151	146
N31	31	167	105	93	34	178	49
N32	32	119	123	114	126	128	123
N33	33	93	96	99	90	81	90
N34	34	121	131	117	117	121	125
N35	35	134	129	133	131	145	129
N36	36	98	105	107	105	112	110
N37	37	70	77	69	85	69	80
N38	38	69	73	74	71	76	68
N39	39	88	85	91	92	76	88
N40	40	109	125	126	120	117	122
N41	41	85	102	97	90	93	93
N42	42	56	54	57	51	49	49
N43	43	83	79	76	71	77	82
N44	44	57	65	57	64	58	60
N45	45	59	68	59	59	63	66
N46	46	189	195	212	218	204	204

No nó 27 é considerado um ESS, representado na Figura 6.18 por S. A capacidade é de 16 kWh, com uma taxa de carga/descarga igual a 4 kW, considerando uma eficiência de carga/descarga de 90%. O estado-de-energia mínimo, a fim de evitar uma descarga profunda, é de 8 kWh. A sua energia no estado inicial é de 9 kWh. São consideradas duas Unidades de DG com capacidade máxima de 15 kW e 10 kW nos nós 21 e 45, respetivamente, como é apresentado na Tabela 6.11.

Os nós de alimentação podem fornecer 1136 kW, 480 kW e 2657 kW, nas saídas Lagoa 1, Lagoa 2 e Lagoa 3, respetivamente, e 11811 kW no nó de alimentação de São Roque. O conjunto de Soluções Eficientes de Pareto obtido pelo método é apresentado na Tabela 6.12 e na Figura 6.19.

Tabela 6.11 - Unidades de Geração Distribuída.

Unidades de Geração Distribuída	
Nós	Capacidade [kW]
21	15
45	10

Tabela 6.12 - Conjunto de Soluções Eficientes de Pareto para o Sistema de Teste da Rede de MT 10kV de Interligação São Roque - Lagoa.

	Perda Total De Potência Ativa [kWh]	Custo Total De Switching [€]
1	2547,32	140
2	2558,96	100
3	2574,52	80
4	2823,96	40
5	3739,07	20
6	4930,82	0

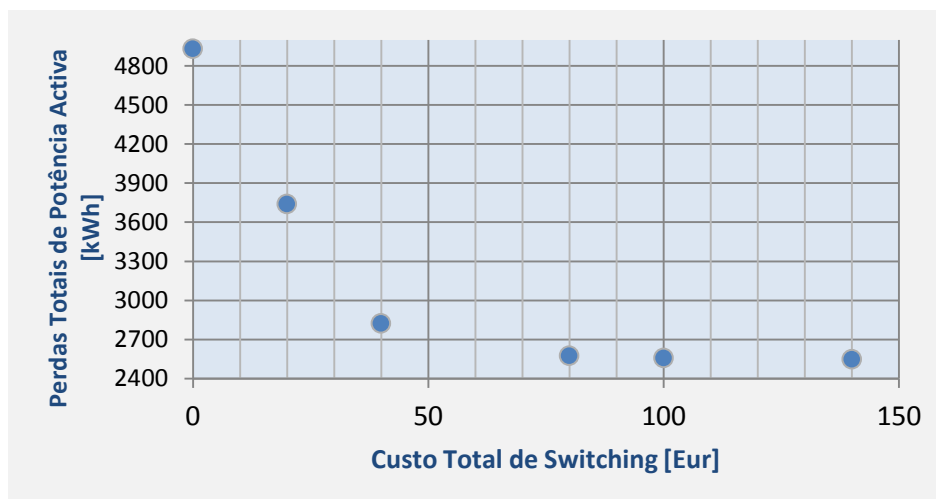


Figura 6.19 - Conjunto de Soluções Eficientes de Pareto para o Sistema de Teste da Rede de MT 10kV de Interligação São Roque - Lagoa.

Quando o custo de *switching* decresce, as perdas de potência ativa aumentam, à semelhança dos outros dois sistemas de teste. Na Figura 6.19 pode-se verificar que as três primeiras soluções aumentam ligeiramente as perdas de potência ativa, enquanto o custo de *switching* é reduzido significativamente. Posteriormente, o custo de *switching* continua a diminuir, enquanto as perdas de potência ativa aumentaram da terceira para a quarta soluções eficientes, e também da quinta para a sexta soluções eficientes. Assim, é possível considerar que a escolha final é a quarta solução eficiente.

As configurações desta solução são apresentadas nas Figuras 6.20 e na Figura 6.21. Na 6.22 é apresentado o Estado de Energia do ESS.

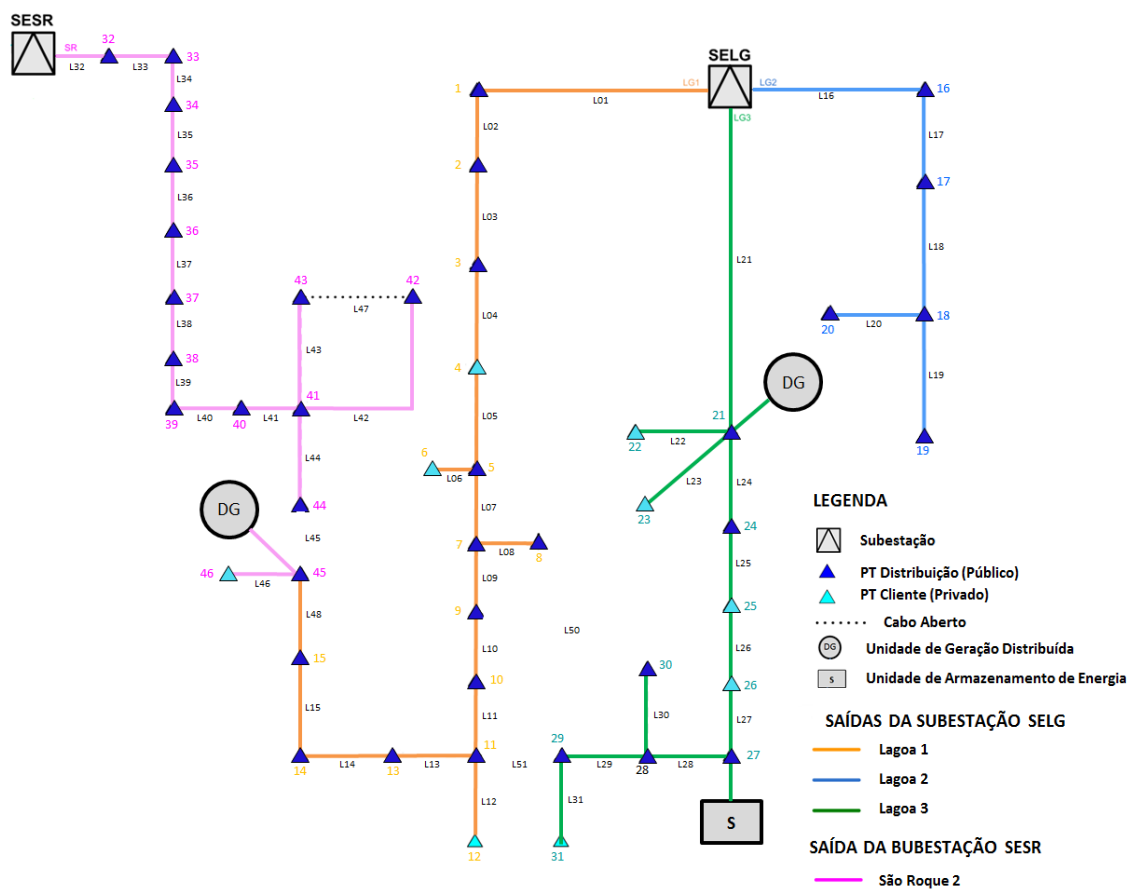


Figura 6.20 - Configuração do Sistema de Distribuição durante os períodos T1-T3 e T7.

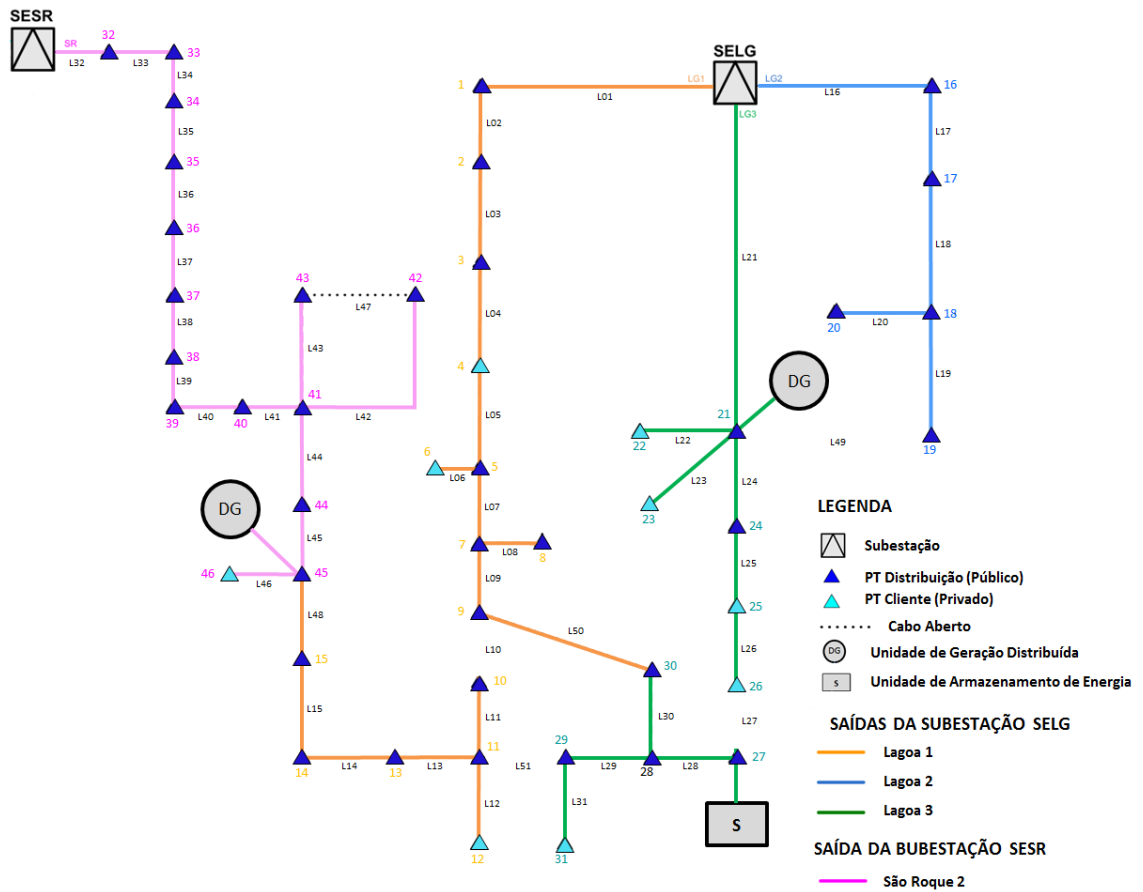


Figura 6.21 -Configuração do Sistema de Distribuição durante os períodos T4 - T6.

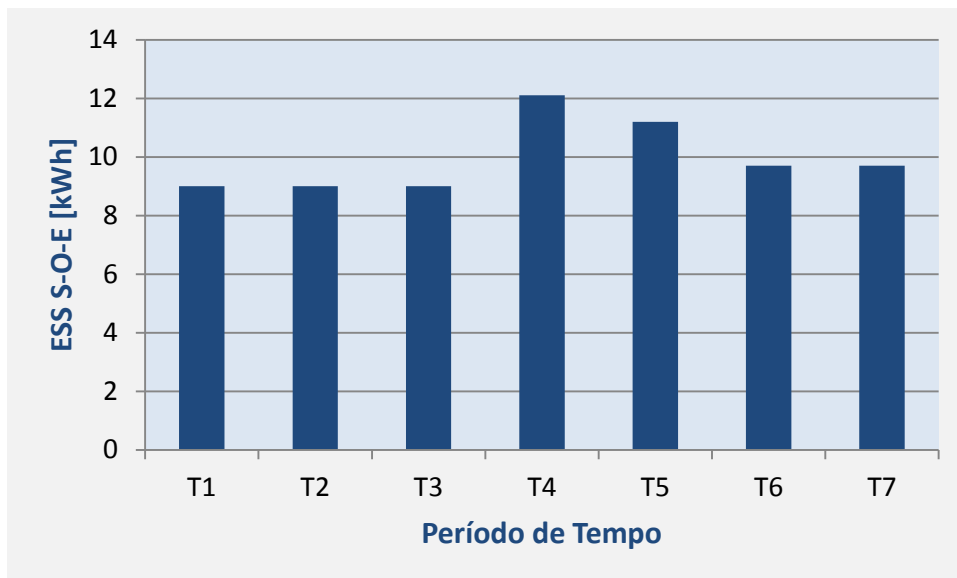


Figura 6.22 - Estado de Energia do ESS no horizonte temporal.

## 6.5 Considerações Finais

Neste capítulo apresentou-se um estudo efetuado em três sistemas, dois retirados da literatura e um sistema real, todos eles adaptados com a inclusão de Sistemas de Armazenamento de Energia e com Geração Distribuída.

Em todos os casos de estudo é apresentado o conjunto de soluções Eficientes de Pareto, onde se verifica que quando o custo de *switching* decresce, as perdas de potência ativa aumentam. Devido às particularidades das funções em estudo verifica-se também que a solução em todos os sistemas de teste se encontra sensivelmente na mesma área, como se pode verificar nas Figuras relativas aos conjuntos das soluções Eficientes de Pareto. Para além desta zona o custo de switching é *mínimo*, mas as perdas de potência ativa são elevadas, ou vice-versa.

Relativamente às configurações, estas são apresentadas para cada período de tempo e, de uma forma geral para os sistemas de teste apresentados, elas variam entre duas configurações. Contudo, isto acontece devido ao perfil de carga não ser muito diferente nos vários períodos considerados, e ainda ao facto de que o número de períodos não é muito elevado. Se forem introduzidas maiores variações de carga, ou se o horizonte temporal for aumentado, irá dar origem a novas configurações.

O tempo computacional de simulação cada um dos três sistemas é inferior a um minuto, o que pode ser considerado aceitável em sistemas de distribuição.

# Capítulo 7

## Conclusões e Trabalhos Futuros

### 7.1 Conclusões

Nesta dissertação foi apresentado e aplicado um novo método para lidar com o problema de reconfiguração do sistema de distribuição de energia elétrica.

A nova contribuição advém de formular o problema como sendo Multiobjetivo Multiperódico Linear Inteiro-Misto, resolvido usando o método de  $\varepsilon$ -Restrições (AUGMECON). A nova formulação proposta permite encontrar a configuração do sistema de distribuição que corresponde ao mínimo de perdas e ao mínimo de operações de *switching*. Sistemas de Geração Distribuída e Sistemas de Armazenamento de Energia foram também considerados na formulação matemática proposta, devido à sua importância crescente nas redes de distribuição.

O método de  $\varepsilon$ -Restrições requer o conhecimento da gama de funções objetivo que são utilizadas como limitações sobre o conjunto eficiente, sendo este obtido através da elaboração da tabela *pay-off* (que resulta da otimização individual de todas as funções objetivo). Contudo, a tabela *pay-off*, de per si, não garante que o intervalo pertence ao conjunto eficiente. Esta limitação foi ultrapassada utilizando-se o método das  $\varepsilon$ -Restrições (AUGMECON), que possibilita uma representação adequada do conjunto de soluções Eficientes de Pareto.

Dos resultados da aplicação do modelo proposto aos sistemas de teste, é de salientar a obtenção adequada dos conjuntos eficientes, que deram origem a um espaço de objetivos diversificados que ilustram os compromissos existentes (perdas totais de potência ativa/custo total de *switching*) em diferentes regiões do espaço de pesquisa face aos objetivos considerados. O conjunto de Pareto-Ótimo, ou seja, o conjunto de soluções potencialmente não dominadas obtido é diverso, pelo que não existe uma solução melhor que todas as outras em todos os aspetos considerados.

Na análise dos três sistemas de teste pode verificar-se que todas as restrições impostas pela formulação foram respeitadas, tendo a radialidade sido mantida em todos os sistemas.

No sistema de teste de 69 nós pode verificar-se o bom funcionamento da formulação no que diz respeito aos nós de transferência e também às restrições que asseguram a conexão dos nós com os elementos de distribuição.

É possível concluir que o desempenho da ferramenta computacional proposta foi proficiente, ao apresentar reduzidos tempos de computação. Ainda, o conjunto de soluções apresenta uma diversidade aceitável em todos os casos de estudo.

## **7.2 Desenvolvimento de Trabalhos Futuros**

Um dos trabalhos futuros possíveis corresponde à introdução de equações do Trânsito de Potência na linhas, bem como o dimensionamento otimizado das unidades de Geração Distribuída e dos Sistemas de Armazenamento de Energia. Outro possível trabalho futuro corresponde à análise da confiabilidade no sistema, bem como, ao estudo da qualidade de energia na distribuição.

## **7.3 Trabalhos Resultantes desta Dissertação**

Nos Anexos B1 e B2 encontram-se os trabalhos elaborados tendo como base esta dissertação. O trabalho apresentado em B1 encontra-se submetido à conferência da AUPEC 2014. O trabalho em B2 foi submetido ao International Journal Energy já tendo sido feita a segunda revisão. No Anexo B3 está um trabalho efectuado em paralelo que usa uma parte da formulação apresentada nesta dissertação mas aplicada ao conceito de Smart-Grid e coordenação de Smar-Household. Devido ao trabalho B2 ser extensivo (30 páginas), nos anexos apenas é apresentado a primeira página de cada um dos trabalhos.

## Bibliografia

- [1] S. Kalambe and G. Agnihotri, "Loss minimization techniques used in distribution network: bibliographical survey," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 57, pp. 129-134, 2014.
- [2] T. A. Short, in *Electric Power Distribution Handbook*, Washington, D.C, CRC Press LLC, 2014, pp. 19-48.
- [3] E. Oliveira, G. Rosseti, L. Oliveira and F. Gomes, "New algorithm for reconfiguration and operating procedures in electric distribution systems," *Electrical Power and Energy Systems*, vol. 57, pp. 129-134, 2013.
- [4] Y.-K. Wu, C.-Y. Lee, L.-C. Liu and S.-H. Tsai, "Study of Reconfiguration for the Distribution System With Distributed Generators," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 25, pp. 1678-1685, 2010.
- [5] G. Mavrotas, "Effective implementation of the  $\epsilon$  - constraint method in Multi-Objective Mathematical Programming problems," *Applied Mathematics and Computation*, vol. 213, pp. 455-465, 2009.
- [6] G. Mavrotas and K. Florios, "An improved version of the augment  $\epsilon$ -constraint method (AUGMECON2) for finding the exact pareto set in multi-objective integer programming problems," *Applied Mathematics and Computation*, vol. 219, pp. 9652-9669, 2013.
- [7] I. Shulgin, A. Gerasimenko and S. Q. Zhou, "Modified stochastic estimation of load dependent energy losses in electric distribution networks," *Electrical Power and Energy Systems*, vol. 43, pp. 325-332, 2012.
- [8] A. Borghetti, "A Mixed-Integer Linear Programming Approach for the Computation of the Minimum-Losses Radial Configuration of Electrical Distribution Network," *IEEE Transaction on Power Systems*, vol. 27, pp. 1264-1273, 2012.
- [9] H. Zhang, G. T. Heydt, V. Vittal and J. Quintero, "An Improved Network Model for Transmission Expansion Planning Considering Reactive Power and Network Losses," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 28, pp. 3471-3479, 2013.
- [10] R. J. Sarfi, M. A. Salama and A. Y. Chikhani, "A survey of the state of the art in distribution system reconfiguration for system loss reduction," *Electric Power System Research*, vol. 30, pp. 61-70, 1994.

- [11] Y. M. Atwa, E. F. El-Sasdany, M. M. A. Salama and R. Seethapathy, "Optimal Renewable Resources Mix for Distribution System Energy Loss Minimization," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 25, pp. 360-370, 2010.
- [12] A. A. A. Souza, C. C. B. Oliveira and K. Geus, "Application of integrated linear programming models for the planning of distribution networks," in *Environment and Electrical Engineering (EEEIC)*, Prague, Czech Republic, 2010.
- [13] A. Ajaja and F. Galiana, "Distribution network reconfiguration for loss reduction using MILP," in *Innovative Smart Grid Technologies (ISGT)*, Washington, DC, 2012.
- [14] H. E. Farag, E. El-Saadany, R. E. Shatshat and A. Zidan, "Path-base distribution network modeling: Application to reconfiguration for loss reduction," *Electric Power Systems Research*, vol. 20, pp. 1499-1506, 2010.
- [15] E. Romero-Ramos, J. Riquelme-Santos and J. Reyes, "A simpler and exact mathematical model for the computation of the minimal power losses tree," *International Journal of Electric Power Systems Research*, pp. 562-571, 2010.
- [16] R. A. Jabr, R. Singh and B. C. Pal, "Minimum loss network reconfiguration using mixed-integer convex programming," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 27, pp. 556-564, 2012.
- [17] S. Frank, I. Steponavice and S. Rebennack, "Optimal power flow: a bibliographic survey I," *Energy Systems*, vol. 3, pp. 221-258, 2012.
- [18] S. Frank, I. Steponavice and S. Rebennack, "Optimal power flow: a bibliographic survey II," *Energy Systems*, vol. 3, pp. 259-289, 2012.
- [19] S. Civanlar, J. Grainger, H. Yin. and S. Lee, "Distribution feeder reconfiguration for loss reduction," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 3, pp. 106-114, 1988.
- [20] M. E. Baran and F. F. Wu, "Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 5, pp. 1401-1407, 1989.
- [21] N. Gupta, A. Swarnkar and K. Niazi, "A modified branch-exchange heuristic algorithm for large-scale distribution networks reconfiguration," in *Power and Energy Society General Meeting*, San Diego, CA, 2012.

- [22] S. Segura, R. Romero and M. J. Rider, "Efficient heuristic algorithm used for optimal capacitor placement," *Electrical Power and Energy Systems*, vol. 32, pp. 71-78, 2010.
- [23] I. Boussaïd, L. Julien and S. Patrick, "A survey on optimization metaheuristics," *Information Sciences*, vol. 237, pp. 82-117, 2013.
- [24] B. Tomoiaga, M. Chindris, A. Sumper, R. Villafafila-Robles and A. Sudria-Andreu, "Distribution system reconfiguration using genetic algorithm based on," *Electric Power Systems Research*, vol. 104, pp. 216-225, 2013.
- [25] A. Y. Abdelaziz, S. Elkhodary and R. Osama, "Distribution networks reconfiguration for loss reduction using the Hyper Cube Ant Colony Optimization," in *International Conference on Computer Engineering & Systems (ICCES)*, Cairo, 2011.
- [26] B. Amanulla, S. Chakrabarti and S. Singh, "Reconfiguration of Power Distribution Systems Considering Reliability and Power Loss," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 27, pp. 918-926, 2012.
- [27] A. R. Abul'Wafa, "A new heuristic approach for optimal reconfiguration in distribution systems," *Electric Power Systems Research*, vol. 81, pp. 282-289, 2011.
- [28] A. Merlin and H. Bacck, "Search for minimal-loss operation spanning tree configuration in a urban power distribution system," in *Proceedings of 5th Power System Computation Conference - PSCC*, Cambridge, UK, 1975.
- [29] M. Lavorato, J. Franco, M. Rider and R. Romero, "Imposing Radiality Constraints in Distribution System Optimization Problems," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 27, pp. 172-180, 2012.
- [30] E. J. d. Oliveira, G. J. Rosseti, L. W. d. Oliveira and F. V. Gomes, "New algorithm for reconfiguration and operating procedures in electric distribution systems," *Electrical Power and Energy Systems*, vol. 57, pp. 129-134, 2014.
- [31] D. Shirmohammadi and H. W. Hong, "Reconfiguration of electric distribution networks for resistive line losses reduction," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 4, pp. 1492-1498, 1989.
- [32] V. Borozam, D. Rajicic and R. Ackovski, "A new heuristic reconfiguration algorithm for large distribution system," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 10, pp. 1420-1425, 1995.

- [33] H. D. Chiang and R. Jean-Jumeau, "Optimal network reconfigurations in distribution systems: Part 2: Solution and numerical results," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 5, 1990.
- [34] T. E. Mcdermott, I. Drezga and R. P. Broadwater, "A heuristic nonlinear constructive method for distribution system reconfiguration," *IEEE Transactions on Power System*, vol. 14, pp. 478-483, 1999.
- [35] V. Glamocanin, "Optimal loss reduction of distribution networks," *IEEE Transactions on Power System*, vol. 5, pp. 774-782, 1990.
- [36] H. Kim, Y. Ko and K. H. Jung, "Artificial neural-network based feeder reconfiguration for loss reduction in distribution systems," *IEEE Transaction on Power Delivery*, vol. 8, pp. 1356-1366, 1993.
- [37] Y. I. S. Hayashi, S. Furuya and C. C. Liu, "Efficient determination of optimal radial power system structure using Hopfield neural network with constrained noise," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 11, pp. 1529-1529, 1996.
- [38] H. Salazar, R. Gallego and R. Romero, "Artificial neural networks and clustering techniques applied in the of distribution systems," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 21, pp. 1735-1742, 2006.
- [39] L. M. O. Queiroz and C. Lyra, "Adaptive Hybrid Genetic Algorithm for Technical Loss Reduction in Distribution Networks Under Variable Demands," *IEEE Transactions on Power*, vol. 24, pp. 0885-8950, 2009.
- [40] J. C. C. Amasifen, A. P. d. Cunha, F. P. Júnior, B. V. d. Mello and L. M. B. Beekhuizen, "Evolutionary Algorithm for Network Reconfiguration in Distribution Systems Considering Thermal Operational Conditions," *Journal of Control, Automation and Electrical Systems*, vol. 25, pp. 64-79, 2014.
- [41] K. Aoki, K. Nara, M. Kitagawa and K. Yamanaka, "New approximate optimization method for distribution systems planinng," *IEEE Transactions on Power System*, vol. 5, pp. 126-132, 1990.
- [42] R. K. Sundaram, "A First Course in Optimization Theory," in *Convex Optimization*, Cambridge, Cambridge University Press, 2014, pp. 74-88.

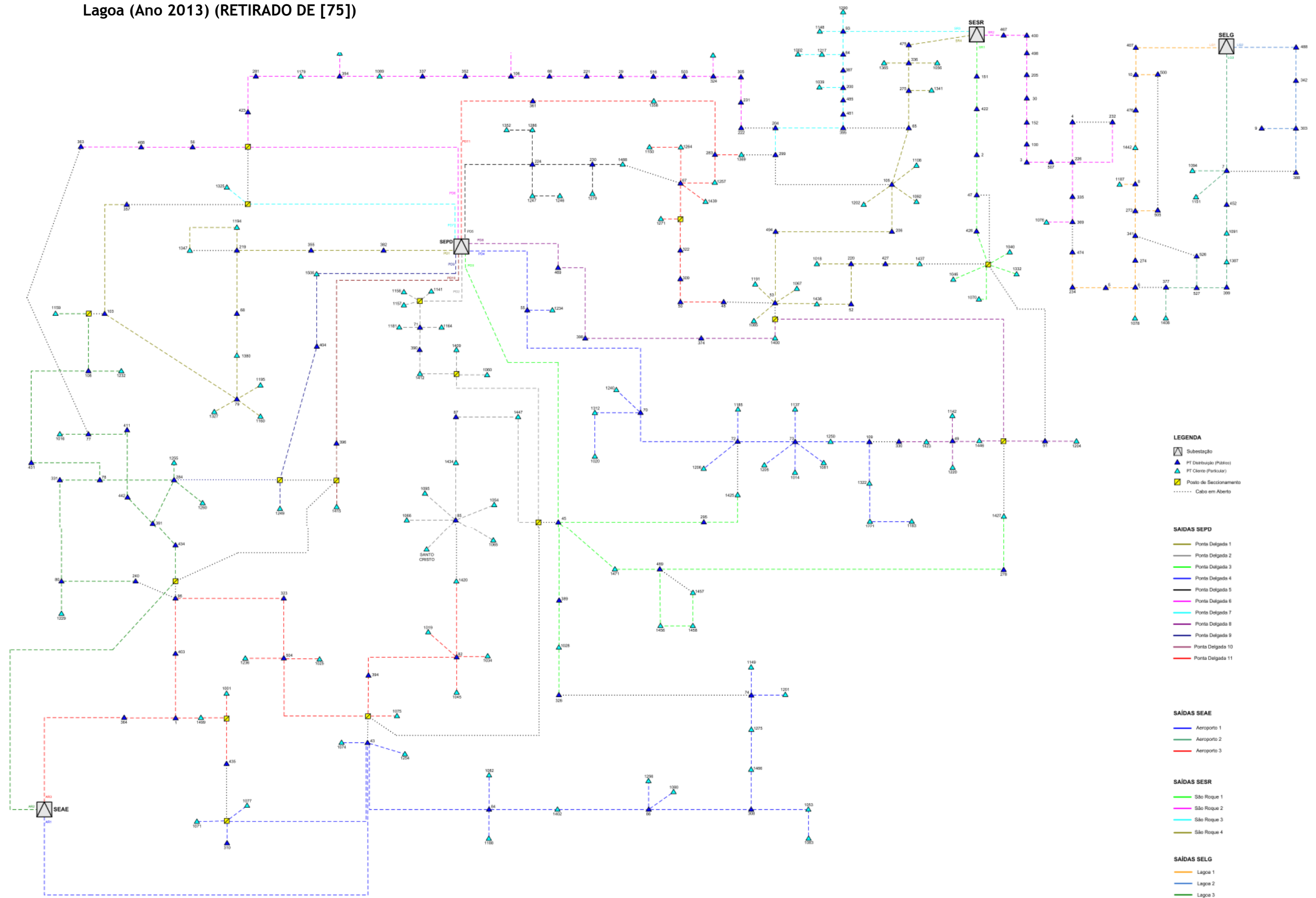
- [43] A. Zhou, B.-Y. Qu, H. Li, S.-Z. Zhao, P. N. Suganthan and Q. Zhang, "Multicriteria Optimization for engineering desing," *Swarm and Evolutionary Computation*, vol. 1, pp. 32-49, 2011.
- [44] L. Wang and K. Deb, "Multi-Objective Optimization," in *Multi-objective Evolutionary Optimisation for Product Design and Manufacturing*, New York, Springer, 2011, pp. 3-35.
- [45] Z.-H. Zhan, J. Li, J. Cao, J. Zhang, H. S.-H. Chung and Y.-H. Shi, "A Multiobjective Optimization in Electric resources System: the surrogate worth trade-off methods," *IEEE Transactions on Cybernetics*, vol. 43, pp. 445-463, 2013.
- [46] J. L. Cohon, *Multiobjective Programming and Planning*, New York: Academic Press, 1978.
- [47] V. Chankong and Y. Y. Haimes, "Multiobjective Decision Making Theory and Methodology," *New York: Elsevier Science*, 1983.
- [48] K. Miettinen, in *Nonlinear Multiobjetivo Optimization*, Norwell: Kluwer Academic Publiches, 1999, p. 298.
- [49] R. E. Rosenthal, "Principles of Multiobjective Optimization," *Decision Sciences*, vol. 2, pp. 133-132, 1985.
- [50] R. T. Marler and J. S. Arora, "Survey of multi-objective optimization methods for engineering," *Structural and Multidisciplinary Optimization* , vol. 26, pp. 369-395, 2004.
- [51] X.-S. Yang, "Chapter 5 - Genetic Algorithm," in *Nature-Inspired Optimization Algorithms*, Elsevier Insights, 2014, pp. 77-87.
- [52] M. Ehrgott, J. R. Figueira and S. Greco, "Multiple Criteria Approaches to Group Decision," in *Trends in Multiple Criteria Decision Analysis*, New York, Springer, 2010, pp. 317-339.
- [53] V. Belton and T. J. Stewart, in *Multiple Criteria Analysis: an integrated approach*, Norwell, Kluwer Academic Publishers, 2003, p. 372.
- [54] V. M. Bernard Roy and J. Figueira, in *Multiple Criteria Decision Analysis: state of art surveys*, New York, Springer, 2005, pp. 133-1362.
- [55] M. Lavorato, J. F. Franco, M. J. Rider and R. Romero, "Imposing Radiality Constraints in Distribution System Optimization Problem," *IEEE Trans. Power Systems*, vol. 27, pp. 170-180, 2012.

- [56] T. Thakur and T. Jaswanti, "Study and Characterization of Power Distribution Network Reconfiguration," in *Transmission & Distribution Conference and Exposition: Latin America*, Caracas, 2006.
- [57] R. Jabr, R. Singh and B. C. Pal, "Minimum Loss Network Reconfiguration Using Mixed-Integer Convex Programming," *IEEE Trans. Power System*, vol. 27, pp. 1106-1115, 2012.
- [58] R. S. Rao, K. Ravindra, K. Satish and S. Narasimham, "Power Loss Minimization in Distribution System Using Network Reconfiguration in the Presence of Distribution Generation," *IEEE Trans. Power Systems*, vol. 28, pp. 317-325, 2013.
- [59] I. Coroama, G. Chicco, M. Gavrilas and A. Russo, "Distribution system optimization with intra-day network reconfiguration and demand reduction procurement," *Electric Power Systems Research*, vol. 98, pp. 29-38, 2013.
- [60] A. Carcamo-Gallardo, L. Garcia-Santander and J. E. Pezoa, "Greedy Reconfiguration Algorithms for Medium-Voltage Distribution Networks," *IEEE Trans. Power Delivery*, vol. 24, pp. 328-337, 2009.
- [61] A. Zidan, M. F. Shaaban and E. F. El-Saaddany, "Long-term multi-objective distribution network planning by DG allocation and feeders reconfiguration," *Electric Power Systems Research*, vol. 105, pp. 95-102, 2013.
- [62] B. Amanulla, S. Chakrabarti and S. N. Singh, "Reconfiguration of Power Distribution Systems Considering Reliability and Power Loss," *IEEE Trans. Power Delivery*, vol. 27, pp. 918-926, 2012.
- [63] A. Kavousi-Fard and M. R. Akbari-Zadeh, "Reliability enhancement using optimal distribution," *Neurocomputing*, vol. 106, pp. 1-11, 2013.
- [64] Y. Wu, C. Lee, L. Liu and S. Tsai, "Study of Reconfiguration for the Distribution System With Distributed Generators," *IEEE Trans. Power Delivery*, vol. 25, pp. 1678-1684, 2010.
- [65] A. R. Malekpour, T. Niknam, A. Pahwa and A. Kabousi Fard, "Multi-Objective Stochastic Distribution Feeder Reconfiguration in Systems With Wind Power Generators and Fuel Cells Using the Point Estimate Method," *IEEE Trans. Power Systems*, vol. 28, pp. 1483-1492, 2013.

- [66] S. Tan, J. X. Xu and S. K. Panda, "Optimization of Distribution Network Incorporating Distributed Generators: An Integrated Approach," *IEEE Trans. Power Systems*, vol. 28, pp. 2421-2432, 2013.
- [67] J. F. Franco, M. J. Rider, M. Lavorato and R. Romero, "A mixed-integer LP model for the reconfiguration of radial electric distribution systems considering distributed generation," *Electric Power Systems Research*, vol. 97, pp. 51-60, 2013.
- [68] A. Borghetti, "A Mixed-Integer Linear Programming Approach for the Computation of the Minimum-Losses Radial Configuration of Electrical Distribution Networks," *IEEE Trans. Power Systems*, vol. 27, pp. 1264-1273, 2012.
- [69] R. Rosenthal, *GAMS - A User's Guide*, Washington, DC: GAMS Development Corporation, 2013.
- [70] S. A. Yin and C. N. Lu, "Distribution Feeder Scheduling Considering Variable Load Profile and Outage Costs," *IEEE Trans. Power Systems*, vol. 24, pp. 652-660, 2009.
- [71] "<http://www.smartgrid.gov>," Smart Grid Resource Center. [Online]. [Accessed 23 Fevereiro 2014].
- [72] J. J. Grainger and S. S. Lee, "Optimum Placement of Fixed and Switched Capacitors on Primary Distribution Feeders," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, pp. 345-352, 1981.
- [73] "Direção-Geral do Território," Ministério do Ambiente , Ordenamento do Território, [Online]. Available: <http://www.dgterritorio.pt/>. [Accessed 19 Março 2014].
- [74] C. Monteiro and B. Santos, "Renováveis Magazine 15," SMARTWATT, Outubro 2013. [Online]. Available: <http://www.renovaveismagazine.pt/>. [Accessed 19 Maio 2014].
- [75] S. EDA - Electricidade dos Açores, "Caracterização das redes de transporte e distribuição da Região Autónoma dos Açores," S. Miguel, 2013.

# ANEXOS

A.1-Esquema Unifilar da Rede de MT 10kV de Ponta Delgada e Interligação São Roque e Lagoa (Ano 2013) (RETIRADO DE [75])



- LEGENDA**
- Subestação
  - PT Distribuição (Público)
  - PT Cliente (Particular)
  - Posto de Seccionamento
  - Cabo em Aberto
- SAÍDAS SEPD**
- Ponta Delgada 1
  - Ponta Delgada 2
  - Ponta Delgada 3
  - Ponta Delgada 4
  - Ponta Delgada 5
  - Ponta Delgada 6
  - Ponta Delgada 7
  - Ponta Delgada 8
  - Ponta Delgada 9
  - Ponta Delgada 10
  - Ponta Delgada 11
- SAÍDAS SEAE**
- Aeroporto 1
  - Aeroporto 2
  - Aeroporto 3
- SAÍDAS SESR**
- São Roque 1
  - São Roque 2
  - São Roque 3
  - São Roque 4
- SAÍDAS SELG**
- Lagoa 1
  - Lagoa 2
  - Lagoa 3

A.2- Identificação Geográfica da Rede de MT 10kV de Ponta Delgada e Interligações São Roque e Lagoa (Ano 2013) (RETIRADO DE [75])

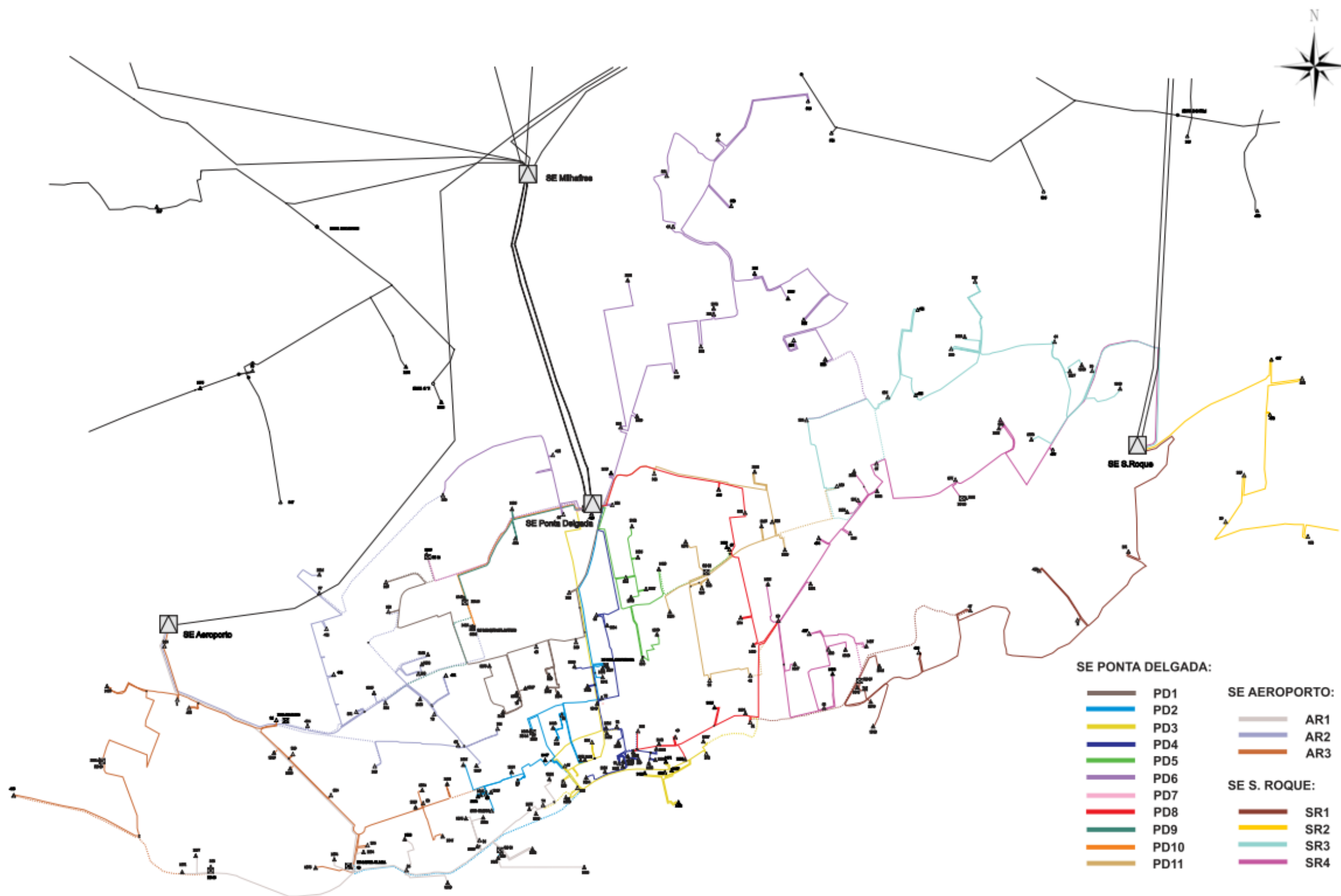


Figura A.2.1 - Rede Identificação Geográfica da Rede de MT 10kV de Ponta Delgada

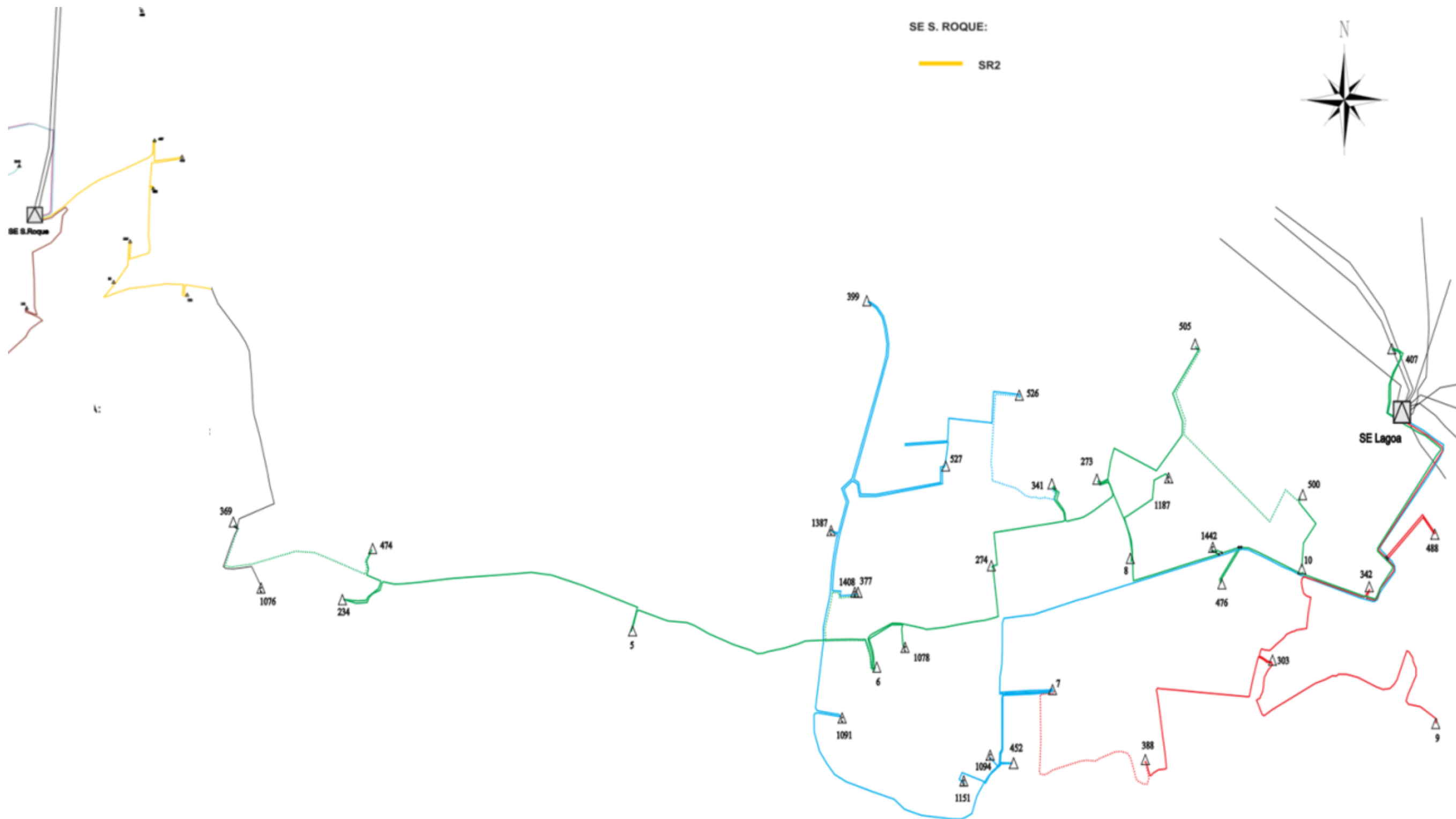


Figura A.2.2 - Identificação Geográfica da Rede de MT 10kV de Interligações São Roque e Lagoa (Ano 2013) (RETIRADO DE [75])

**A.3- Nós da Rede de MT 10kV de Interligações São Roque e Lagoa (Ano 2013)**

Saídas	Nó (Designação Original)	Nó (Nova Designação)	Tipo de Nó	N.º de consumidores afectos ao Nó
<b>Lagoa 1</b>	2PT0407	1	Publico	71
	2PT0010	2	Publico	250
	2PT0476	3	Publico	1
	2PT1442	4	Particular	1
	2PT0008	5	Publico	277
	2PT1187	6	Particular	1
	2PT0273	7	Publico	136
	2PT0505	8	Publico	38
	2PT0341	9	Publico	95
	2PT0274	10	Publico	180
	2PT0006	11	Publico	296
	2PT1078	12	Particular	1
	2PT0005	13	Publico	297
	2PT0234	14	Publico	153
	2PT0474	15	Publico	11
<b>Lagoa</b>	2PT0488	16	Publico	79
	2PT0342	17	Publico	110
	2PT0303	18	Publico	254
	2PT0388	19	Publico	115
	2PT0009	20	Publico	219
<b>Lagoa 3</b>	2PT0007	21	Publico	541
	2PT1094	22	Particular	1
	2PT1151	23	Particular	1
	2PT0452	24	Publico	28
	2PT1091	25	Particular	1
	2PT1387	26	Particular	1
	2PT0399	27	Publico	12
	2PT0527	28	Publico	3
	2PT0377	29	Publico	14
	2PT0526	30	Publico	3
	2PT1408	31	Particular	1

S. Roque 2	2PT0467	32	Publico	143
	2PT0400	33	Publico	10
	2PT0498	34	Publico	59
	2PT0205	35	Publico	84
	2PT0030	36	Publico	240
	2PT0152	37	Publico	120
	2PT0100	38	Publico	149
	2PT0003	39	Publico	368
	2PT0507	40	Publico	43
	2PT0226	41	Publico	58
	2PT0232	42	Publico	123
	2PT0004	43	Publico	79
	2PT0335	44	Publico	297
	2PT0369	45	Publico	157
	2PT1076	46	Particular	1
	SE LAGOA	47		
	SE S.ROQUE (J10)	48		

A.4- Dados das Linhas da Rede de MT 10kV de Interligações São Roque e Lagoa (Ano 2013)

SAÍDAS	DESIGNAÇÃO ORIGINAL		NOVA DESIGNAÇÃO		LINHAS	L [m]	I_MAX	R [Ω/km]	X [Ω/km]
	DE	PARA	DE	PARA					
Lagoa 1	2PT0407	SE LAGOA	1	47	L01	284	420	0,160200005	0,09150000
	2PT0407	2PT0010	1	2	L02	1106	285	0,401100006	0,10140000
	2PT0476	2PT0010	3	2	L03	342	285	0,401100006	0,10140000
	2PT1442	2PT0476	4	3	L04	181	285	0,401100006	0,10140000
	2PT0008	2PT1442	5	4	L05	366	285	0,401100006	0,10140000
	2PT0008	2PT1187	5	6	L06	313	100	1,375800020	0,12220000
	2PT0273	2PT0008	7	5	L07	256	285	0,401100006	0,10140000
	2PT0505	2PT0273	8	7	L08	624	420	0,160200005	0,09150000
	2PT0273	2PT0341	7	9	L09	352	285	0,401100006	0,10140000
	2PT0341	2PT0274	9	10	L10	421	285	0,401100006	0,10140000
	2PT0006	2PT0274	11	10	L11	621	285	0,401100006	0,10140000
	2PT1078	2PT0006	12	11	L12	256	145	1,112699970	0,12180000
	2PT0005	2PT0006	13	11	L13	872	420	0,160200005	0,09150000
	2PT0234	2PT0005	14	13	L14	1008	420	0,160200005	0,09150000
	2PT0474	2PT0234	15	14	L15	290	420	0,160200005	0,09150000
Lagoa 2	2PT0488	SE LAGOA	16	47	L16	526	285	0,401100006	0,10140000
	2PT0342	2PT0488	17	16	L17	211	285	0,160200005	0,09150000
	2PT0303	2PT0342	18	17	L18	596	285	0,401100006	0,10140000
	2PT0388	2PT0303	19	18	L19	722	285	0,401100006	0,10140000

	2PT0009	2PT0303	20	18	L20	929	285	0,401100006	0,10140000
Lagoa 3	2PT0007	SE LAGOA	21	47	L21	2185	285	0,401100006	0,10140000
	2PT0007	2PT1094	21	22	L22	371	100	1,375800020	0,12220000
	2PT0007	2PT1151	21	23	L23	520	129	0,869800034	0,11300000
	2PT0452	2PT0007	24	21	L24	404	285	0,401100006	0,10140000
	2PT1091	2PT0452	25	24	L25	902	285	0,401100006	0,10140000
	2PT1387	2PT1091	26	25	L26	537	285	0,401100006	0,10140000
	2PT1387	2PT0399	26	27	L27	627	420	0,160200005	0,09150000
	2PT0527	2PT0399	28	27	L28	505	420	0,160200005	0,09150000
	2PT0377	2PT0527	29	28	L29	391	420	0,160200005	0,09150000
	2PT0527	2PT0526	28	30	L30	517	420	0,160200005	0,09150000
2PT1408	2PT0377	31	29	L31	8	420	0,160200005	0,09150000	

SR2	2PT0467	SE S.ROQUE	32	48	L32	1008	420	0,160200005	0,09150000
	2PT0400	2PT0467	33	32	L33	322	420	0,160200005	0,09150000
	2PT0400	2PT0498	33	34	L34	517	420	0,160200005	0,09150000
	2PT0498	2PT0205	34	35	L35	786	420	0,160200005	0,09150000
	2PT0205	2PT0030	35	36	L36	270	420	0,160200005	0,09150000
	2PT0030	2PT0152	36	37	L37	710	420	0,160200005	0,09150000
	2PT0152	2PT0100	37	38	L38	787	420	0,160200005	0,09150000
	2PT0100	2PT0003	38	39	L39	442	420	0,160200005	0,09150000
	2PT0003	2PT0507	39	40	L40	465	420	0,160200005	0,09150000
	2PT0507	2PT0226	40	41	L41	917	420	0,160200005	0,09150000

	2PT0226	2PT0232	41	42	L42	757	420	0,160200005	0,09150000
	2PT0004	2PT0226	43	41	L43	594	420	0,160200005	0,09150000
	2PT0335	2PT0226	44	41	L44	895	420	0,160200005	0,09150000
	2PT0335	2PT0369	44	45	L45	1295	420	0,160200005	0,09150000
	2PT0369	2PT1076	45	46	L46	350	420	0,160200005	0,09150000
	2PT0232	2PT0004	42	43	L47	650	420	0,160200005	0,09150000
Inter. Conexões	2PT0369	2PT0474	45	15	L48	691	420	0,160200005	0,09150000
	2PT0007	2PT0388	21	19	L49	699	285	0,401100006	0,10140000
	2PT0341	2PT0526	9	30	L50	487	420	0,160200005	0,09150000
	2PT0377	2PT0006	29	11	L51	430	285	0,401100006	0,10140000



# Multi-Objective Optimization of Radial Distribution Networks Using An Effective Implementation of the $\varepsilon$ -constraint Method

Nikolaos G. Paterakis, Sergio F. Santos,  
João P. S. Catalão  
Univ. Beira Interior, Covilhã, INESC-ID and IST, Univ.  
Lisbon, Lisbon, Portugal  
nikpaterak@gmail.com; sdfsantos@gmail.com;  
catalao@ubi.pt

Anastasios G. Bakirtzis  
Aristotle Univ. of Thessaloniki  
Thessaloniki, Greece  
bakiana@eng.auth.gr

**Abstract**—Distribution Systems (DS) are usually structured as weakly-meshed but the majority of them operate with a radial topology, mainly in order to accommodate the protection coordination. Obtaining the optimal radial configuration under several criteria has been an active research topic for more than two decades. Because of the computational burden and the non-linearity of the problem, the majority of the proposed methods and techniques, single or multi-objective, use various meta-heuristics. In this paper, the DS reconfiguration problem, respecting the radiality constraints is formulated as a Multi-Objective Mixed-Integer Linear Programming (MILP) problem. An adequate representation of the Pareto set is produced using an improved implementation of the  $\varepsilon$ -constrained method. The objective is to determine the optimal radial configuration during several time intervals, minimizing the active power losses and the cost emerging from the switching operations. The proposed methodology is tested using a 16-node sample system.

**Index Terms**— Distribution system reconfiguration;  $\varepsilon$ -constraint method; Losses; switching cost; multi-objective optimization.

## NOMENCLATURE

### A. Sets And Indices

$i$  ( $I$ ) index (set) of nodes.  
 $b$  ( $B$ ) index (set) of branches.  
 $t$  ( $T$ ) index (set) of time intervals.  
 $p$  ( $P$ ) index (set) of points that are used to approximate the non-linear function of losses.  
 $\Omega_i^f$  subset of nodes that are substations.  
 $\Omega_i^{dg}$  subset of nodes that have DG.  
 $\Omega_i^s$  subset of nodes that have ESS.  
 $\Omega_i^{de}$  subset of nodes with DG or ESS ( $\Omega_i^{dg} \cup \Omega_i^s$ ).  
 $\Omega_i^t$  subset of transfer nodes.  
 $\Omega_b^i, \Omega_b^j$  mapping of nodes and branches that are defined as  $(i, j)$ .

### B. Parameters

$N$  number of nodes.  
 $N^f$  number of substation nodes.  
 $N^{de}$  number of nodes that have DG or ESS.  
 $k_i^d$  fictitious demand of node  $i$ .  
 $D_{i,t}$  demand of node  $i$  during period  $t$  [kW].  
 $f_b^{max}$  flow limit of branch  $b$  [kW].  
 $p_i^{f,max}$  maximum power that substation of node  $i$  can provide [kW].  
 $p_i^{dg,max}$  maximum power that DG of node  $i$  can provide [kW].

$X_p$  X- coordinate of point  $p$  that is used for approximation.  
 $Y_p$  Y- coordinate of point  $p$  that is used for approximation.  
 $SC_b$  switching cost of branch  $b$  [€].  
 $CE_i$  charging efficiency of the ESS of node  $i$ .  
 $DE_i$  discharging efficiency of the ESS of node  $i$ .  
 $CR_i$  charging rate of node  $i$  [kW].  
 $DR_i$  discharging rate of node  $i$  [kW].  
 $SOE_i^{max}$  maximum state-of-energy of ESS of node  $i$  [kWh].  
 $SOE_i^{min}$  minimum state-of-energy ESS of node  $i$  [kWh].

### C. Variables

$p_{b,t}^{loss}$  power losses of branch  $b$  during period  $t$  [kW].  
 $C_{b,t}^{sw}$  switching cost of branch  $b$  during period  $t$  [€].  
 $x_{b,t}$  binary variable- 1 if branch  $b$  is closed during period  $t$ , else 0.  
 $y_{i,t}$  auxiliary binary variable that is used to properly handle transfer nodes.  
 $k_{b,t}$  fictitious flow through branch  $b$  during period  $t$ .  
 $k_{i,t}^g$  fictitious generation of node  $i$  during period  $t$ .  
 $f_{b,t}$  flow through branch  $b$  during period  $t$  [kW].  
 $p_{i,t}^f$  power provided by substation of node  $i$  during period  $t$  [kW].  
 $p_{i,t}^{dg}$  power provided by DG of node  $i$  during period  $t$  [kW].  
 $p_{i,t}^{dis}$  discharging power of the ESS of node  $i$  during period  $t$  [kW].  
 $P_{i,t}^{ch}$  charging power of the ESS of node  $i$  during period  $t$  [kW].  
 $z_{b,t,p}$  SOS2 variables that are used to approximate the power losses.  
 $E_{b,t}$  approximate value of the square of the flow through branch  $b$  during period  $t$  [kW<sup>2</sup>].  
 $SOE_{i,t}$  state-of-energy of ESS of node  $i$  during period  $t$  [kWh].  
 $y_{i,t}^s$  binary variable- 1 if ESS of node  $i$  is charging during period  $t$ , else 0.  
 $z_{i,t}^s$  binary variable- 1 if ESS of node  $i$  is discharging during period  $t$ , else 0.

## B.2-Trabalho Resultantes Desta Dissertação (Submetido à conferência da IEEE PES GM 2014, já com a segunda revisão efectuada)

1

# Electrical energy storage systems supporting increased penetration of renewables in islanded systems

E.M.G. Rodrigues<sup>a,b</sup>, A.W. Bizuayehu<sup>a</sup>, S.F. Santos<sup>a</sup>, J. Contreras<sup>c</sup>,  
J.P.S. Catalão<sup>a,d,e\*</sup>

<sup>a</sup> *University of Beira Interior, R. Fonte do Lameiro, 6201-001 Covilha, Portugal*

<sup>b</sup> *ALSTOM, Future Tech. Execution, Zentralstrasse 40, 5242 Birr, Switzerland*

<sup>c</sup> *E.T.S. de Ingenieros Industriales, Univ. Castilla-La Mancha, 13071 Ciudad Real, Spain*

<sup>d</sup> *INESC-ID, R. Alvez Redol, 9, 1000-029 Lisbon, Portugal*

<sup>e</sup> *IST, University of Lisbon, Av. Rovisco Pais, 1, 1049-001 Lisbon, Portugal*

---

### Abstract

Nowadays, with the large-scale penetration of distributed and renewable energy resources, Electrical Energy Storage (EES) stands out for its ability of adding flexibility, controlling intermittence and providing back-up generation to electrical networks. It represents the critical link between the energy supply and demand chains and, moreover, a key element for increasing the role and attractiveness of renewable generation into the power grid, providing numerous technical and economic benefits to the power system stakeholders. On islanded systems and micro-grids, being updated about the state-of-the-art of EES systems and their benefits becomes even more relevant. Hence, in the present paper a comprehensive study and analysis of EES leading technologies' main assets, research issues, global market figures, economic benefits and technical applications is provided. Special emphasis is given to EES on islands, studying their particular requirements, the most appropriate technologies and existing operating projects throughout the world.

*Keywords:* Storage technologies, Renewables penetration, Islanded systems.

---

### 1. Introduction

In the past, power systems utilities have operated in its simpler form via one-way transportation from large power plants distant from the point of consumption. With the introduction of distributed and renewable energy resources, Electrical Energy Storage (EES) applications (after long disregard) are making a comeback, upon the recognition and technological advancement of its role in adding flexibility, controlling intermittence and provide uninterrupted power supply to the network [1].

Electric power is a commodity that may be wasted if it is not preserved or consumed. In particular, the electricity generated using renewable energy resources (such as solar and wind generation, which do not work all the time and have huge fluctuations due to their stochastic nature) is difficult to adjust in response to the demand needs.

Therefore, storage media is necessary for the provision of flexibility as well as to avoid stability problems in future energy systems [1]-[3], since it is not feasible anymore to consider building more inefficient, over-designed and expensive power plants as an ultimate solution. In addition higher portion of renewable generation and distributed generation lead to large-scale integration fundamental problem, which is finding a balance between electricity

# Coordination of Smart-Household Activities for the Efficient Operation of Intelligent Distribution Systems

Nikolaos G. Paterakis, Sergio F. Santos,  
and João P. S. Catalão  
Univ. Beira Interior, Covilhã, INESC-ID and IST, Univ.  
Lisbon, Lisbon, Portugal, nikpaterak@gmail.com;  
sdfsantos@gmail.com; catalao@ubi.pt

Ozan Erdinc  
Arel University  
Istanbul, Turkey  
ozanerdinc@gmail.com

Anastasios G. Bakirtzis  
Aristotle Univ. of Thessaloniki  
Thessaloniki, Greece  
bakiana@eng.auth.gr

**Abstract**— Because of the development of enabling technologies such as appropriate metering infrastructure and communication possibilities, the smart-grid vision has started being implemented. Smart appliances and Plug-in Electric Vehicles (PEV) at the residential end-user premises constitute a typical example. Though, a distribution system (DS) that has been designed and operated by a distribution system operator (DSO) for decades considering only inflexible consumers has to be equipped with appropriate operating strategies and technological upgrades in order to adapt to the new conditions. This study firstly examines the case in which PEV have penetrated in the DS without any supportive operational strategy. Next, a coordination strategy employed from the DSO for the EV charging together with the scheduling of smart-appliances is proposed. In both cases, the selection of the daily optimal radial configuration of the DS is considered in order to facilitate the operational goals of the DSO. The optimality criterion is the minimization of the active power losses and both cases are compared in means of operational performance.

**Index Terms**— Coordinated EV charging; distribution system; losses minimization; real-time pricing.

## NOMENCLATURE

### A. Set and Indices

( $t$ ) $T$  (index) set of time periods.  
( $i$ ) $N$  (index) set of nodes.  
( $b$ ) $B$  (index) set of branches.  
( $h$ ) $H$  (index) set of residential consumers.  
 $H^i$  set of households of node  $i$ .  
 $\Omega_i^f$  subset of substation nodes.  
( $m$ ) $M^h$  (index) set of smart-appliances of residential consumer  $h$ .

### B. Variables

$p_{b,t}^{loss}$  power losses of branch  $b$  during period  $t$  [kW].  
 $x_{b,t}$  binary variable- 1 if branch  $b$  is active during period  $t$ , else 0.  
 $C_{b,t}^{sw}$  binary variable- 1 if branch  $b$  changes status, else 0.  
 $f_{b,t}$  active power flow of branch  $b$  during period  $t$  [kW].  
 $p_{i,t}^f$  total active power provided by substation at node  $i$  during period  $t$  [kW].  
 $p_{i,t}^{f,load}$  active power provided by substation at node  $i$  during period  $t$  to cover demand [kW].  
 $D_{i,t}$  load of node  $i$  during period  $t$  [kW].  
 $P_{h,t}^H$  load of house  $h$  during period  $t$  [kW].  
 $z_{b,t,p}$  SOS2 variables that are used to approximate the power losses.

$F_{b,t}$  approximate value of the square of the flow through branch  $b$  during period  $t$  [ $kW^2$ ].  
 $P_{h,t}^C$  charging power of EV of house  $h$  during period  $t$  [kW].  
 $P_{m,h,t}^A$  power of smart-appliance  $m$  of house  $h$  during period  $t$  [kW].  
 $u_{h,m,t}$  binary variable- 1 if smart-appliance  $m$  of house  $h$  is ON during period  $t$ , else 0.  
 $y_{h,m,t}$  binary variable- 1 if smart-appliance  $m$  of house  $h$  starts during period  $t$ , else 0.  
 $z_{h,m,t}$  binary variable- 1 if smart-appliance  $m$  of house  $h$  stops during period  $t$ , else 0.

### C. Parameters

$card(N)$  number of nodes.  
 $SN$  total number of switching operations during the day.  
 $f_b^{max}$  flow limit of branch  $b$  [kW].  
 $P_i^{f,max}$  maximum power that feeder of node  $i$  can provide [kW].  
 $X_p$  X- coordinate of point  $p$  that is used for approximation.  
 $Y_p$  Y- coordinate of point  $p$  that is used for approximation.  
 $P_{h,t}^{in}$  inelastic load of house  $h$  during period  $t$  [kW].  
 $CR_h$  charging rate of the EV of house  $h$  [kW].  
 $t_h^a$  arrival time of the EV of house  $h$ .  
 $t_h^d$  departure time of the EV of house  $h$ .  
 $SOC_h^{max}$  maximum state-of-energy of the EV of house  $h$  [kWh].  
 $SOC_h^{ini}$  initial state-of-energy of the EV of house  $h$  [kWh].  
 $CE_h$  charging efficiency of the EV of house  $h$  [kWh].  
 $AE_{h,m}$  energy requirement of smart-appliance  $m$  of house  $h$  [kWh].  
 $RP_{h,m}$  rated power of smart-appliance  $m$  of house  $h$  [kWh].  
 $T_{h,m}^{dur}$  required operation time of smart-appliance  $m$  of house  $h$ .  
 $F_{h,m}$  period in which the operation of smart-appliance  $m$  of house  $h$  should be finished.  
 $S_{h,m}$  period in which the operation of smart-appliance  $m$  of house  $h$  should be started.

## I. INTRODUCTION

Technological advances in control systems and communications that allow bi-directional flow of information, together with raised environmental concerns that promote the penetration of distributed generation (DG) such as rooftop photovoltaic panels and the electrification of the personal automobile have turned the Distribution System (DS) into an active part of the power system [1]. The application of smart

